

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Чорноморський національний університет
імені Петра Могили
Факультет комп'ютерних наук
Кафедра інтелектуальних інформаційних систем

ДОПУЩЕНО ДО ЗАХИСТУ

Завідувач кафедри інтелектуальних
інформаційних систем, д-р техн. наук, проф.
_____ Ю. П. Кондратенко
«___» _____ 2022 р.

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Інформаційна система прогнозування курсу
криптовалют

Спеціальність 124 «Системний аналіз»

124 – МКР – 607. 21610222

Студент _____ О. Д. Скубак

«__» лютого 2022 р.

Консультант _____ І. А. Калініна
канд. техн. наук, доцент

«__» лютого 2022 р.

Миколаїв – 2022

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ.....	5
ВСТУП.....	7
1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ОБРАНОЇ ЗАДАЧІ	10
1.1 Криптовалюта.....	10
1.1.1 Загальні відомості	10
1.1.2 Історія.....	11
1.1.3 Ринок біткойнів	13
1.1.4 Біткойн як валюта	15
1.2 Актуальність криптовалют	19
1.3 Обговорення існуючих підходів до вирішення задачі прогнозування курсу криптовалют	20
1.4 Фундаментальний аналіз.....	25
1.4.1 Проблема фундаментального аналізу криптовалют	26
1.5 Формалізація постановки задачі.....	26
Висновки розділу 1	27
2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ, МЕТОДИ, ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ.....	27
2.1 Опис обраного методу	27
2.1.1 Настанова регресії.....	27
2.1.2 Нейронні мережі	30
2.1.3 ARIMA із зовнішніми регресорами	31
2.2 Оцінка якості побудованої моделі	32
Висновки до розділу 2	33

3	МОДЕЛЮВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ	34
3.1	Вибір мови програмування	34
3.2	Модулі та бібліотеки	35
3.3	Алгоритм роботи.....	35
3.4	Вибір моделі регресора	36
3.5	Аналіз алгоритму роботи системи	36
3.6	Аналіз роботи системи	38
	Висновки до розділу 3	43
4	МЕТОДИЧНА ЧАСТИНА	45
	Лабораторна робота №1	46
	Лабораторна робота №2	60
5	ОЦІНКА УМОВ ПРАЦІ ТА ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ БЕЗПЕКИ ПЕРСОНАЛУ НА ДИСТАНЦІЙНІЙ РОБОТІ В УМОВАХ НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЙ	66
5.1	Оцінка умов праці на робочому місці розробника андроїд додатків	66
5.1.1	Загальні вимоги до комп'ютеризованих робочих місць.....	66
5.1.2	Оцінка умов праці в робочому приміщенні приватного сектору та заходи щодо їх покращення	68
5.1.3	Визначення необхідної системи опалення	72
5.2	Заходи забезпечення безпеки персоналу в умовах надзвичайної ситуації .	78
5.2.1	Заходи безпеки під час поведінки	78
5.2.2	Заходи безпеки під час короткого замикання	81
	Висновки до розділу 5	84
	ВИСНОВКИ.....	85
	СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	87

ДОДАТОК А.....	90
ДОДАТОК Б.....	96

Кафедра інтелектуальних інформаційних систем
Інформаційна система прогнозування курсу криптовалют
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

BTC – біткоїн

НМ – нейронна мережа

ПП – програмний продукт

MSE – середньоквадратична похибка

Пояснювальна записка

до магістерської кваліфікаційної роботи

на тему:

«Інформаційна система прогнозування курсу криптовалют»

Спеціальність 124 «Системний аналіз»

124 – МКР – 607.21610222

Студент _____ О. Д. Скубак

«__» лютого 2022 р.

Консультант _____ І. А. Калініна

канд. техн. наук, доцент

«__» лютого 2022 р.

Миколаїв – 2022

ВСТУП

Прогнозування часових рядів можна використовувати в різних сферах, наприклад, для прогнозування змін клімату, коливань населення, попиту на будь-який персонал та фінансових ринків. Економічні часові ряди є однією з найбільш захоплюючих і практичних галузей, яка може дати блискуче уявлення про фінансові ринки. Існує багато різних фінансових часових рядів, таких як ціни на акції та облигації, ціни на енергоносії тощо. Моделі часових рядів, інші процеси та їх зміни можна відстежувати, щоб розпізнати, що сталося і що станеться в майбутньому. У фінансових сферах багато різних цифрових валют аналізуються з різних аспектів.

Криптовалюта – це передовий ресурс, призначений для функціонування як торговий механізм, який використовує надійну криптографію для перевірки грошових обмінів; кожним його блоком можна керувати за допомогою різних додатків. Криптографічні форми грошей використовують децентралізований контроль, а не вбудовані комп'ютеризовані готівкові та координаційні фінансові системи. Децентралізований контроль над кожною цифровою валютою працює за допомогою інновацій, що розповсюджуються, як правило, блокчейну, який заповнюється як відкрита бюджетна база даних обміну. Біткойн, вперше запущений як програмування з відкритим кодом 2009, зазвичай розглядається як основні децентралізовані цифрові гроші. З моменту появи біткойна було створено понад 4000 різних цифрових валют, таких як Ethereum, Litecoin, Zcash тощо. Bitcoin став одним із найпопулярніших активів на ринку криптовалют. На відміну від традиційних кредитних валют, біткойн дозволяє людям переказувати гроші або купувати товари через однорангову платіжну мережу без централізованого регулюючого органу.

Криптовалюти мають середні, дисперсії та коваріації, які змінюються з часом, що називається нестационарним. Нестационарна поведінка може бути випадковими блуканнями, тенденціями, циклами або комбінаціями цих трьох. Нестационарні дані непередбачувані і не можуть бути змодельовані чи прогнозовані. Результати, отримані з використанням нестационарних часових

рядів, можуть бути помилковими, оскільки вони можуть вказувати на зв'язок між двома змінними, де однієї не існує. Щоб отримати достовірні результати, нестационарні дані необхідно перетворити в стаціонарні. На відміну від нестационарного процесу зі змінною дисперсією та середнім, яке не залишається близьким або повертається до довгострокового середнього з часом, стаціонарний процес повертається навколо постійного довгострокового середнього і має постійну дисперсію, незалежну від час. Використання нестационарних даних часових рядів дає ненадійні та помилкові результати та призводить до поганого розуміння та прогнозування у фінансових моделях. Рішення проблеми полягає в перетворенні даних часового ряду так, щоб вони стали стаціонарними.

Існує кілька видів мотивації для часових рядів, які підходять для різних цілей. Наприклад, підгонка кривої - це шлях до розробки кривої або математичної функції, яка найкраще підходить до серії фокусів інформації, апроксимація функції, вибір функції з дуже сильно охарактеризованого класу, який чітко координує («приблизно») цільова функція в явному порядку, передбачення та прогнозування тощо. Прогнозування та прогнозування у часових рядах розробляються різними моделями, такими як авторегресія (AR), ковзне середнє (MA), авторегресійне ковзне середнє (ARMA), авторегресійне інтегроване рухоме Середня (ARIMA), авторегресивна умовна гетероскедастичність (ARCH), узагальнена авторегресивна умовна гетероскедастичність (GARCH), адаптивна нейро-нечітка система висновку (ANFIS),

Отже, **об'єктом дослідження** магістерської кваліфікаційної роботи є система прогнозування курсу криптовалют.

Предметом дослідження є засоби і технології аналізу для прогнозування курсу криптовалют.

Мета роботи полягає у підвищенні ефективності систем прогнозування курсу криптовалют.

До складових **задач роботи** варто віднести:

- дослідження існуючих систем прогнозування;

- огляд сучасних методів, що можуть підвищити ефективність прогнозування;
- аналіз та вибір найкращого методу для підвищення ефективності;
- проектування системи прогнозування криптовалют;
- програмна реалізація системи;
- розробка документації (у вигляді пояснювальної записки до магістерської кваліфікаційної роботи).

Практичне значення полягає в тому, що використання розробленої системи допоможе у прогнозуванні можливого курсу криптовалют.

Дана магістерська робота пройшла апробацію на всеукраїнській науково-практичній конференції молодих вчених, аспірантів і студентів. Вона складається з шести розділів. Кожен розділ відповідно присвячений: аналізу предметної області, математичним моделям і методам, використаним у магістерській роботі, моделюванню і проектуванню рекомендаційної системи музичного контенту, аналізу отриманих результатів, охороні праці, методичній частині магістерської роботи. Загальний обсяг роботи – 99 сторінок. Магістерська кваліфікаційна робота містить 2 додатки, 22 рисунків, 6 таблиць і посилання на 26 літературних джерел.

1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ОБРАНОЇ ЗАДАЧІ

1.1 Криптовалюта

1.1.1 Загальні відомості

Криптовалюта є підмножиною цифрової валюти, але вона стала основним типом цифрової валюти з дуже відмінними характеристиками від інших цифрових валют, які випускаються централізовано та циркулюють у певному географічному положенні. Будучи цифровими активами, фундаментальну цінність криптовалют важко усвідомити. Ці криптовалюти є наслідком різних досягнень у багатьох дисциплінах, таких як інформатика, економіка та криптографія. Зростаюча популярність криптовалюти добре відзначена. У звітах зазначено, що станом на 2017 рік кількість активного використання криптовалютних гаманців становила від 2,9 до 5,8 мільйонів.

Блокчейн — це технологія, яка лежить в основі Ethereum, Bitcoin та інших криптовалют. Це мережа, яка використовує криптографію та децентралізовані книги для торгівлі цифровою валютою або токенами. Децентралізована функція дозволяє спільний запис даних кільком організаціям і забезпечує безпеку, а також консенсус. Ethereum — це технологія другого покоління, що використовує блокчейн, і вона була розроблена, зокрема, як децентралізована платформа смарт-контрактів. Модель створення депозитарію цінних паперів з використанням технології блокчейн була запропонована в 2016 році.

Криптовалюти надзвичайно корисні для створення токена валюти, і такий депозитарій також вимагає моделі з відкритим кодом, децентралізованої системи, повної мови сценаріїв Turing, моделі контролю доступу серед іншого вимоги. На додачу, Блокчейн повинен прийняти галузеві стандарти та позиціонувати себе у фінансовій екосистемі, а також повинен бути сумісним для взаємодії з іншими системами облікових записів. Це важливе застосування, оскільки депозитарію цінних паперів є важливою рівень, від якого залежать багато інших систем.

Технологія блокчейн здатна покращити поточний процес обробки інформації та даних фінансовими установами, тому багато фінансових

організацій використовують цю технологію. Цю технологію також можна застосувати до всієї фінансової системи, а не лише до однієї установи. Зараз багато центральних банків розглядають можливість застосування блокчейн у фінансовій інфраструктурі, наприклад, Корея, Сінгапур та кілька інших країн вже зробили кроки до широкомасштабних організацій, орієнтованих на блокчейн, і кілька установ вже включили блокчейн для покращення своїх поточних бізнес-процесів.

Ринки криптовалют характеризуються великими і повторюваними арбітражними можливостями між різними біржами. Ці відмінності в ціні більші, якщо розглядати різні країни, і менші між криптовалютами. Такі відмінності також зберігаються протягом декількох годин, а в деяких випадках вони можуть зберігатися протягом днів і тижнів. Ринки криптовалют значно відрізняються від традиційних ринків у тому сенсі, що вони не мають жодних положень, які б гарантували, що інвестори отримують найкращу ціну під час торгівлі. Ось чому арбітражі важливі на ринках криптовалют, оскільки вони можуть торгувати на різних ринках. Але через контроль над капіталом арбітражникам важко експериментувати з різними стратегіями торгівлі. Кореляція в арбітражних спредах між країнами є більшою для тих країн, які мають суворий контроль над капіталом, і меншою для країн з відносно відкритою економікою. Це може свідчити про те, що інвестори вище цінують криптовалюту в країнах з менш розвиненими ринками капіталу. Аналіз зв'язку між потоками чистих замовлень і цінами різних криптовалют проливає світло на можливі причини цих відмінностей у ціні.

1.1.2 Історія

У 1983 році американський криптограф Девід Чаум задумав анонімні криптографічні електронні гроші, які називалися ecash [3]. Пізніше, в 1995 році, він втілював задум у вигляді Digicash – ранню форму криптографічних електронних платежів, яка вимагала програмного забезпечення користувача для вилучення банкнот і призначення певних зашифрованих ключів, перш ніж він

міг бути відправлений одержувачу [4]. Це дозволило цифровій валюті бути невидимою для банку-емітента, уряду чи третій стороні.

У 1996 році NSA опублікувала статтю «Як зробити монетний двір: криптографія анонімних електронних грошових коштів» [5], яка описує систему криптовалюти, вперше опубліковану в списку розсилки MIT, а потім у 1997 році в «The American Law Review» (т. 46, Випуск 4).

У 1998 році Вей Дай опублікував опис "b-money" [6], анонімної розподіленої електронної системи готівки. Незабаром після цього Нік Сабо створив "Bit Gold" [7]. Як і біткойн та інші криптовалюти, які слідують за ним, Bit Gold була електронною валютною системою, яка вимагала від користувача завершення proof-of-work функції з рішеннями, які криптографічно складаються та публікуються. Валютна система, що базується на багаторазовому proof-of-work, була пізніше створена Галь Фніні, яка стежила за роботою Дай і Сабо.

Перша децентралізована криптовалюта, біткойн, була створена в 2009 році псевдонімом розробника Сатоши Накамото [8]. Вона використовувала SHA-256, криптографічну хеш-функцію, як свою proof-of-work схему. У квітні 2011 року було створено Namecoin як спробу створення децентралізованої DNS [9], що дозволить зробити інтернет-цензуру дуже складною. Незабаром після жовтня 2011 року був анонсований Litecoin [10]. Це була перша успішна криптовалюта, яка використовувала Script як свою хеш-функцію замість SHA-256. Інша помітна криптовалюта, Peercoin була першою, що використовувала гібрид proof-of-work / proof-of-stake [11]. ІОТА була першою криптовалютою, яка не була заснована на блокчейні, а замість цього використовує Tangle [12]. Побудований на спеціальному блоці, Проект Dіvі дозволяє легко обмінюватися між валютами з електороного гаманця та надає можливість використовувати особисту ідентифікаційну інформацію для транзакцій.

Було створено багато інших криптовалют, що були неуспішними, оскільки вони не привели до технічних інновацій. 6 серпня 2014 року Великобританія оголосила, що казначейству було доручено провести

дослідження криптовалют, яку роль вони зможуть грати в економіці Великобританії та чи слід розглядати регулювання.

Джордж Келлі, засновник компанії Robocoin, 20 лютого 2014 року запустив перший банкомат Bitcoin у Сполучених Штатах. Кіоск, встановлений в Остіні, штат Техас схожий на банківські банкомати, але має сканери, щоб прочитати ідентифікацію, видану державою, таку як водійські права або паспорт для підтвердження ідентичності користувачів. До вересня 2017 року було встановлено 1574 біткойн-банкоматів по всьому світу з середньою платою 9,05%. У вересні 2017 року в день було встановлено в середньому по 3 банкомату.

Відомо, що сам термін криптовалюта (cryptocurrency) вперше був використаний у матеріалі Forbes про Bitcoin в 2011-му році. Він так приглянувся і до читачів, і поклонникам нової віртуальної валюти, що незабаром почав характеризувати всю цю нішу.

1.1.3 Ринок біткойнів

Оскільки біткойн є міжнародним і псевдоанонімним, кількість користувачів важко точно оцінити (Segendorf, 2014). Один із способів — підрахувати кількість гаманців: CoinDesk, одне з провідних джерел новин про біткойн, оцінило їх у 5,3 мільйона в червні 2014 року — у сім разів більше, ніж у липні 2013 року.⁸ Однак, оскільки у користувача може бути більше одного гаманця, а багато гаманців можуть бути неактивними, ця оцінка, ймовірно, буде перевищувати кількість користувачів. Якщо в усьому світі налічується 2,9 мільярда користувачів Інтернету⁹, очевидно, що теперішні власники біткойнів широко розкидані і що система, можливо, ще не досягла критичної маси (Evans, 2014; Grover, 2014).

Перша покупка за допомогою біткойн відбулася 22 травня 2010 р. Ласло Ханьєч, програміст із Флориди, за дві піци на суму 10 000 біткойнів (Bilton, 2013; Wallace, 2014; Yermack, 2013), що буде еквівалентно 6,36 мільйонам доларів на 1 липень

2014. Однак з тих пір мережа поступово розширювалася і тепер включає в себе такі приклади, як американський інтернет-магазин Overstock.com, WordPress, Dell і Universal Store в Microsoft. Вікіпедія приймає пожертвування в біткойнах, Google може визначити для них коефіцієнт конвертації, а PayPal оброблятиме біткойн-платежі для продавців (Мішкін, 2014).

Провайдери платіжних послуг відіграють важливу роль у розвитку такої системи, як біткойн. У традиційних карткових платіжних системах банки відіграють ключову роль. Однак на ринку електронної комерції найбільший успіх засвідчили небанківські постачальники платіжних послуг, такі як PayPal. Їх зростання пов'язано з інноваціями в обробці процесу оплати, завдяки наданню зручного інтерфейсу, який мотивував клієнтів частіше робити покупки в Інтернеті. У випадку з біткойнами, здавалося б, складність механізмів, необхідних для роботи криптовалюти, означає, що багато компаній ухилялися від прямого прийому платежів. Це створило нішу для стартапів, які спеціалізуються на обслуговуванні транзакцій від імені постачальників. Ці постачальники платіжних послуг додають цінність, оскільки, окрім обробки транзакцій, вони беруть на себе ризик, пов'язаний із коливаннями вартості криптовалюти, і передають вітчизняну валюту торговцям. Найвідомішими провайдерами є BitPay (Bryans, 2014) і Coinbase (Brito et al., 2014), і вони значною мірою відповідають за швидке збільшення кількості трейдерів, які приймають біткойн. Цілком імовірно, що інновації, запроваджені постачальниками платіжних послуг, дадуть значний поштовх для майбутнього зростання криптовалют, так само як PayPal допоміг стимулювати покупки в Інтернеті.

Більшість людей не будуть добувати біткойни, а купувати їх. Їх можна придбати безпосередньо в іншого користувача, але найзручнішим способом є «біржові платформи». Вони працюють в режимі реального часу і дозволяють торгувати традиційними валютами за біткойн і навпаки (Європейський центральний банк, 2012). Платформи є сполучною ланкою між системою Bitcoin і платіжними системами окремих країн. Після роздрібною торгівлі це найважливіша зона контакту між системою біткойн і реальною економікою.

Обмінні майданчики працюють як закриті системи та торгівля всередині не зареєстровані в блокчейні. Зараз у всьому світі існують десятки торгових платформ біткойн. Найбільшими є китайські OKCoin і BTC China, англійські Bitstamp і болгарські BTC-e, середній щоденний оборот цих чотирьох платформ становить приблизно 42 мільйони доларів.¹⁰ Однак ці платформи не регулюються законом і не гарантують захист клієнтів так само, як регульовані ринки, що робить їх використання ризикованим. Найпомітнішим прикладом небезпеки для інвесторів був, мабуть, крах японської гори Гокс, яка була однією з перших онлайн-платформ для торгівлі біткойнами і протягом кількох років була лідером у цій сфері (Brito et al., 2014; Bryans, 2014). Хоча на піку свого розвитку в липні 2011 року компанія стверджувала, що здійснила понад 80% транзакцій на ринку з цією криптовалютою (Cawrey, 2013), до лютого 2014 року вона подала заяву про банкрутство зі збитками до 460 мільйонів доларів (Макміллан, 2014). Випадки Mt. Gox та інші збої біржових платформ призвели до закликів до регулювання.

1.1.4 Біткойн як валюта

Журналісти, аналітики та фінансові установи часто обговорюють грошову вартість біткойна (Ali, Berrdear, Clews, & Southgate, 2014; Blundell-Wignall, 2014; European Central Bank, 2012; Grover, 2014; Nathan, 2014). Біткойн не забезпечений будь-яким товаром або дорогоцінним металом, які б гарантували його вартість, і тому подібний до інших фіатних валют, які діють сьогодні. Однак, на відміну від інших національних валют, біткойн не підтримується юридичними гарантіями прийняття урядом і не приймається для погашення податкових зобов'язань (Blundell-Wignall, 2014). Безпека власників біткойн базується на довірі до математичних законів і вірі в технологічні рішення. Для деяких користувачів володіння біткойнами є засобом вираження протистояння традиційному фінансовому сектору, який втратив довіру через недавню фінансову кризу (Bradbury, 2013).

Вартість біткойна щодо долара та інших валют визначається на відкритому ринку так само, як і багато національних законних платіжних

засобів (Brito & Castillo, 2013). У біткойн спостерігається набагато більша волатильність його обмінних курсів порівняно з іншими світовими валютами та золотом (Yermack, 2013), що може бути пов'язано з відносною неліквідністю ринку біткойн. Крім того, володіння біткойнами не створює жодних грошових потоків, а це означає, що немає засобів для визначення його фундаментальної вартості (Blundell-Wignall, 2014). Без такого контрольного показника раптове зростання ціни біткойнів не можна назвати спекулятивною бульбашкою. Однак деякі з спостережуваної поведінки інвесторів, схоже, відповідають «теорії великого дурня», оскільки їхня оцінка біткойна, здавалося, заснована на вірі в продовження висхідної траєкторії (Бланделл-Вігналл,

Той факт, що пропозиція біткойнів є відносно стабільною - кількість монет асимптотично обмежена 21 мільйоном і визначається математичним алгоритмом - говорить про те, що деякі інвестори будуть тримати їх як засіб збереження вартості, що зменшує його ефективність як засобу обміну. . Дослідження в травні 2012 року показало, що до 73% адрес лише отримують біткойни і не надсилають їх (Ron & Shamir, 2013). Раткліфф (2014) підтверджує це, стверджуючи, що близько 11% біткойнів залишалися невикористаними за адресами понад 4 роки, а 39% — більше року.¹¹ Це узгоджується із законом Грешема-Коперника (Krueger & Na, 1995), який стверджує, що там, де діють дві валюти, гроші, які розглядаються як кращий засіб збереження вартості, будуть накопичуватися, а нижчі гроші використовуватимуться для транзакцій. Але якщо віра в біткойни випарується, це зміниться, і власники масово захочуть їх швидко витратити. Накопичення може призвести до підвищення купівельної спроможності валюти, що, у свою чергу, несе ризик запуску дефляційної спіралі та рецесійних тенденцій, як зазначають (European Central Bank, 2012; Grinberg, 2012). Подібну ситуацію можна було б передбачити, якщо реальні темпи зростання перевищують зростання грошової маси, а швидкість обігу грошей залишається незмінною (Vöhme et al., 2014; Krugman, 2013).

Як видно з обговорення вище, біткойн потенційно може мати певний вплив на монетарну політику центральних банків, принаймні з теоретичної точки зору. Якщо зробити це ще на крок, то значна заміна національних валют

біткойнами означатиме зменшення переваг, отриманих від сеньоражу (друкування та карбування нових грошей), оскільки в економіці біткойн ці доходи захоплюються майнерами. Ця втрата потенційно може призвести до фінансових проблем. По-друге, неможливість надрукувати додаткові гроші за складних обставин робить операції кредитора останньої інстанції набагато складнішими, піддаючи ризику банківське обслуговування часткових резервів. Крім того, заздалегідь визначена пропозиція грошей серйозно підриває можливість проведення антициклічної монетарної політики. Якщо ціни та зарплати липкі, спроби протидіяти дефляційному тиску будуть беззубими, що, у свою чергу, може призвести до рецесії та високого рівня безробіття (див., наприклад, Azariadis & Stiglitz (1983)). Якщо, з іншого боку, ціни та заробітна плата демонструють ідеальну гнучкість, економіка буде швидко адаптуватися, але доведеться нести тягар високих витрат на меню (Sheshinski & Weiss, 1977). Витрати, пов'язані з частими змінами номінальних цін і переукладенням трудових контрактів, дійсно можуть бути нетривіальними.

Занепокоєння також було викликано раніше появою електронних грошей (Bank for International Settlements, 1996; Європейський центральний банк, 1998; Європейський валютний інститут, 1994). Це питання продовжує досліджуватися, але консенсусу щодо того, чи є ризик реальним, так і не було (Bounie & Soriano, 2003; Freedman, 2000; Friedman, 1999, 2000; Goodhart, 2000; King, 1999; Tanaka, 1996). Зрештою, вплив електронних грошей виявився незначним, насамперед через низьку популярність, залишаючи лише потенційну загрозу сеньоражу (Boeschoten & Hebbink, 1996). Реально, ми не повинні очікувати, що біткойн матиме значний вплив на політику центральних банків, оскільки, на відміну від електронних грошей, він не є сурогатом законного платіжного засобу і не може використовуватися для державних фінансів або для погашення податкових боргів.

Багато побоювання, пов'язані з впливом біткойна на макроекономіку, можливо, також були перебільшені. На даний момент вартість біткойнів в обігу невелик порівняно зі світовим ВВП, і ця інновація служить лише «трансляційною», а не «функціональною» валютою. Продавці зазвичай

фіксують ціни на товари та послуги в національній валюті, і це лише оплата еквівалентної суми, яка здійснюється за допомогою біткойн за поточним обмінним курсом. Тому ми можемо сказати, що в даний час біткойн в електронній комерції використовується для цілей розрахунків. Ціни на товари та послуги, виражені в цій криптовалюті, є абсолютно еластичними, тому робота цієї платіжної системи навряд чи спричинить додаткову номінальну жорсткість. Це має значно зменшити будь-які макроекономічні наслідки, пов'язані з біткойнами.

У світлі вищесказаного може виявитися, що більш перспективним підходом є розгляд біткойн як платіжної системи та оцінка її через призму мережевої економіки. Добре відомо, що споживча корисність збільшується з розміром мережі, що в літературі позначається як «мережевий зовнішній ефект» (Katz & Shapiro, 1985), «ефект мережі» (Liebowitz & Margolis, 1994) або «позитивний ефект». зовнішність розміру» (Economides, 1993). Легко уявити, що вибір фізичної особи платіжного інструменту може бути мотивований поширеністю його прийняття в роздрібній торгівлі. Аналогічно, продавці надають пріоритет установці платіжної інфраструктури для інструментів, які вже широко використовуються. Таким чином, існування критичної маси може бути одним із факторів, що сприяють подальшому впровадженню інновацій у сфері платежів, і цей мережевий ефект спостерігався для кредитних карток (Chakravorti, 2010) та банківських переказів (Milne, 2006). Як ми зазначали раніше, мережевий ефект був стимульований на початковому етапі, коли біткойни виступали як засіб інвестування для деяких перших користувачів. Оскільки покупка товарів і послуг є фактично альтернативним засобом погашення інвестицій в біткойн, кожен інвестор є потенційним покупцем. Це означає, що нелегко відокремити мотиви інвестування та платежі, тому ми разом проаналізуємо їх у цій роботі. мережевий ефект був стимульований на початковому етапі, коли біткойни діяли як засіб інвестування для деяких перших користувачів. Оскільки покупка товарів і послуг є фактично альтернативним засобом погашення інвестицій в біткойн, кожен інвестор є потенційним покупцем. Це означає, що нелегко відокремити мотиви

інвестування та платежі, тому ми разом проаналізуємо їх у цій роботі. мережевий ефект був стимульований на початковому етапі, коли біткойни діяли як засіб інвестування для деяких перших користувачів. Оскільки покупка товарів і послуг є фактично альтернативним засобом погашення інвестицій в біткойн, кожен інвестор є потенційним покупцем. Це означає, що нелегко відокремити мотиви інвестування та платежі, тому ми разом проаналізуємо їх у цій роботі.

1.2 Актуальність криптовалюти

З кожним роком криптовалюти набувають все більш широкого поширення. Цьому сприяв розвиток ІТ-технологій. Зараз багато людей працюють у віддаленому режимі. Популярністю користуються інтернет-покупки та розрахунок за товари у режимі онлайн. Все це призвело до появи електронних грошей, якими зручніше розраховуватися. Ними користуються фізичні та юридичні особи з різними цілями. При цьому якщо раніше існувало кілька варіантів криптовалюти, то зараз їх з'явилася досить велика кількість. При виборі важливо вивчити особливості, переваги та недоліки електронних грошей. Зараз багато людей прагнуть купити криптовалюту. Існує три основні способи отримання доходу за її допомогою:

- торгівля на спеціалізованих біржах;
- майнінг криптовалют за допомогою власної ферми;
- видобуток криптовалюти за допомогою хмарного майнінгу.

Сам майнінг є дуже непростим обчислювальним процесом. Він дає можливість комп'ютерам, які можуть бути в різних місцях, вирішувати математичні завдання, що призводять до створення біткоінов. У разі забезпечується висока безпека.

Багато людей вирішують купити майнер. Подібні пристрої в наш час поширені і мають безліч видів, однак вони є кращим рішенням, ніж ферми на відеокартах, оскільки приносять своїм власникам великий прибуток. Варто скласти валютний список, який би генерувався за певним алгоритмом. Таким чином, вдасться дати адекватну оцінку можливостей ферми.

На сьогоднішній день в області криптовалют максимально затребуваним є хмарний майнінг. Він має такі важливі переваги:

простота використання навіть для новачка. Немає необхідності в наявності спеціальних знань, оскільки необхідно лише здійснити оплату і розпочати отримання прибутку;

відсутність необхідності купівлі будь-якої техніки та супутніх аксесуарів. Все необхідне для виробництва криптовалют ви орендуєте.

Хмарний майнінг буде ідеальним рішенням для тих людей, які недостатньо сильно розуміються на технічних тонкощах і нездатні самотужки робити налаштування ПЗ або здійснювати якесь складання обладнання. Тож подумайте саме про такий варіант. В результаті ви отримаєте чимало переваг. Їх на власному досвіді оцінили багато людей.

1.3 Обговорення існуючих підходів до вирішення задачі прогнозування курсу криптовалют

Walletinvestor. Компанія пропонує коротко або довгостроковий прогноз курсу криптовалют на сайті <https://walletinvestor.com/forecast>. Методи, використані для прогнозу не розголошуються та є комерційними. Вигляд сайту продемонстровано на рисунках 1.1 та 1.2

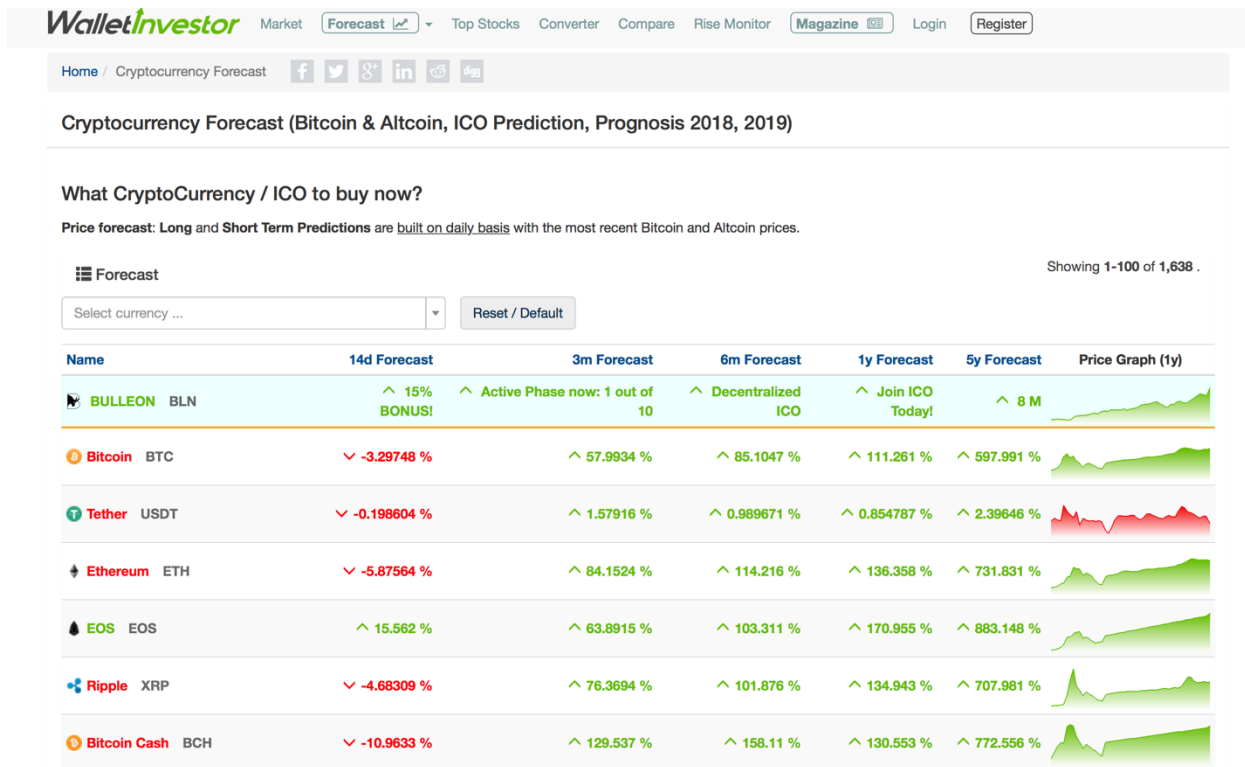


Рис. 1.1. Вид сайту с прогнозами Walletinvestor

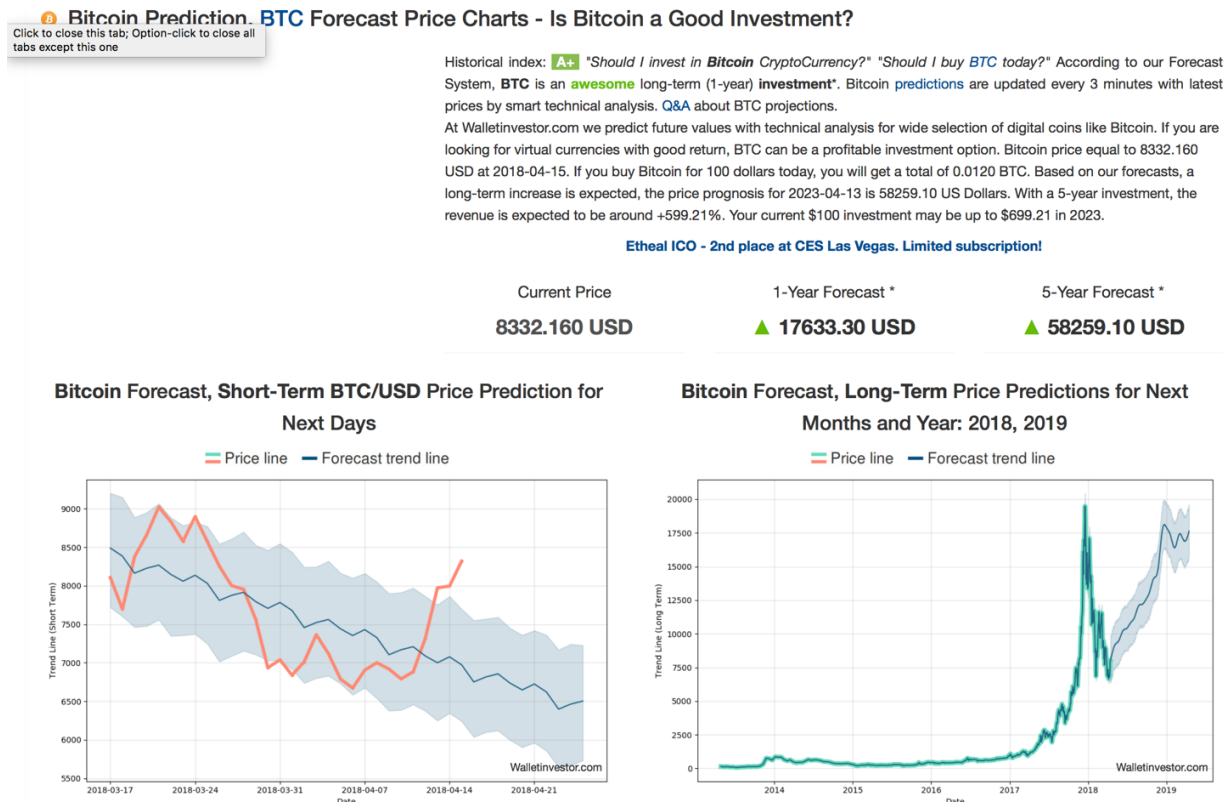


Рис. 1.2. Вид сайту Walletinvestor з прогнозами стосовно до Bitcoin

Walletinvestor.com був запущений у 2017 році, щоб задовольнити попит ринку на якісні та безкоштовні технічні прогнози курсів криптовалют.

З початку 2018 року сайт надає прогнози для більш ніж 50 000 акцій, кількох тисяч пар Forex, понад 10 000 фондів та найважливіших товарів.

До середини 2019 року Walletinvestor.com надав технічний аналіз і прогнози для понад 50 000 фінансових продуктів разом, а потім з'явилися перші преміальні функції, такі як користувацькі прогнози (преміальні користувачі можуть створювати прогнози на основі часових рамок, які вони встановили раніше) або розпізнавання шаблонів діаграм. .

Belinvestor. Компанія пропонує тільки короткостроковий прогноз криптовалют на сайті <https://belinvestor.com/cryptocurrencies/>. Методи, використані для прогнозу також не розголошуються і є комерційними. Вигляд сайту продемонстровано на рис. 1.3 та 1.4.

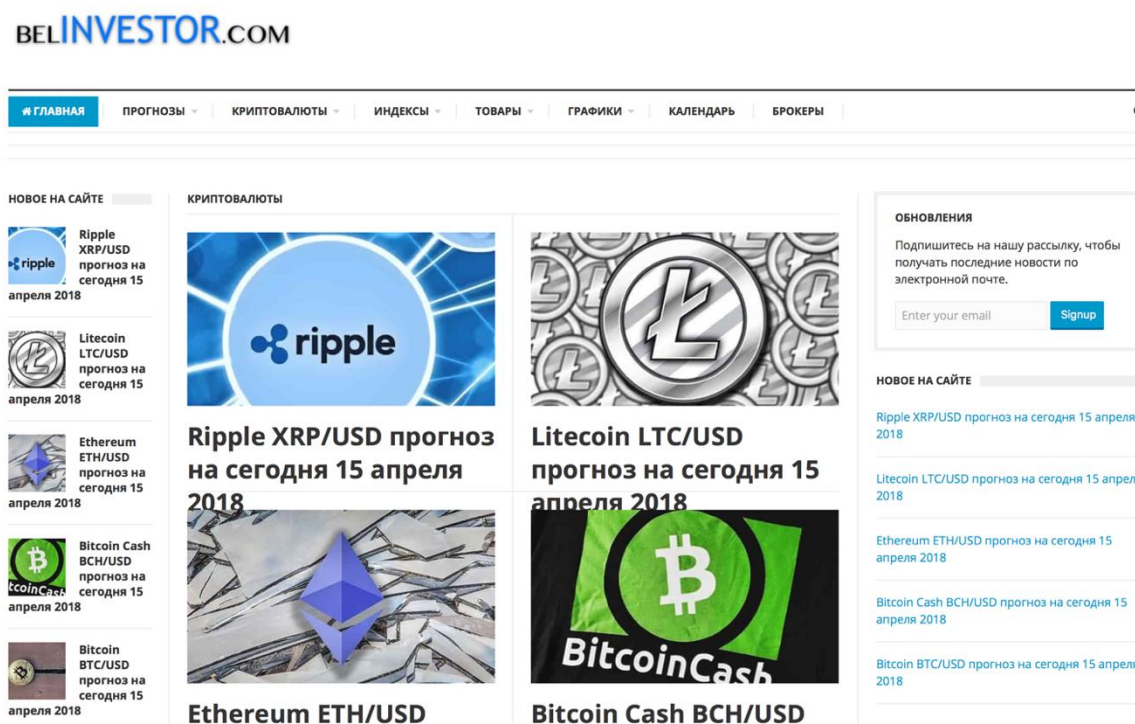


Рис. 1.3. Вид сайту с прогнозами Belinvestor

Bitcoin Cash BCH/USD прогноз на сьогодні 15 апреля 2018

👤 BELINVESTOR 🕒 Апрель 15, 2018 💬 0 Comment

Профессиональная аналитика для трейдинга

Bitcoin Cash BCH/USD торгується на рівні 750.24. Котирунки криптовалюти торгуються вище рівня скользящей середней с периодом 55, что указывает на наличие бычьей тенденции по Bitcoin Cash. На данный момент котировки криптовалюты движутся вблизи средней границы полос индикатора Bollinger Bands. Ожидается тест уровня 710.50, откуда стоит ожидать попытку продолжения роста и дальнейшего развития восходящей тенденции с целью вблизи уровня 850.40.

Bitcoin Cash BCH/USD прогноз на сегодня 15 апреля 2018



рис. 1.4. Вид сайту Belinvestor с прогнозами стосовно до Bitcoin

У **NeuroShell Trader** Ви можете працювати з кількома фінансовими інструментами. Для цього просто додайте необхідні інструменти на робочий лист. Нейронна мережа або індикатор, побудований для одного фінансового інструменту, автоматично застосовуються до всіх інструментів, які Ви вкажете. Якщо Ви забажаєте, буде оброблено весь портфель без будь-яких додаткових зусиль з Вашого боку! Після того, як Ви застосували свої мережі, Ви можете побачити результати кожного інструменту Вашого портфеля. **NeuroShell Trader** дозволяє користувачеві отримати важливу статистику та іншу інформацію щодо застосування торгових стратегій та нейронних мереж до Ваших даних. Натиснувши кнопку **Prediction Analysisy** Майстері Прогнозів, Ви отримаєте докладний звіт, який містить, наприклад, середньорічний відсоток прибутку для тренувального та екзаменаційного наборів, дати початку/кінця тренувального та екзаменаційного наборів,

середній річний відсоток прибутку для кожного інструменту та багато інших параметрів.

Coincheckup. Крім анонсів ICO, платформа пропонує безліч корисних розділів: аналітичний, у якому розглядається інвестиційна стратегія на цей час; питання та відповіді про крипто, основний аналіз та порівняння найбільших криптовалют; розділ про ринок, в якому можна знайти інформацію про нинішню ситуацію, огляд ринку, нові криптовалюти, а також списки найуспішніших і найпровальніших монет за останні 24 години. Coincheckup також пропонує розділ з прогнозом на майбутнє, який ґрунтується на ситуації на ринку та оглядах з інших платформ.

Map of coins. Map of coins розповідає нам про криптовалюти за допомогою цікавої інфографіки. Платформа також містить інформацію про технології кожної з найпопулярніших на сьогодні криптовалют. Поставивши певний критерій, платформа відображає ті чи інші монети на інфографіці, що допомагає розібратися в заплутаній ситуації на ринку.

Coinmarketcap. Один з найвідоміших та найбільших сайтів з аналітики криптовалют. Платформа надає всю основну інформацію щодо зростання цін на монети, ринкової капіталізації, нових криптовалютів, найбільших бірж, списків найкращих і найгірших проектів. На платформі є навіть розділ із крипто-глосарієм, де є найвідоміші терміни про світ криптовалют. Серед інших корисних інструментів платформи є навіть порівняльні дані щодо ситуації на ринку з 2013 року і до сьогодні.

CoinDance. Ще один ресурс, що надає дані про світ криптовалют, щоправда, спеціалізується він, насамперед, на біткоїні. На CoinDance можна знайти статистичні дані про користувачів біткоїну, історію зльоту та падінь монети, порівняння з іншими відомими криптовалютами, інформацію про юридичний статус біткоїну по всьому світу та багато іншого. Справжній гід у світі біткоїна!

CryptoCompare. Платформа надає інформацію про монети, біржі, майнінг, пули, гаманці. На додаток, на сайті є форум, де крипто-ентузісти можуть обмінятися досвідом та обговорити останні новини зі світу

криптовалют. Сервіс фокусується на тому, щоб надати інвесторам найбільш повну картину ринку для прийняття подальшого вдалого рішення про інвестиції. На платформі є безкоштовне API з унікальними даними. Всі дані платформа обробляє в онлайн режимі з сайтів найбільших криптовалютних бірж.

CryptoWatch. CryptoWatch збирає інформацію з бірж та надає відвідувачам графіки, за якими можна проаналізувати обсяги торгів та вартості криптовалют. На платформі немає нічого зайвого, крім графіків, однак є платна версія сайту для тих, хто збирається торгувати на декількох біржах одночасно, використовуючи один і той же аккаунт.

1.4 Фундаментальний аналіз

Фундаментальний аналіз (ФА) – це підхід, який використовуються інвесторами для встановлення «внутрішньої вартості» активу або бізнесу. Розглядаючи низку внутрішніх і зовнішніх факторів, їхня головна мета — визначити, чи є зазначений актив чи бізнес завищеним чи недооціненим. Потім вони можуть використовувати цю інформацію для стратегічного входження або виходу з позицій.

Технічний аналіз також дає цінні торгові дані, але він дає різні ідеї. Користувачі ТА вважають, що можуть передбачити майбутні зміни цін на основі минулих показників активів. Це досягається шляхом визначення свічкових моделей та вивчення основних індикаторів .

Традиційні фундаментальні аналітики зазвичай звертаються до бізнес-метрик, щоб з'ясувати, що, на їхню думку, є їх справжньою цінністю. Використовувані показники включають прибуток на акцію (скільки прибутку компанія отримує за кожен акцію в обігу) або співвідношення ціни та балансової вартості (як інвестори оцінюють компанію в порівнянні з її балансовою вартістю). Наприклад, вони можуть зробити це для кількох компаній у певній ніші, щоб з'ясувати, як їхні перспективні інвестиції стоять по відношенню до інших.

1.4.1 Проблема фундаментального аналізу криптовалют

Криптовалютні мережі не можна оцінювати через ту саму призму, що й традиційний бізнес. У всякому разі, більш децентралізовані пропозиції, такі як біткойн (BTC), ближче до товарів. Але навіть з більш централізованими криптовалютами (наприклад, випущеними організаціями), традиційні індикатори FA не можуть сказати нам багато чого.

Отже, нам потрібно звернути нашу увагу на різні рамки. Першим кроком у цьому процесі є визначення сильних показників. Під сильними ми маємо на увазі ті, в які нелегко зіграти. Наприклад, підписники Twitter або користувачі Telegram/Reddit, ймовірно, не є хорошими показниками, оскільки легко створити підроблені облікові записи або придбати взаємодію в соціальних мережах.

Важливо зазначити, що не існує єдиного показника, який міг би дати нам повну картину мережі, яку ми оцінюємо. Ми могли поглянути на кількість активних адрес на блокчейні і побачити, що воно різко збільшується. Але саме по собі це не говорить нам про багато. Наскільки ми знаємо, це може бути окремий актор, який переказує гроші туди-сюди собі з новими адресами щоразу.

У наступних розділах ми розглянемо три категорії показників крипто FA: показники в мережі, показники проекту та фінансові показники. Цей перелік не буде вичерпним, але він повинен дати нам гідну основу для подальшого створення індикаторів.

1.5 Формалізація постановки задачі

Розв'язувана настанова зводиться з наступної формальної математичної моделі:

$$R^* = R^* \left(d, R(d - d_f), R(d - d_f - 1), \dots, R(d - d_f - d_{mr}), T(d - d_f), T(d - d_f - 1), \dots, T(d - d_f - d_{mt}) \right),$$

де R^* – прогнозований курс біткоіна,

d – дата прогнозу в днях,

R – реальний курс біткоіна,

T – кількість постів у *Twitter* зі згадуванням *bitcoin* за день,

d_f – день прогнозу,

d_{mr} – кількість днів за які подаються дані реального курсу,

d_{mt} – кількість днів за які подаються дані з *Twitter*.

Висновки розділу 1

Задача прогнозування курсу криптовалют є достатньо новою, має ряд подібностей до задачі прогнозування курсу валют, але має і суттєві відмінності. На ринку присутні рішення даної задачі, проте зазвичай вони представлені у вигляді комерційного сервісу і не розкривають деталі реалізації. Вплив соціуму на курс криптовалют є достатньо суттєвим, проте слабо проаналізованим з математичної перспективи. На ринку криптовалют присутні багато спекулятивних та “хайпових” трендів, що зумовлені реакцією соціуму на деякі явища.

2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ, МЕТОДИ, ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ

2.1 Опис обраного методу

2.1.1 Настанова регресії

Регресійний аналіз — це статистичний метод для моделювання зв'язку між залежною (цільовою) і незалежною (прогнозною) змінною з однією або кількома незалежними змінними. Точніше, регресійний аналіз допомагає нам зрозуміти, як змінюється значення залежної змінної відповідно до незалежної змінної, коли інші незалежні змінні залишаються фіксованими. Він передбачає безперервні/реальні значення, такі як **температура, вік, зарплата, ціна** тощо.

Регресія — це методика навчання під наглядом, яка допомагає знайти кореляцію між змінними та дає нам змогу передбачити безперервну вихідну змінну на основі однієї або кількох змінних-провісників. В основному він

використовується для **передбачення, прогнозування, моделювання часових рядів і визначення причинно-наслідкового зв'язку між змінними** .

У регресії ми будемо графік між змінними, які найкраще відповідають заданим точкам даних, використовуючи цей графік, модель машинного навчання може робити прогнози щодо даних. Простіше кажучи, *«Регресія показує лінію або криву, яка проходить через усі точки даних на графіку цільового прогнозування таким чином, що відстань по вертикалі між точками даних та лінією регресії є мінімальною»*. Відстань між точками даних і лінією визначає, чи зафіксувала модель міцний зв'язок чи ні.

Деякі приклади регресії можуть бути такими:

- Прогноз дощу з використанням температури та інших факторів
- Визначення ринкових тенденцій
- Прогноз ДТП через необдумане водіння.

Термінології, пов'язані з регресійним аналізом:

Залежна змінна: головний фактор регресійного аналізу, який ми хочемо передбачити або зрозуміти, називається залежною змінною. Її також називають **цільовою змінною** .

Незалежна змінна: фактори, які впливають на залежні змінні або які використовуються для прогнозування значень залежних змінних, називаються незалежною змінною, також називаються **предиктором** .

Викиди: Викид — це спостереження, яке містить або дуже низьке значення, або дуже високе значення в порівнянні з іншими спостережуваними значеннями. Вибій може зашкодити результату, тому його слід уникати.

Мультиколінеарність: якщо незалежні змінні сильно корелюють одна з одною, ніж інші змінні, то така умова називається мультиколінеарністю. Він не повинен бути присутнім у наборі даних, оскільки він створює проблеми під час ранжирування змінної, що найбільше впливає.

Недооснащення та переобладнання: якщо наш алгоритм добре працює з навчальним набором даних, але погано з набором тестових даних, то така проблема називається **переобладнанням** . І якщо наш алгоритм погано працює

навіть із навчальним набором даних, то така проблема називається **недостатнім підбором** .

Як згадувалося вище, регресійний аналіз допомагає у прогнозуванні неперервної змінної. У реальному світі існують різні сценарії, коли нам потрібні певні прогнози на майбутнє, такі як погодні умови, прогнози продажів, маркетингові тенденції тощо, для такого випадку нам потрібна якась технологія, яка може робити прогнози більш точними. Тому для такого випадку нам потрібен регресійний аналіз, який є статистичним методом і використовується в машинному навчанні та науці про дані. Нижче наведено деякі інші причини використання регресійного аналізу:

- Регресія оцінює зв'язок між цільовою і незалежною змінною.
- Він використовується для пошуку тенденцій у даних.
- Це допомагає передбачити реальні/постійні значення.
- Виконуючи регресію, ми можемо впевнено визначити найважливіший фактор, найменш важливий фактор і те, як кожен фактор впливає на інші фактори .

Існують різні типи регресій, які використовуються в науці про дані та машинному навчанні. Кожен тип має власне значення для різних сценаріїв, але по суті всі методи регресії аналізують вплив незалежної змінної на залежні змінні. Тут ми обговорюємо деякі важливі типи регресії, які наведені нижче:

- Лінійна регресія
- Логістична регресія
- Поліноміальна регресія
- Регресія опорного вектора
- Регресія дерева рішень
- Випадкова регресія лісу
- Регресія хребта
- Регресія ласо:

2.1.2 Нейронні мережі

Нейронні мережі — це засіб машинного навчання, за допомогою якого комп'ютер навчається виконувати певне завдання, аналізуючи навчальні приклади. Зазвичай приклади були заздалегідь позначені вручну. Наприклад, система розпізнавання об'єктів може отримувати тисячі маркованих зображень автомобілів, будинків, чашок з кавою тощо, і вона знаходить візуальні шаблони на зображеннях, які послідовно співвідносяться з певними мітками.

Нейронна мережа, створена за моделлю людського мозку, складається з тисяч або навіть мільйонів простих вузлів обробки, які щільно з'єднані між собою. Більшість сучасних нейронних мереж організовано в шари вузлів, і вони мають «уперед», тобто дані переміщуються через них лише в одному напрямку. Окремий вузол може бути з'єднаний з кількома вузлами в шарі під ним, з яких він отримує дані, і декількома вузлами в шарі над ним, до яких він надсилає дані.

Кожному зі своїх вхідних з'єднань вузол призначає номер, відомий як «вага». Коли мережа активна, вузол отримує інший елемент даних — інше число — над кожним своїм з'єднанням і множить його на відповідну вагу. Потім отримані продукти додається разом, у результаті чого виходить єдине число. Якщо це число нижче порогового значення, вузол не передає дані наступному шару. Якщо число перевищує порогове значення, вузол «спрацьовує», що в сучасних нейронних мережах зазвичай означає надсилання числа — суми зважених вхідних даних — по всіх своїх вихідних з'єднаннях.

Коли нейронна мережа навчається, всі її ваги та пороги спочатку встановлюються на випадкові значення. Дані навчання надходять до нижнього шару — вхідного — і проходять через наступні шари, множаючись і складаючи разом, доки не потрапляють, радикально трансформовані, на вихідний шар. Під час тренування ваги та пороги постійно коригуються, доки дані навчання з однаковими мітками постійно дають подібні результати.

2.1.3 ARIMA із зовнішніми регресорами

Модель ARIMA можна розглядати як особливий тип регресійної моделі, в якій залежна змінна була стаціонаризована, а незалежні змінні — це всі лаги залежної змінної та/або лаги помилок — тому в принципі легко розширити модель ARIMA, щоб включити інформацію, надану провідними індикаторами та іншими екзогенними змінними: ви просто додаєте один або кілька регресорів до рівняння прогнозування.

Крім того, ви можете розглядати гібридну модель ARIMA/регресії як модель регресії, яка включає виправлення автокорельованих помилок. Якщо ви встановили множинну регресійну модель і виявите, що її залишкові ACF і PACF графіки відображають ідентифікований авторегресійний або ковзний середній «підпис» (наприклад, деяку значущу модель автокореляцій та/або часткових автокореляцій на перших кількох затримках та/або сезонне відставання), то ви можете розглянути можливість додавання термінів ARIMA (відставання залежної змінної та/або помилок) до моделі регресії, щоб усунути автокореляцію та ще більше зменшити середньоквадратичну помилку. Для цього потрібно просто переформувати модель регресії як модель ARIMA з регресорами,

Більшість високоякісного програмного забезпечення для прогнозування пропонує один або кілька варіантів для поєднання функцій ARIMA та кількох регресійних моделей. У процедурі прогнозування в Statgraphics ви можете зробити це, вказавши «ARIMA» як тип моделі, а потім натиснувши кнопку «Регресія», щоб додати регресори. (На жаль, ви обмежені 5 додатковими регресорами.) Коли ви додаєте регресор до моделі ARIMA в Statgraphics, він буквально просто додає регресор у праву частину рівняння прогнозування ARIMA. Щоб використовувати простий випадок, припустимо, що ви спочатку підібрали модель ARIMA(1,0,1) без регресорів. Тоді рівняння прогнозування, встановлене Statgraphics, таке:

$$\hat{Y}_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} - \theta_1 e_{t-1}$$

який можна переписати як

$$\hat{Y}_t - \phi_1 Y_{t-1} = \mu - \theta_1 e_{t-1}$$

Тепер, якщо ви додасте регресор X до моделі прогнозування, рівняння, встановлене Statgraphics, виглядає так:

$$\hat{Y}_t - \phi_1 Y_{t-1} = \mu - \theta_1 e_{t-1} + \beta(X_t - \phi_1 X_{t-1})$$

Таким чином, частина моделі AR (а також диференційне перетворення, якщо є) застосовується до змінної X точно так само, як вона застосовується до змінної Y до того, як X буде помножено на коефіцієнт регресії. Це фактично означає, що модель ARIMA(1,0,1) відповідає помилкам регресії Y на X (тобто ряд « Y мінус бета X »).

2.2 Оцінка якості побудованої моделі

Для оцінки моделі пропонується 3 критерії:

- MSE – середньоквадратична похибка;
- R^2 – коефіцієнт детермінації;
- SR – Success rate, процент вгаданих трендів.

Третій критерій відповідає відношенню успішно вгаданих стрибків курсу до усіх стрибків курсу. Нехай T (Tries) – кількість днів, для яких алгоритм прогнозував зміну курсу більш ніж в ϵ разів, а ST (Successful tries) – та кількість днів із них, для яких реальний тренд курсу співпав з прогнозованим. Тоді:

$$SR = \frac{ST}{T} * 100\%$$

Даний критерій набуває значень від 0% до 100%. Чим більше – тим краще.

Також модель можна оцінити якісно за наданими графіками похибки та графіками з одночасним відображенням прогнозованих значень та реальних.

Висновки до розділу 2

Для задачі регресії пропонується багато різних математичних моделей, кожна має свої сильні і слабкі сторони. Основними моделями, що можуть застосовуватись до задачі прогнозування курсу криптовалют є нейромережі та ARIMA із зовнішніми змінними.

3 МОДЕЛЮВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ

3.1 Вибір мови програмування

Python є високорівневою мовою програмування загального призначення. Належить до інтерпретованих мов. Тобто, написаний на Python код інтерпретується в момент звернення програмою-інтерпретатором без попередньої компіляції.

Автор Python - нідерландський інженер Гвідо ван Россум. Наприкінці 80-х цей фахівець працював у Centrum Wiskunde & Informatica – Національному дослідному інституті математики та інформатики, розташованому в Амстердамі. Тут Гвідо ван Россум розробляв мову ABC, призначену для навчання програмуванню.

Мова програмування "пайтон" - сайд-проект ван Россума. Гвідо вважав існуючі мови складними для розуміння та вивчення, тож почав працювати над власним проектом. Ван Россум планував зробити одночасно просту та потужну мову. Фахівець представив Python у 1991 році.

"Пайтон" - мультипарадигмальна мова програмування. Він підтримує об'єктно-орієнтований та структурний підходи, функціональне та аспектно-орієнтоване програмування. У Python використовується динамічна типізація. Тобто тип змінної визначається на момент привласнення значення. При зміні значення може змінюватися тип даних.

"Пайтон" підтримує функціональне програмування у традиціях мов сімейства Lisp. Ось деякі можливості:

- Функції вищих порядків filterта .mapreduce
- Генератори списків (list comprehensions).
- Генераторні вирази.
- Безліч.

Синтаксис Python є простим і зрозумілим для людей. У цій мові для виділення блоків коду застосовуються відступи, а не дужки.

```
def print_numbers(last_number):
    i = 1
    while i <= last_number:
        print(i)
        i = i + 1
    print('finished!')

print_numbers(3)
```

Філософія Python заохочує простоту, естетичність коду та ставлення до роботи, яке найпростіше висловити англійським словом fun – забава, жарт. Це частково описано у знаменитій збірці афоризмів Zen of Python (Дзен «пайтон»).

3.2 Модулі та бібліотеки

SciPy надає високоуровневі команди та класи для управління даними та візуалізації даних, що значительно збільшує потужність інтерактивного сеансу Python.

Помимо математических алгоритмів в SciPy, програмісту доступно все, від класів, веб-підпрограм та баз даних до паралельного програмування, що спрощує та прискорює розробку складних та спеціалізованих застосунків.

Оскільки SciPy має відкритий вихідний код, розробники по всьому світу можуть вносити свій внесок у розробку додаткових модулів, що дуже корисно для наукових застосунків, що використовують SciPy.

3.3 Алгоритм роботи

Алгоритм прогнозування отримує на вхід наступні дані:

- по-добову статистику: дата d , курс біткоїна R , кількість постів у Twitter зі словом bitcoin T ;
- період на який потрібно спрогнозувати курс - d_f
- період навчання мережі без прогнозування (використовується значення 60 днів);
- кількість днів за які статистика по курсу/кількості постів буде подаватись на входи нейронної мережі d_{fr} та d_{ft} .

Вхідні дані нормалізуються, форматуються та подаються у правильному порядку та кількості у регресор. Регресор навчається та прогнозує значення у режимі емуляції реального часу, тобто по такій схемі:

1. Додаються дані за день d_i , проводиться навчання регресора.
2. Обчислюється прогноз за день $d_i + d_f$.
3. Виконується п.1 для $d_i = d_i + 1$.

Пункт 2 пропускається перших 60 днів для початкового навчання регресора.

На виході система надає графік з одночасним відображенням прогнозу курсу біткоіна та реальними значеннями, також ПП обчислює значення критеріїв оцінки результату зазначених в п 2.4.

3.4 Вибір моделі регресора

Під час вибору алгоритму машинного навчання була вибрана нейронна мережа з наступних причин:

- нейронні мережі добре підходять для пошуку нелінійних залежностей;
- структуру нейронної мережі можна легко змінювати від простої одношарової з невеликою кількістю нейронів, до складних топологій з великою кількістю прихованих шарів та великою кількістю нейронів;
- перцептрон без прихованих шарів з лінійною функцією активацію є лінійною моделлю, тобто навіть лінійна залежність у даних може бути добре змодельована за допомогою нейронної мережі;
- виходячи з результатів досліджень та змагань, нейронні мережі дають точніші результати ніж інші моделі у більшості випадків;
- у ході аналізу роботи системи були виявлені залежності у даних, що не є лійними і погано апроксимуються лінійною моделлю
- наявність великої кількості ефективних і легких у використанні безкоштовних бібліотек по роботі з нейронними мережами.

3.5 Аналіз алгоритму роботи системи

В ході запуску системи з різними параметрами було проаналізовано вплив параметрів та топології нейронної мережі на якість результату.

Таблиця 3.1

Порівняння різних топологій НМ

№	Топологія НМ	SR	MSE	R ²	Time, s
1	100	50%	756943	0.85	0.9
2	100, 200, 100	56%	656738	0.88	2.3
3	100, 200, 500, 200, 100	67%	680645	0.87	8.8
4	100, 200, 500, 1000, 500, 200, 100	100%	640072	0.9	43.0

Таким чином оптимальним за співвідношенням якісних показників і часу роботи системи для подальшого аналізу був обраний варіант №3. Для реальних систем є сенс розглянути роботу системи на більш потужних компонентах та дослідити складніші топології.

Також проведено аналіз результатів в залежності від параметрів d_{fr} та d_{ft} , що впливають на кількість ознак на вході нейронної мережі.

Таблиця 3.2

Порівняння роботи системи в залежності від кількості ознак

№	d_{ft}	d_{fr}	SR	MSE	R ²
1	1	0	83%	646553	0.88
2	6	0	88%	668800	0.87
3	13	0	67%	645185	0.88
4	13	1	75%	651037	0.88
5	13	6	75%	668690	0.88
6	13	13	100%	683554	0.89

Виходячи з результатів було обрано варіант №6 з найбільшою кількістю даних.

3.6 Аналіз роботи системи

Для тестування системи вибрані дані про курс біткоіна та кількість постів у Твіттері з 30 травня 2013 по 30 грудня 2017. Результати наведені у таблиці 4.3.

Таблиця 3.3

Результати роботи ПП

№	Вхідні параметри		Вихідні дані			
	d_f	ϵ	T	SR	MSE	R ²
1	1	0.2	30	63%	101529	0.98
2	7	0.25	14	79%	281897	0.95
3	14	0.2	33	79%	657906	0.88
4	30	0.3	5	100%	1519361	0.73

Результат для наборів даних 1, 2, 3, 4 відображений відповідно на рис. 4.1-4.7. На рисунках результатів осі ординат відповідає курс біткоіна в доларах США, осі абсцис – дати від 30 травня 2013 (0.0) до 30 грудня 2017 (1.0), червоним зображено реальний курс біткоіна, синім – курс, що прогнозує система. На рисунках похибок осі ординат відповідають відносні похибки в процентах, осі абсцис – дати від 30 травня 2013 (0.0) до 30 грудня 2017 (1.0).

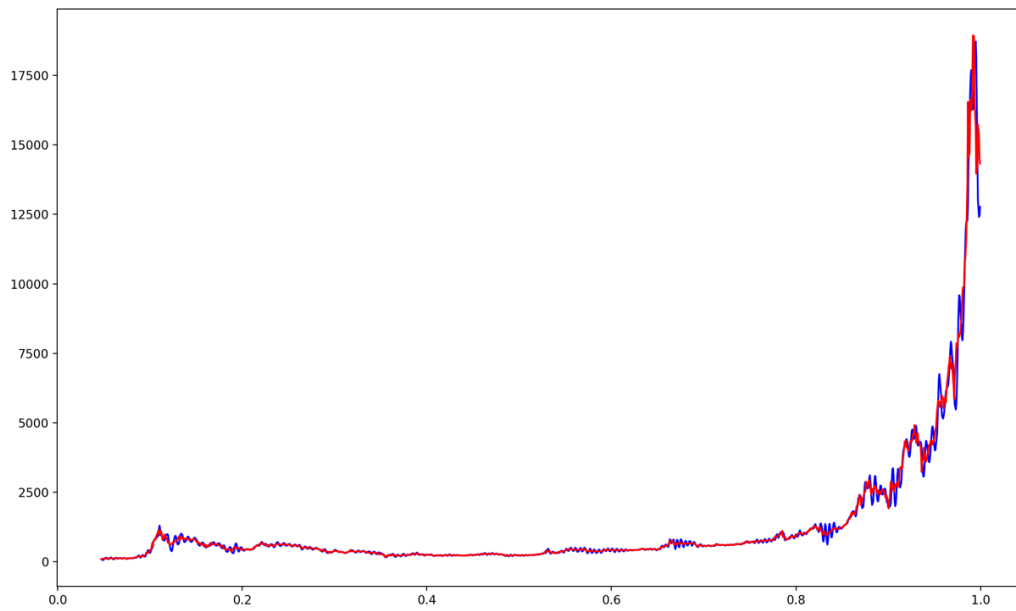


Рис. 3.1. Результати роботи систему на наборі даних 1

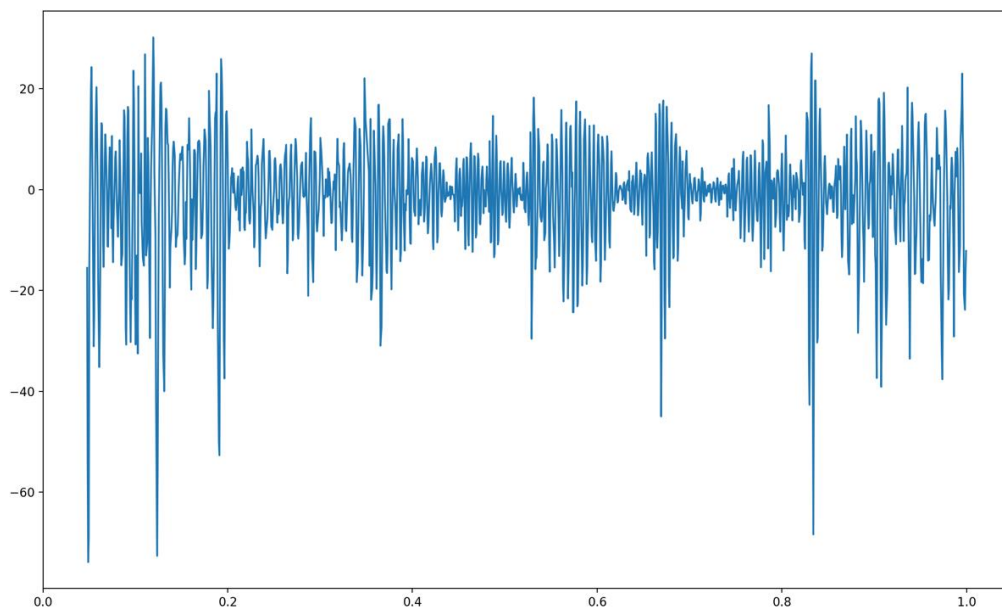


Рис. 3.2. Похибка системи на наборі даних 1

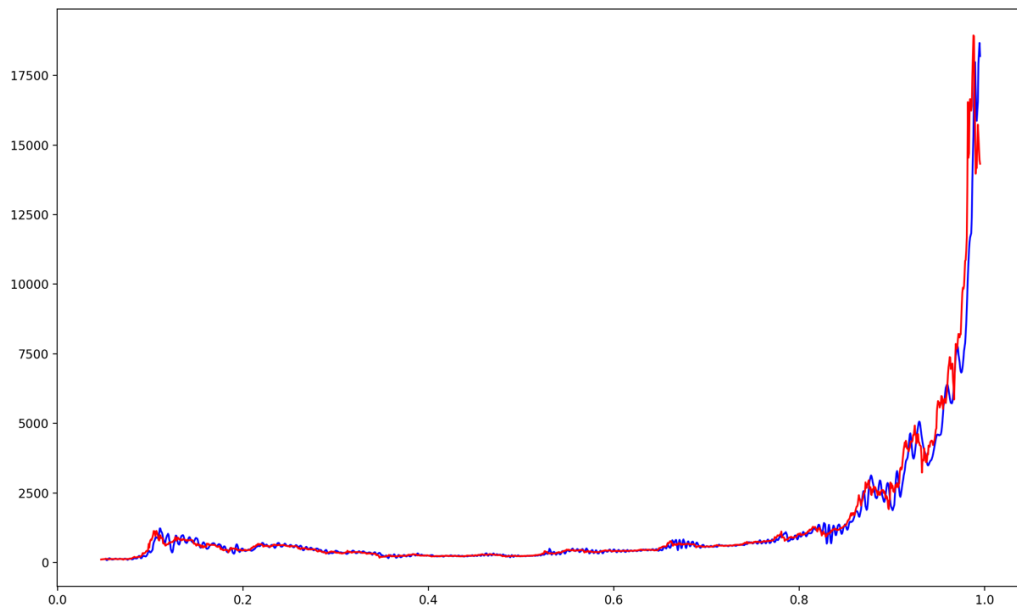


Рис. 3.3. Результати роботи систему на наборі даних 2

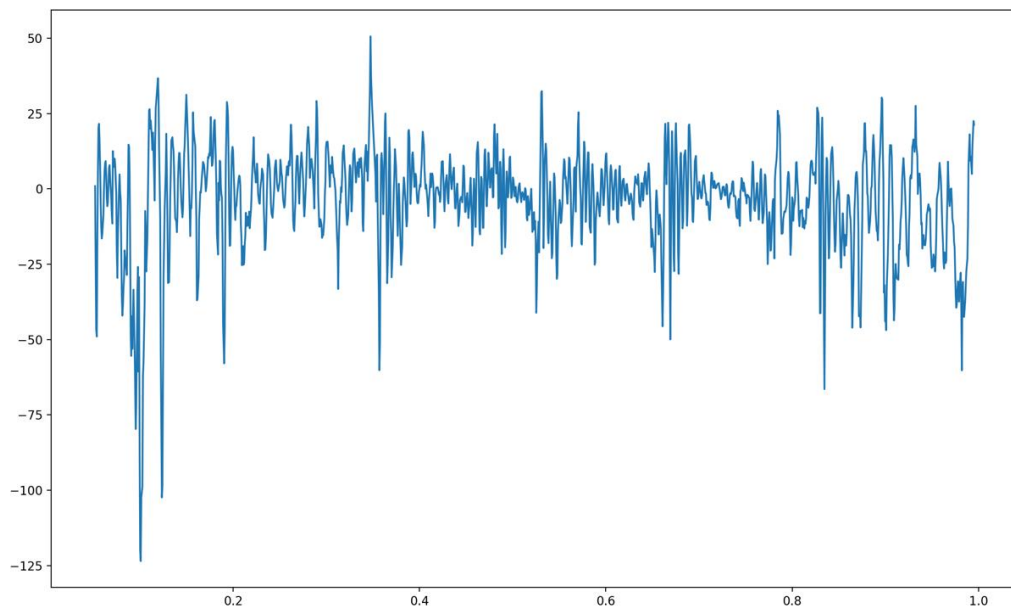


Рис. 3.4. Похибка системи на наборі даних 2

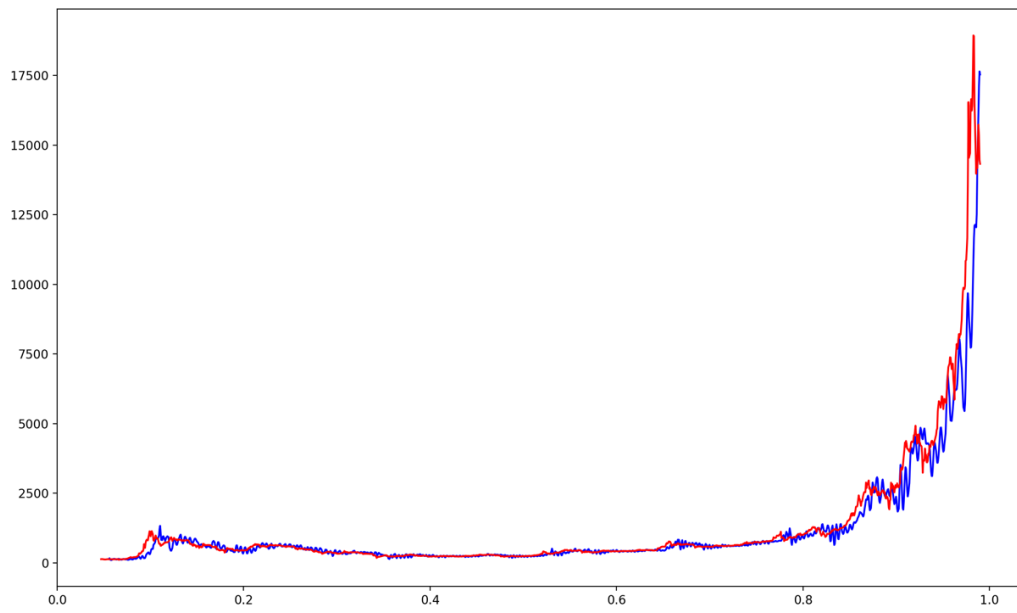


Рис. 3.5. Результати роботи систему на наборі даних 3

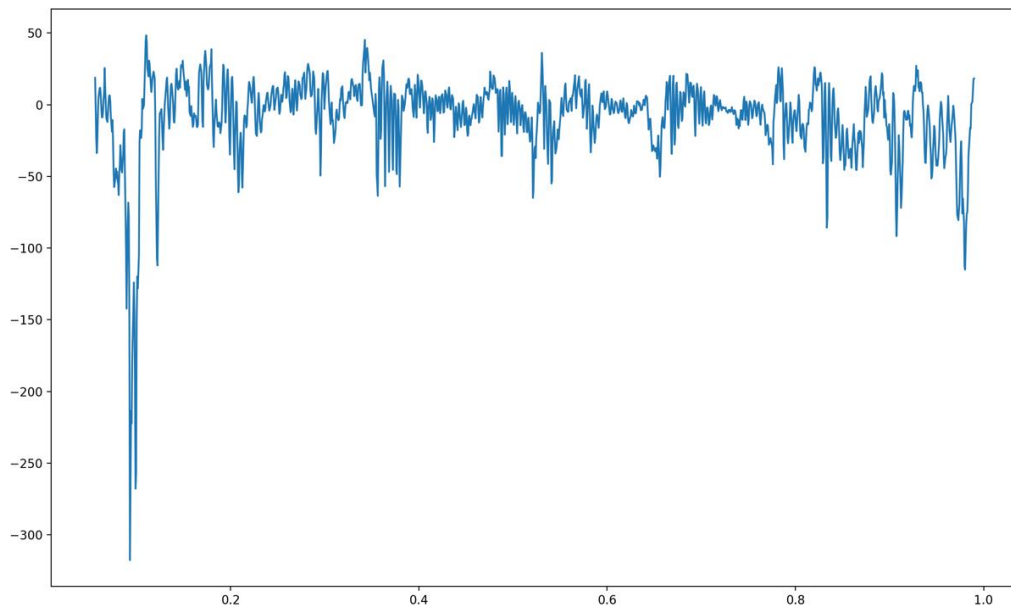


Рис. 3.6. Похибка системи на наборі даних 3

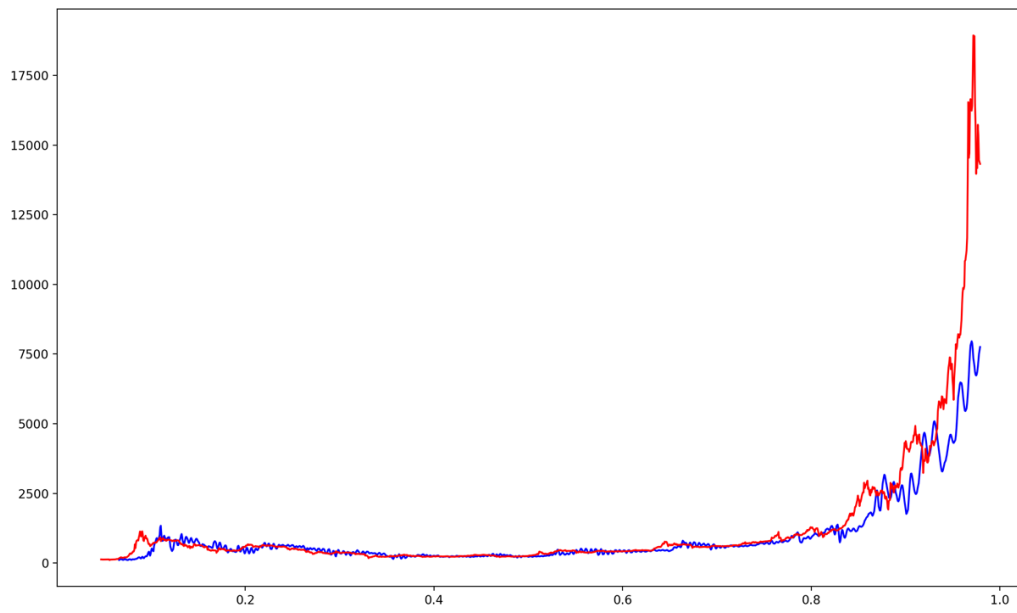


Рис. 3.7. Результати роботи систему на наборі даних 4

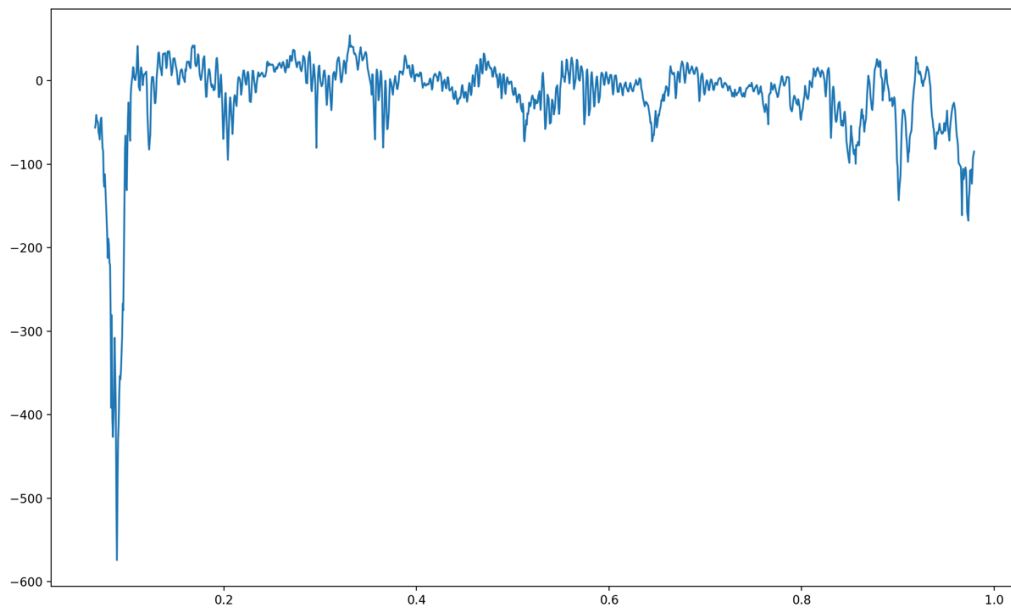


Рис. 3.8. Похибка системи на наборі даних 4

Висновки до розділу 3

В третьому розділі розглянутий алгоритм роботи системи, обґрунтований вибір мови програмування та бібліотек, що використовувались при розробці системи. Також був проведений аналіз типових математичних моделей регресорів, що використовуються для подібних задач і прийнято рішення на користь використання нейронної мережі.

Проаналізована робота розробленої системи для прогнозу курсу біткоіна за допомогою соціальних даних з мережі Twitter. Було розглянуто такі основні питання:

- наведено результати роботи алгоритму та проведено їх аналіз;
- проведено аналіз роботи системи в залежності від кількості ознак на входах нейронної мережі;
- проведено аналіз роботи системи в залежності від топології нейронної мережі.

Цей розділ є логічним завершенням початих у попередніх розділах теоретичних викладок і ілюструє їх практичну реалізацію у вигляді функцій, що реалізують прогноз курсу криптовалют.

ВИСНОВКИ

Задача прогнозування курсу криптовалют є достатньо новою, має ряд подібностей до задачі прогнозування курсу валют, але має і суттєві відмінності. На ринку присутні рішення даної задачі, проте зазвичай вони представлені у вигляді комерційного сервісу і не розкривають деталі реалізації. Вплив соціуму на курс криптовалют є достатньо суттєвим, проте слабо проаналізованим з математичної перспективи. На ринку криптовалют присутні багато спекулятивних та “хайпових” трендів, що зумовлені реакцією соціуму на деякі явища.

Для задачі регресії пропонується багато різних математичних моделей, кожна має свої сильні і слабкі сторони. Основними моделями, що можуть застосовуватись до задачі прогнозування курсу криптовалют є нейромережі та ARIMA із зовнішніми змінними.

Розглянуто алгоритм роботи системи, обґрунтовано вибір мови програмування та бібліотек, що використовувались при розробці системи. Також був проведений аналіз типових математичних моделей регресорів, що використовуються для подібних задач і прийнято рішення на користь використання нейронної мережі.

Проаналізована робота розробленої системи для прогнозу курсу біткоіна за допомогою соціальних даних з мережі Twitter. Було розглянуто такі основні питання:

- наведено результати роботи алгоритму та проведено їх аналіз;
- проведено аналіз роботи системи в залежності від кількості ознак на входах нейронної мережі;
- проведено аналіз роботи системи в залежності від топології нейронної мережі.

Виконано порівняння існуючих факторів виробничого середовища та трудового процесу з існуючими санітарно-гігієнічними вимогами для комп'ютеризованих робочих місць. Встановлено, що потужність системи опалення не дозволяє підтримувати оптимальний тепловологістний комфорт в

розглянутому в роботі робочому приміщенні. Виконано розрахунок оптимальної системи опалення з підбором необхідного технічного обладнання.

Розглянуто питання забезпечення безпеки персоналу в умовах природної надзвичайної ситуації (повені) та внаслідок порушення вимог електробезпеки.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Casey M.J. The Age of Cryptocurrency: How Bitcoin and the Blockchain Are Challenging the Global Economic Order [Текст] / М.С. Сесей – London: St. Martin's Press, 2015. – 368 p.
2. Antonopoulos A.M. Mastering Bitcoin: Unlocking Digital Crypto-Currencies [Текст] / А.М. Анопопулос – London: O'Reilly Media, 2017. – 416 p.
3. Ecash [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://en.bitcoinwiki.org/wiki/Ecash>
4. Pre-Bitcoin Virtual Currencies That Bit the Dust [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://www.coindesk.com/3-pre-bitcoin-virtual-currencies-bit-dust/>
5. How to make a mint: the cryptography of anonymous electronic cash [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://archive.org/details/CryptographyOfAnonymousElectronicCash>
6. B-money [Електронний ресурс]. – Режим доступу <http://www.weidai.com/bmoney.txt>
7. Bit gold [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://unenumerated.blogspot.com/2005/12/bit-gold.html>
8. Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
9. Namecoin [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://namecoin.org/>
10. Litecoin [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://litecoin.org/>
11. Peercoin [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://en.wikipedia.org/wiki/Peercoin>
12. IOTA [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://www.iota.org/>
13. Krantz M. Fundamental analysis for dummies [Текст] / М.Кранц – Hoboken: Wiley Publishing Inc., 2009. – 387 p.

14. Armstrong J.S. Illusions in Regression Analysis [Текст] / J.S. Armstrong – Pennsylvania: Penn Press, 2011. – 147 p.
15. Haykin S.S. Neural networks [Текст] / S.S. Haykin – Hamilton: Pearson Education, 2009. – 938 p.
16. Adhikari R. An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting [Текст] / Adhikari R. – Riga: LAP Lambert Academic Publishing, 2013. – 76 p.
17. Бідюк П. І. Аналіз часових рядів (навчальний посібник) / Бідюк П. І., Романенко В. Д., Тимошук О. Л. – К.: Політехніка, 2010. – 317 с.
18. RMSProp. [Електронний ресурс] / Tieleman T. and Hinton G // COURSERA: Neural Networks for Machine Learning. – 2012. – Режим доступу: <https://www.coursera.org/learn/deep-neural-network/lecture/BhJlm/rmsprop>.
19. Deng L. Deep learning: Methods and applications / Deng L. and Yu D. // Foundations and Trends in Signal Processing, 7(3–4) – 2014. – pp. 197–387.
20. Zeiler M. D. Visualizing and understanding convolutional networks / Zeiler M.D. and Fergus R. // Proceedings of the European Conference on Computer Vision. – 2014. – pp. 818–833.
21. Szegedy C. Going deeper with convolutions / Szegedy C. and Liu W. // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2015. – pp. 1–9.
22. Ian Goodfellow. Deep Learning / Ian Goodfellow, Yoshua Bengio and Aaron Courville. – Boston: The MIT Press, 2016. – 800 p.
23. Zhu Xiaojin. Supervised learning literature survey / Zhu Xiaojin. – Department of Computer Science and Engg, University of Wisconsin-Madison, 2005. – 1530 p.
24. NumPy [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.numpy.org/>
25. Вьюгин В.В. Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования / В.В. Вьюгин. – М.: МЦНМО, 2013. – 387 с.
26. Розроблення стартап-проекту [Електронний ресурс] : Методичні рекомендації до виконання розділу магістерських дисертацій для студентів

Кафедра інтелектуальних інформаційних систем
Інформаційна система прогнозування курсу криптовалют
інженерних спеціальностей / За заг. ред. О.А. Гавриша. – Київ : НТУУ
«КПІ», 2016. – 28 с.

ДОДАТОК А**Лістинг коду алгоритму**

```
TwitterCleaner.py
```

```
import pandas as pd
```

```
import json
```

```
from pprint import pprint
```

```
import datetime
```

```
data = json.load(open('data2.txt'))
```

```
df = pd.DataFrame()
```

```
df["date"] = []
```

```
df["time_period"] = []
```

```
df["count"] = []
```

```
df["price"] = []
```

```
bitcoin_data = pd.read_csv('bitcoin1.csv')
```

```
for i in range(0, len(data)):
```

```
    results = data[i]["results"]
```

```
    for j in range(0, len(results)):
```

```
        time_period = int(results[j]["timePeriod"])
```

```
        year = time_period / 100000000
```

```
        time_period %= 100000000
```

```
        month = time_period / 1000000
```

```
        time_period %= 1000000
```

```
        day = time_period / 10000
```

```
        d = datetime.datetime(year=year, month=month, day=day)
```

```
        timestamp_from_2012 = int((d - datetime.datetime(year=2013, month=1, day=1)).total_seconds()) / 3600 / 24
```

```
        timestamp = int((d - datetime.datetime(year=1970, month=1, day=1)).total_seconds())
```

Кафедра інтелектуальних інформаційних систем
Інформаційна система прогнозування курсу криптовалюти
timestamp_days = timestamp / 3600 / 24

```
bitcoin_data_tmp = bitcoin_data[bitcoin_data["Timestamp"] == timestamp]
if bitcoin_data_tmp.size < 1:
    continue
price = float(bitcoin_data_tmp["Weighted_Price"].iloc[0])
```

```
df = df.append({"date": d,
               "time_period": timestamp_from_2012,
               "count": int(results[j]["count"]),
               "price": price}, ignore_index=True)
```

```
df["time_period"] = df["time_period"].astype(int)
df["count"] = df["count"].astype(int)
df["price"] = df["price"].astype(float)
```

```
df = df[(df["count"] != 0)]
pprint(df)
df.to_csv("data2.csv", index=False)
```

```
ml.py
from sklearn import neural_network
from sklearn import linear_model
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy
from functools import reduce
import sklearn.metrics as metr
```

```
# Data preparation
```

```
data = pd.read_csv('../data/data2.csv')
```

```
t_max = 1824.0
2022
```

```
t_min = 149.0
data["time_period"] = 1.0 - (t_max - data["time_period"].astype('float')) / (t_max - t_min)

p_max = 20000
p_min = 0
data["price"] = (data["price"] - p_min) / (p_max - p_min)

data["count"] = data["count"].astype('float')

c_max = data["count"].max()
c_min = data["count"].min()
data["count"] = (data["count"] - c_min) / (c_max - c_min)

regr = neural_network.MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(100, 200, 500, 200, 100))

p_lag_min = 0
p_lag_max = 13

lag_prices = []

c_lag_min = 0
c_lag_max = 13

lag_counts = []

for i in range(p_lag_min, p_lag_max + 1):
    name = "price" + repr(i)
    lag_prices.append(name)
    data[name] = data["price"].shift(-i)

for i in range(c_lag_min, c_lag_max + 1):
    name = "count" + repr(i)
    lag_counts.append(name)
    data[name] = data["count"].shift(-i)
```

```
x_columns = ["time_period"] + lag_counts + lag_prices
```

```
lag_max = max([p_lag_max, c_lag_max])
```

```
data = data[: -lag_max]
```

```
# Forecast
```

```
forecast_day = 14
```

```
Xfr = data[forecast_day:]
```

```
Xfr = Xfr.iloc[:, :-1]
```

```
X = Xfr.as_matrix(x_columns)
```

```
yfr = data["price"].shift(forecast_day)[forecast_day:]
```

```
yfr = yfr.iloc[:, :-1]
```

```
y = yfr.values
```

```
ypn = []
```

```
for i in range(0, len(y) - forecast_day):
```

```
    regr = regr.partial_fit([X[i]], [y[i]])
```

```
    yp = regr.predict([X[i + forecast_day]])[0]
```

```
    ypn.append(yp)
```

```
# Analyse results
```

```
start_day = 60
```

```
y = y[start_day:]
```

```
ypn = ypn[start_day:]
```

```
l = (lambda x: x * (p_max - p_min) + p_min)
```

```
daten = map((lambda x: x), X[start_day:], 0)
```

```
ypr = map(1, ypr)
y = map(1, y)

ydltnr = []

suc = 0
tries = 0
eps = 0.3

for i in range(0, len(ypr)):
    y0 = y[i + forecast_day]
    y1 = ypr[i]

    dl0 = y0 - y[i]
    dl1 = y1 - y[i]

    if dl1/y[i] > eps:
        tries += 1
        if dl1*dl0 > 0:
            suc += 1

    dlt = y1 - y0

    ydltnr.append(dlt / y1 * 100)

print "Tries/Success rate: " + repr(tries) + "/" + repr(100.0*suc/tries)
print "MSE: " + repr(metr.mean_squared_error(y[forecast_day:], ypr))
print "RMSE: " + repr(metr.mean_squared_error(y[forecast_day:], ypr) ** 0.5)
print "MAE: " + repr(metr.mean_absolute_error(y[forecast_day:], ypr))
print "R^2: " + repr(metr.r2_score(y[forecast_day:], ypr))

plt.plot(daten[forecast_day:], ypr, color='blue')
```

```
plt.plot(daten, y, color='red')
```

```
plt.show()
```

```
plt.plot(daten[forecast_day:], ydltnr)
```

```
plt.show()
```

Кафедра інтелектуальних інформаційних систем
Інформаційна система прогнозування курсу криптовалют

ДОДАТОК Б

Всеукраїнська науково-практична конференція молодих вчених, аспірантів і студентів



Рис. В.1. Головна сторінка конференції

<i>Івченко І. О., Калініна І. О.</i> Застосування методів машинного навчання для вирішення задачі біологічної класифікації	43
<i>Костира М. А., Кондратенко Ю. П.</i> Дослідження впливу архітектур згорткових нейронних мереж на ефективність сегментації об'єктів....	44
<i>Малімон О. О., Сіденко Є. В.</i> Інтелектуальний аналіз та класифікація текстів з використанням технологій штучного інтелекту	47
<i>Нечахін В. В.</i> Застосування нейромережевої архітектури LSTM в системі керування сонячною електростанцією	50
<i>Петрович В. І., Кондратенко Г. В.</i> Дослідження методів машинного зору для автоматизованого діагностування хвороб шкіри.....	52
<i>Под'ячев А. Д., Гожий О. П.</i> Використання нечіткої логіки в ігровому штучному інтелекті	55
<i>Попель О. О., Гожий О. П.</i> Хмарна інфраструктура для обчислення задач машинного навчання та штучного інтелекту з використанням методу Infrastructure As Code.....	57
<i>Савчук О. А., Кондратенко Ю. П.</i> Діагностування COVID-19 з використанням методів штучного інтелекту	60
<i>Скакун Є. І., Гожий О. П.</i> Інтелектуальна система для визначення локацій методом машинного навчання.....	63
<i>Скубак М. Д., Калініна І. О.</i> Інтелектуальна система аналізу контенту музичного вебсерверу для Андроїд-застосунку.....	65
<i>Скубак О. Д., Петроченко О. О., Калініна І. О.</i> Аналіз часових рядів за допомогою машинного навчання.....	67
<i>Фінажин М. Ф., Калініна І. О.</i> Інтелектуальна система прогнозування на основі індексів криптовалют.....	69

Системний аналіз, моделі і засоби підтримки прийняття рішень

<i>Біряк Д. В., Рудніченко М. Д.</i> Перспективи аналізу даних захворювань COVID-19 на базі використання машинного навчання.....	72
<i>Гапішко Д. О., Сіденко Є. В.</i> Система оцінювання інноваційних проєктів на основі модифікованого Fuzzy TOPSIS	74

Рис. В.2. Зміст конференції

УДК-004.8+330.115¶

Калініна І. О., ¶
к.т.н., доцент каф. ІІС¶
ІНУ ім. Петра Могили¶
м. Миколаїв, Україна¶
Скубак О. Д., Петроченко О. О., ¶
студенти ЧНУ ім. Петра Могили¶
м. Миколаїв, Україна¶

АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ¶

Прогнозування – це найпоширеніша завдання, що виникає під час роботи з часовими рядами. Проте одержати надійні прогнози непросто. Найчастіше для побудови прогнозу вдаються до ретельного аналізу часового ряду.¶

Найбільш популярними підходами до аналізу часових рядів є класичні: експонентне згладжування, модель Хольта-Вінтерса, AR, MA, ARMA, ARIMA та інші статистичні моделі. Незважаючи на вагомні переваги вони мають ряд недоліків: відносна простота таких моделей не дозволяє мати високу точність при обробці великих наборів даних; статистичні моделі орієнтовані на оцінку математичного очікування розподілу, а чи не самого розподілу; такі моделі не створені для опису динаміки нелінійних, нестационарних процесів і погано.¶

У роботі реалізовані та досліджуються методи прогнозування засновані на застосуванні методології *Generalized Additive Models* (GAM) [1]. В основі цієї методології полягає процедура підгонки *адитивних регресійних моделей* наступного виду:¶

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t, ¶$$

де $g(t)$ і $s(t)$ – функції, що апроксимують тренд ряду та сезонні коливання (наприклад, річні, тижневі тощо) відповідно, $h(t)$ – функція, що відображає ефекти свят та інших впливових подій, а ε_t – нормально розподілені випадкові збурювання. Для апроксимації функцій були використані такі методи:¶

- → *тренд*: кусково-лінійна регресія;¶
- → *річна сезонність*: часткові суми ряду Фур'є, кількість членів якого (порядок) визначає гладкість функції;¶
- → *тижнева сезонність*: представлена у вигляді індикаторної змінної;¶
- → *«свята»* (наприклад, офіційні святкові та вихідні дні – Новий рік, Різдво тощо, а також інші дні, під час яких властивості тимчасового ряду можуть істотно змінитись – спортивні чи культурні події, природні явища тощо) представлені також як індикаторні змінні.¶

Оцінювання параметрів моделі, що підганяється, виконувалося з використанням принципів *байєсівської* статистики: методом знаходження апостеріорного максимуму (MAP) або шляхом повного *байєсівського* виведення. Для цього застосовувалася платформа ймовірнісного програмування Stan, інтегроване середовище розробки RStudio.¶

Експериментальна частина виконана із застосуванням набору *Cryptos*, який містить зібрані із сайту [2] значення вартості 22 *криптовалют* на момент закриття торгів. Вартість *криптовалют* – це не найпростіші змінні для моделювання, що справедливо для переважної більшості фінансових часових рядів. Часові ряди набору даних *Cryptos* мають складний тренд, дисперсія його значень зростає з часом (вони не стаціонарні), мають місце різкі зміни рівнів, ймовірно пов'язані з якимись особливими подіями. Проте це приклад реальних даних, з якими аналітик може зіткнутися на практиці.¶

Для перевірки якості підібраних альтернативних моделей прогнозування використано модифікацію методу перехресної перевірки, що враховує тимчасову спрямованість даних, а саме метод «*імітованих історичних прогнозів*» [3]. Як метрики для перевірки якості використано: середньоквадратична помилка (MSE), квадратний корінь із

Рис. В.3. Зміст тези «Інформаційна система прогнозування курсу криптовалют»

Кафедра інтелектуальних інформаційних систем
Інформаційна система прогнозування курсу криптовалют

середньоквадратичної помилки (RMSE), середня абсолютна помилка (MAE), середня абсолютна питома помилка (MAPE), а також частка істинних значень змінної, що моделюється, які знаходяться в межах довірчих меж прогнозу.¶

Реалізована у роботі інформаційна система на основі методології GAM дає потужний інструмент для прогнозування часових рядів за допомогою машинного навчання.¶

¶

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ¶

1. → Taylor S. J., Letham B. Forecasting at Scale. The American Statistician, Vol. 72, 2018, Issue 1, p. 37-45, <https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080>.¶
2. → CoinMarketCap [Електронний ресурс], Today's Cryptocurrency Prices by Market Cap — Режим доступу: <https://coinmarketcap.com/>¶
3. → Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. Publisher: OTexts, 2013, 293 p.¶

Рис. В.4. Продовження змісту тези «Інформаційна система прогнозування курсу криптовалют»