

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**


Факультет комп'ютерних наук та кібернетики
Кафедра прикладної статистики

**Кваліфікаційна робота
на здобуття ступеня бакалавра**
за спеціальністю 124 Системний аналіз


на тему:

**ПРОГНОЗУВАННЯ РИНКОВОЇ КАПІТАЛІЗАЦІЇ
КРИПТОВАЛЮТ ЗА ДОПОМОГОЮ ВИКОРИСТАННЯ
МЕТОДОЛОГІЇ ЧАСОВИХ РЯДІВ**

Виконала студентка 4-го курсу
Ковальова Анна Олексіївна



(підпис)

Науковий керівник:
кандидат фіз.-мат. наук,
асистент кафедри системного аналізу
та теорії прийняття рішень
Шевчук Юлія Михайлівна


(підпис)

Засвідчую, що в цій роботі немає
запозичень з праць інших авторів без
відповідних посилань.


Студент


(підпис)

Роботу розглянуто й допущено до
захисту на засіданні кафедри
прикладної статистики

«05» червня 2023 р.,
протокол № 11

Завідувач кафедри
І. В. Розора


(підпис)

Київ – 2023

РЕФЕРАТ

Обсяг роботи 48 сторінок, 17 ілюстрацій, 15 використаних джерел.

Об'єктом дослідження є криптовалюти Dogecoin, Bitcoin, Ethereum, USDCoin.

Метою роботи є аналіз методів прогнозування за допомогою методів авторегресії (модель $ARIMA(p,d,q)$) та, користуючись отриманими результатами, розробити програмний продукт для аналізу ринкової капіталізації чотирьох видів криптовалют (Dogecoin, Bitcoin, Ethereum, USDCoin).

У роботі перевірена можливість застосування методів регресійного аналізу (а саме, $ARIMA$) для прогнозування ринкової капіталізації криптовалют та похибки таких методів.

ЗМІСТ

ВСТУП	5
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА. ОГЛЯД ОСНОВНИХ ПІДХОДІВ ДО АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ	6
1.1 Часові ряди як загальне поняття	6
1.2 Огляд методів аналізу часових рядів	7
1.3 Моделі ARIMA	7
1.3.1 Модель AR	7
1.3.2 Модель MA	10
1.3.3 Модель ARMA	13
1.4 Тест Дікі-Фуллера	14
1.5 Оцінки ефективності моделей	15
1.5.1 Інформаційний критерій Акаїке (AIC)	15
1.5.2 Байєсівський інформаційний критерій (BIC)	18
1.5.3 Порівняння Байєсівського критерію та критерію Акаїке	22
1.5.4 Оцінка похибок прогнозування	23
РОЗДІЛ 2. ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА. РОЗРОБКА СИСТЕМИ АНАЛІЗУ РИНКОВОЇ КАПІТАЛІЗАЦІЇ КРИПТОВАЛЮТ З ВИКОРИСТАННЯМ РЕГРЕСІЙНОГО ПІДХОДУ	26
2.1 Огляд криптовалют	26
2.1.1 Bitcoin (BTC)	27
2.1.2 Dogecoin (DOGE)	28
2.1.3 Ethereum (ETH)	29
2.1.4 USDCoin (USDC)	30
2.2 Огляд мови програмування R	31
2.2.1 Що таке мова програмування R?	31
2.2.2 Як працює R?	31
2.2.3 Переваги та недоліки використання мови R	32
2.2.4 Бібліотеки мови R	34
2.3 Опис програмної реалізації методів аналізу часових рядів	35
2.3.1 Автокореляція	35
2.3.2 Результати тесту Дікі-Фуллера	37
2.3.3 Використання критеріїв AIC та BIC	39
2.3.4 Підбір значення параметрів (p, d, q)	40

	4
2.3.5 Результати прогнозування	41
ВИСНОВКИ	46
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	47
ДОДАТОК. КОД ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ	49

ВСТУП

Однією з ключових переваг криптовалюти є її децентралізованість, тобто відсутність центрального органу, який би її контролював. Це відрізняє її від традиційних форм валюти, які контролюються банками та урядами. Оскільки криптовалюта децентралізована, на неї не поширюються ті ж правила і збори, що і на традиційну валюту, що робить її більш доступною для людей по всьому світу.

Ще однією перевагою криптовалюти є її прозорість, тобто будь-хто може бачити всі транзакції, які відбуваються в мережі. Це допомагає запобігти шахрайству і гарантує, що всі грають за однаковими правилами.

Хоча сьогодні існує багато різних видів криптовалют, кожна з яких має свої унікальні особливості та переваги, всі вони базуються на одних і тих самих технологіях і принципах. Завдяки використанню блокчейну та майнінгу, криптовалюта пропонує безпечний та ефективний спосіб передачі вартості без посередників, таких як банки чи уряди.

У криптовалютній галузі не прийнято оприлюднювати фінансову звітність. Тим самим підвищується важливість доступних цифрових даних про проекти. Одним із головних «відкритих» параметрів якраз і є капіталізація, на підставі якої можна швидко оцінити цінність конкретних криптовалют.

На сьогоднішній день абсолютним лідером ринку є bitcoin (\$68,6 млрд), за ним з великим відставанням йдуть ripple (\$14,19 млрд) та Ethereum (\$11,4 млрд); замикають п'ятірку лідерів stellar (\$2,82 млрд) та bitcoin cash (\$2,63 млрд). Розрив між BTC та його послідовниками величезний, а це означає, що навряд чи найближчим часом хтось зможе відібрати трон у головної криптовалюти.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА. ОГЛЯД ОСНОВНИХ ПІДХОДІВ ДО АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ

1.1 Часові ряди як загальне поняття

Часові ряди - це послідовності даних, що збираються через певний проміжок часу, наприклад, щоденні, тижневі або місячні дані. Вони можуть бути зібрані з різних джерел, таких як економічні дані, кліматичні дані, дані про здоров'я і т.д.

Аналіз часових рядів є важливим інструментом для багатьох галузей, таких як фінанси, економіка, метеорологія та бізнес-аналітика. Цей аналіз може включати такі методи, як прогнозування, моделювання, виявлення трендів та сезонності.

Прогнозування часових рядів може бути важливим інструментом для прийняття рішень. Наприклад, фінансові аналітики можуть використовувати прогнозування цін на акції, щоб приймати рішення про інвестиції. Метеорологи можуть використовувати прогнозування погоди, щоб попереджати про небезпечні погодні умови.

Моделювання часових рядів може допомогти виявити причинно-наслідкові зв'язки між даними та розуміти, які фактори впливають на ці дані. Виявлення трендів та сезонності може допомогти в розумінні циклів та тенденцій, що спостерігаються в даних.

Загалом, аналіз часових рядів є важливим інструментом для багатьох галузей та може допомогти в прийнятті рішень на основі даних.

1.2 Огляд методів аналізу часових рядів

Аналіз часових рядів може включати такі методи, як:

- прогнозування - цей метод дозволяє прогнозувати майбутні значення часового ряду на основі попередніх значень;
- моделювання - цей метод дозволяє створити математичну модель, яка описує поведінку часового ряду, що може допомогти виявити причинно-наслідкові зв'язки та зрозуміти фактори, що впливають на дані;
- виявлення трендів та сезонності - ці методи дозволяють виявити тенденції та циклічні зміни в часовому ряді, що може допомогти розуміти його поведінку;
- кластерний аналіз - цей метод дозволяє класифікувати дані часового ряду на групи за допомогою подібності між значеннями;
- часові ряди з використанням машинного навчання - цей метод дозволяє використовувати алгоритми машинного навчання для прогнозування, класифікації та кластеризації даних часових рядів.

Загалом, вибір методів аналізу часових рядів залежить від мети аналізу та типу даних.

1.3 Моделі ARIMA

1.3.1 Модель AR

Авторегресійна модель (AR) є одним з ключових інструментів у часовому аналізі даних. Вона використовується для прогнозування часових рядів, а також для виявлення залежності між різними спостереженнями у часі. У цьому підрозділі ми розглянемо модель $AR(p)$, яка є однією з основних варіацій авторегресійної моделі.

$AR(p)$ — це модель, яка використовує попередні p значень часового ряду для прогнозування наступного значення. Це означає, що прогнозування залежить від попередніх p значень, які називаються лагами. Зазвичай, p вибирається емпірично або за допомогою автоматичного підбору моделі.

Модель $AR(p)$ можна записати у вигляді:

$$y_t = c + k_1 y_{t-1} + k_2 y_{t-2} + \dots + k_{p-1} y_{t-p+1} + k_p y_{t-p} + \varepsilon_t,$$

де y_t — параметри часового ряду, ε_t — білий шум, t — порядковий номер у часовому ряді, решта — коефіцієнти.

Зазвичай, для оцінки параметрів моделі використовують метод найменших квадратів або метод максимальної правдоподібності. Оцінка параметрів дозволяє прогнозувати значення часового ряду на певний горизонт часу, а також оцінювати його динаміку та тенденції.

Важливим аспектом моделі $AR(p)$ є вибір найвідповіднішого значення p . Як правило, використовують критерії інформаційної складності, такі як AIC і BIC, або крос-валідацію для визначення найкращого значення p . Ці критерії дозволяють уникнути перенавчання моделі та забезпечують її роботу на нових даних.

Однією з переваг моделі $AR(p)$ є те, що вона дозволяє здійснювати прогнозування значень часового ряду на декілька кроків вперед, використовуючи вже відомі значення. Це робить її корисною для прогнозування майбутньої поведінки складних часових рядів, таких як фінансові чи економічні ряди.

Крім того, модель $AR(p)$ має просту формулу, що дозволяє легко оцінити параметри моделі з використанням методу найменших квадратів. Це зробило її однією з найбільш поширених моделей для аналізу часових рядів. Крім того, модель може бути використана для виявлення циклічних залежностей в часовому ряді, що може бути корисно при прогнозуванні показників економіки та інших даних.

Однак, в моделі $AR(p)$ є деякі недоліки. Наприклад, вона припускає, що значення часового ряду залежать лише від попередніх значень, і не враховує можливого впливу зовнішніх факторів. Крім того, в моделі може бути складно визначити оптимальне значення параметра p , що може призвести до перенавчання або недонавчання моделі.

Також, модель $AR(p)$ має припущення про стаціонарність часового ряду, тобто його статистичні властивості (середнє, дисперсія) не змінюються з часом. Якщо часовий ряд не є стаціонарним, то можуть виникнути проблеми зі збільшенням розміру похибки при прогнозуванні. В такому випадку можуть використовуватися інші моделі, такі як модель $MA(q)$ або модель $ARIMA$.

Узагалі, модель $AR(p)$ є потужним інструментом для аналізу та прогнозування часових рядів. Однак, як і будь-яка модель, вона має свої обмеження та потребує певної підготовки даних.

Одним з обмежень моделі $AR(p)$ є те, що вона може бути застосована тільки до стаціонарних часових рядів. Якщо ряд нестационарний, то його можна спробувати перетворити за допомогою деяких методів, наприклад, диференціювання або логарифмування.

Іншим обмеженням є те, що модель $AR(p)$ передбачає лінійну залежність між змінними. Це означає, що якщо залежність між змінними не лінійна, то модель може давати неточні результати.

Крім того, для побудови моделі $AR(p)$ необхідно визначити значення параметра p . Це може бути складно зробити, особливо якщо немає достатньої кількості даних для аналізу. З іншого боку, якщо значення параметра p

вибирається занадто великим, то може виникнути проблема перенавчання (overfitting), коли модель погано прогнозує майбутні значення.

Незважаючи на ці обмеження, модель $AR(p)$ все ще є потужним інструментом для аналізу та прогнозування часових рядів. З її допомогою можна зробити прогнозування майбутніх значень на основі минулих даних, що допомагає у багатьох сферах, таких як фінанси, економіка, наука про клімат і т.д.

У нашій роботі будуть розглянуті моделі $AR(p)$ для p від 1 до 10, та буде виявлено найкраще значення параметру p для кожної з чотирьох популярних криптовалют: Bitcoin (BTC), Dogecoin (DOGE), Ethereum (ETH), USDCoin (USDC).

1.3.2 Модель МА

Модель $MA(q)$ (moving average) є однією з ключових моделей у часових рядах. Ця модель використовується для опису взаємозв'язку між значеннями в часовому ряді в залежності від попередніх помилок моделі та невідповідних факторів. Модель $MA(q)$ можна використовувати як самостійно, так і у поєднанні з іншими моделями, такими як модель $AR(p)$.

У моделі $MA(q)$ використовується параметр q , який відображає кількість попередніх помилок моделі, що враховуються у моделі. Чим більша кількість параметрів q , тим більшу кількість попередніх помилок враховує модель і тим складніша модель.

Модель $MA(q)$ може бути записана в такому вигляді:

$$y_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_{p-1} \varepsilon_{t-p+1} + \theta_p \varepsilon_{t-p},$$

де y_t — параметри часового ряду, ε_t — білий шум, t — порядковий номер у часовому ряду, решта — коефіцієнти.

Один з ключових параметрів моделі $MA(q)$ - це коефіцієнти θ_i . Ці коефіцієнти можна оцінити за допомогою методу максимальної правдоподібності або за допомогою методу найменших квадратів.

Однією з переваг моделі $MA(q)$ є її простота та інтерпретованість. Крім того, вона дозволяє моделювати залежність між значеннями часового ряду та їх попередніми помилками, що може бути корисним у випадку, коли в часовому ряду є випадкові коливання.

Окрім цього, модель $MA(q)$ може бути корисною для виявлення тенденції до стаціонарності в часовому ряду. Якщо коефіцієнти моделі $MA(q)$ є статистично значущими і значення коефіцієнта детермінації є достатньо великим, то можна припустити, що ряд є стаціонарним. Важливо враховувати, що при використанні моделі $MA(q)$ важливо правильно вибрати значення параметра q , щоб отримати найкращу модель для аналізу даних.

Для визначення параметрів моделі $MA(q)$ можна використовувати метод максимальної правдоподібності. Цей метод полягає в тому, що шукається така модель, яка максимізує ймовірність того, що відповідні спостереження були отримані з даної моделі. Щоб обчислити ймовірність, використовуються статистичні методи, такі як метод максимальної правдоподібності чи метод найменших квадратів.

Одним з недоліків моделі $MA(q)$ є те, що вона може бути неефективною в аналізі даних з часовими рядами, які мають багато змінних. У таких випадках може бути необхідно використовувати більш складні моделі, такі як $ARIMA$ (авторегресійна інтегрована модель з ковзаючим середнім) або $SARIMA$ (сезонна авторегресійна інтегрована модель з ковзаючим середнім). Крім того, модель $MA(q)$ може бути неефективною при аналізі даних з викидами, тому в таких випадках можна використовувати різні методи обробки викидів, наприклад, метод Маджада.

Взагалі модель $MA(q)$ є корисним інструментом для аналізу часових рядів зі змінним середнім. Однією з головних переваг моделі $MA(q)$ є те, що вона дозволяє виявляти залежності між значеннями часового ряду в різний час.

Модель $MA(q)$ можна застосовувати як для короткострокових, так і для довгострокових прогнозувань. За допомогою цієї моделі можна визначити, які зміни у часовому ряді є випадковими, а які можна пояснити певними факторами або залежностями. Це дозволяє зробити більш точне прогнозування майбутніх значень часового ряду.

Однак, модель $MA(q)$ також має деякі обмеження і недоліки. Наприклад, вона не може виявити складні залежності між різними значеннями часового ряду, такі як сезонність або тренд. Крім того, якщо значення часового ряду мають великий розкид, то модель $MA(q)$ може дати неточні результати.

Щоб отримати більш точні результати, модель $MA(q)$ часто використовується в поєднанні з іншими моделями, такими як модель $AR(p)$ або модель $ARMA(p, q)$. Також, перед застосуванням моделі $MA(q)$ до часового ряду, слід провести попередній аналіз даних, включаючи визначення сезонності, тренду та інших факторів, що можуть впливати на значення часового ряду.

Отже, модель $MA(q)$ є корисним інструментом для аналізу та прогнозування часових рядів зі змінним середнім, але для досягнення більш точних результатів, її слід використовувати разом з іншими методами та попереднім аналізом даних.

У нашій роботі будуть розглянуті моделі $MA(q)$ для q від 1 до 10, та буде виявлено найкраще значення параметру p для кожної з чотирьох популярних криптовалют: Bitcoin (BTC), Dogecoin (DOGE), Ethereum (ETH), USDCoin (USDC).

1.3.3 Модель ARMA

Модель ARMA(p, q) - це статистична модель часового ряду, яка поєднує в собі авторегресійну модель AR(p) та модель ковзного середнього MA(q). Ця модель може бути використана для аналізу часових рядів, які можуть містити як лінійні, так і нестационарні складові.

Модель ARMA(p, q) включає у себе p попередніх значень часового ряду та q попередніх значень ковзного середнього. Ця модель може бути записана наступним чином:

$$y_t = c + k_1 y_{t-1} + k_2 y_{t-2} + \dots + k_{p-1} y_{t-p+1} + k_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_{p-1} \varepsilon_{t-p+1} + \theta_p \varepsilon_{t-p},$$

де y_t — параметри часового ряду, ε_t — білий шум, t — порядковий номер у часовому ряді, решта — коефіцієнти.

Однією з основних переваг моделі ARMA(p, q) є те, що вона може бути використана для аналізу часових рядів зі складовими, які можуть бути або стаціонарними, або нестационарними. Це дозволяє використовувати модель ARMA для аналізу більш широкого спектру часових рядів.

Для оцінки параметрів моделі ARMA(p, q) можна використовувати метод максимальної правдоподібності. Цей метод полягає в знаходженні параметрів моделі, які максимізують ймовірність отримати спостереженні значення часового ряду.

Одним з найважливіших аспектів аналізу моделі ARMA(p, q) є перевірка на стаціонарність. Якщо часовий ряд має нестационарний характер, модель ARMA може бути неадекватною для прогнозування майбутніх значень.

Одним з методів перевірки стаціонарності часового ряду є аналіз автокореляції та часткової автокореляції. Для моделі ARMA(p, q) аналіз

автокореляції та часткової автокореляції може допомогти визначити значення параметрів p та q .

Аналіз автокореляції (ACF) показує, як сильно залежать значення в часовому ряді від попередніх значень. Наприклад, ACF з обмеженою кількістю значень, що відрізняються від нуля, може свідчити про стаціонарність ряду. З іншого боку, довгий хвіст ACF може свідчити про нестаціонарність ряду, оскільки значення далеко від поточного моменту часу можуть впливати на значення в майбутньому.

Аналіз часткової автокореляції (PACF) показує, як сильно залежать значення в часовому ряді від попередніх значень, з урахуванням впливу проміжних значень. Також як і в випадку з ACF, короткий хвіст PACF може свідчити про стаціонарність ряду, а довгий хвіст може свідчити про нестаціонарність.

Після виконання аналізу ACF та PACF можна вибрати значення p та q , відповідно, для моделі ARMA(p , q). Проте, в більш складних випадках можуть знадобитися інші методи для визначення значень параметрів моделі.

1.4 Тест Дікі-Фуллера

Тест Дікі-Фуллера — це статистичний тест, який використовується для перевірки на наявність або відсутність рівняння тренду в часових рядах. Цей тест є одним з найбільш поширених методів аналізу часових рядів та може бути використаний для виявлення стаціонарності в часових рядах. Принцип тесту полягає в тому, щоб перевірити, чи існує лінійний тренд у часовому ряді. Якщо немає тренду, то ряд вважається стаціонарним. Якщо ж тренд існує, то потрібно виконати додаткові аналізи.

Тест Дікі-Фуллера базується на моделі авторегресії з однією змінною та дозволяє визначити чи є стаціонарним часовий ряд. Він розраховується

шляхом порівняння статистики тесту з критичними значеннями, які залежать від розміру вибірки та рівня довіри.

Тест Дікі-Фуллера є важливим інструментом для аналізу фінансових даних, економічної статистики та інших часових рядів. Він дозволяє досліджувачам з'ясувати чи є ряд стаціонарним, тобто, чи є середнє значення та дисперсія сталі в часі, що є важливим для подальшого прогнозування.

1.5 Оцінки ефективності моделей

1.5.1 Інформаційний критерій Акаїке (AIC)

Інформаційний критерій Акаїке є одним з найпоширеніших методів порівняння статистичних моделей на основі їх прогностичної точності та складності. Вперше цей критерій був запропонований японським статистиком Хіроцугу Акаїке в 1974 році. Ідея використання цього критерію полягає в тому, що найкращою моделлю є та, яка має мінімальне значення критерію Акаїке.

У цьому підрозділі ми розглянемо основні принципи роботи інформаційного критерію Акаїке, його застосування та обмеження, а також наведемо приклади використання критерію в статистичному аналізі даних.

Отож, критерій Акаїке базується на понятті інформаційної ентропії, яка виникає при використанні моделі для прогнозування даних. Ідея полягає в тому, що найкращою моделлю є та, яка мінімізує загальну інформаційну ентропію.

Інформаційна ентропія описується за допомогою двох частин: кількості параметрів моделі та помилок прогнозування. Чим більша кількість параметрів в моделі, тим більша її складність. З іншого боку, чим менші

помилки прогнозування, тим краща модель. Отже, ми шукаємо баланс між складністю моделі та її точністю.

Критерій Акаїке обчислюється за допомогою формули:

$$AIC = -2\ln(L) + 2k,$$

де AIC — значення критерію Акаїке, $\ln(L)$ — натуральний логарифм максимальної правдоподібності моделі, а k — кількість параметрів моделі.

Критерій Акаїке може бути застосований до будь-якого типу статистичної моделі, яка може бути параметризована відносно її параметрів. Він може бути використаний для порівняння двох або більше моделей з різною кількістю параметрів.

Найменші значення критерію Акаїке вказують на кращі моделі з меншою кількістю параметрів, що можуть бути використані для прогнозування даних. На практиці використання критерію Акаїке дозволяє визначити, яка модель є кращою за іншу, на основі її точності і складності.

Існує кілька обмежень при використанні критерію Акаїке. Одне з них — він не може бути використаний для порівняння моделей з різними наборами змінних або змінними з різною природою. Крім того, критерій Акаїке не є ідеальним, і можуть бути ситуації, коли більш складна модель з більшою кількістю параметрів може бути більш точною, ніж менш складна модель. Одним з найважливіших обмежень критерію Акаїке є те, що він припускає, що всі моделі є правильними моделями даних. Однак, в деяких випадках може бути складно визначити, яка модель є правильною, і це може призвести до неправильних висновків. Також він не дозволяє оцінити точність прогнозувань за межами вибірки даних, на яких він був обчислений.

Проте незважаючи на ці недоліки, критерій Акаїке залишається корисним інструментом для порівняння моделей у багатьох сферах, включаючи економіку, фінанси, медицину, біологію та інженерію. Наприклад, критерій Акаїке може застосовуватись для наступних цілей:

- вибір моделі регресії. При аналізі даних можуть використовуватися різні моделі регресії для пояснення залежності між змінними. Щоб вибрати найкращу модель регресії, можна порівняти значення критерію Акаїке для кожної моделі та вибрати ту, яка має найменше значення критерію.
- вибір моделі часового ряду. При аналізі часових рядів можна використовувати різні моделі, такі як ARIMA, SARIMA, ARMA тощо. Щоб вибрати найкращу модель, можна порівняти значення критерію Акаїке для кожної моделі та вибрати ту, яка має найменше значення критерію.
- вибір кількості кластерів. При кластеризації даних можна використовувати різні кількості кластерів для групування даних. Щоб вибрати найкращу кількість кластерів, можна порівняти значення критерію Акаїке для кожної кількості та вибрати ту, яка має найменше значення критерію.
- вибір моделі для прогнозування цін на нерухомість. Для визначення найкращої моделі можна використовувати критерій Акаїке для порівняння моделей з різною кількістю факторів, таких як розмір будинку, відстань до центру міста, наявність гаражу, тощо.
- оцінка якості прогнозування погоди. Критерій Акаїке може бути використаний для порівняння різних моделей прогнозування погоди, таких як лінійна регресія, ARIMA або моделі глибинного навчання.
- визначення оптимального розміру вибірки для статистичного дослідження. Критерій Акаїке може бути використаний для визначення оптимального розміру вибірки для дослідження, щоб забезпечити мінімальну інформаційну втрату при максимальній точності оцінки.

- вибір моделі для прогнозування вартості акцій. Критерій Акаїке може бути використаний для порівняння різних моделей прогнозування вартості акцій, таких як моделі ARIMA, GARCH або моделі машинного навчання.

Застосування критерію Акаїке дозволяє обрати оптимальну модель з точки зору прогностичної точності та складності, що робить його незамінним інструментом в багатьох сферах дослідження і практичного застосування.

Підсумовуючи, ми можемо порівняти значення критерію Акаїке для різних моделей, щоб визначити найкращу модель з точки зору її прогностичної точності та складності. Модель з меншим значенням критерію Акаїке є найвідповіднішою для опису даних.

1.5.2 Байєсівський інформаційний критерій (BIC)

Байєсівський інформаційний критерій (BIC) є одним з методів порівняння статистичних моделей на основі їх прогностичної точності та складності. Цей критерій був запропонований Гербертом Айкеном в 1973 році. Ідея критерію полягає в тому, що найкращою моделлю є та, яка має мінімальне значення BIC.

У цьому параграфі ми розглянемо основні принципи роботи Байєсівського інформаційного критерію, його застосування та обмеження, а також надамо приклади використання критерію.

Байєсівський інформаційний критерій базується на понятті апостеріорної ймовірності моделі, яка описує відповідність моделі даним. Ідея полягає в тому, що найкращою моделлю є та, яка має найбільшу апостеріорну ймовірність.

Апостеріорна ймовірність описується за допомогою формули:

$$P(M|D) = P(D|M)P(M)/P(D),$$

де $P(M|D)$ — апостеріорна ймовірність моделі M при заданих даних D , $P(D|M)$ — ймовірність даних D при заданій моделі M (також відома як правдоподібність моделі), $P(M)$ — апріорна ймовірність моделі M , та $P(D)$ — ймовірність даних D .

Байєсівський інформаційний критерій (BIC) має кілька переваг у порівнянні з іншими статистичними критеріями вибору моделей:

- строгість: BIC є більш строгим критерієм, ніж звичайний критерій максимальної правдоподібності (ML), оскільки враховує складність моделі. Це означає, що BIC більш вірогідно вибере простішу модель, ніж ML, що допоможе запобігти перенавчанню і поліпшити узагальнюючі здатності моделі.
- кількість параметрів: BIC враховує кількість параметрів моделі, які можуть бути оцінені на основі вибірки, і використовує цю інформацію для зменшення кількості параметрів у вибраній моделі. Це допомагає знизити ймовірність перенавчання моделі, а також знизити витрати на обчислення.
- консистентність: BIC є консистентним критерієм вибору моделі, що означає, що при збільшенні розміру вибірки він природньо збільшується, коли правильна модель наближається до набір даних. Це забезпечує більш точний вибір моделі, коли розмір вибірки збільшується.
- мінімальні вимоги: BIC має мінімальні вимоги до вибірки. Це означає, що він може бути застосований навіть в тих випадках, коли кількість спостережень досить мала.

- відносне порівняння: ВІС дозволяє порівняти різні моделі, які були побудовані на основі однієї і тієї ж вибірки. Це дозволяє вибрати модель, яка найкраще описує дані.

Незважаючи на те, що Байєсівський інформаційний критерій має свої переваги, він також має деякі недоліки. Ось декілька з них:

- велика чутливість до апріорної інформації: якщо апріорна інформація недостатньо точна або неправильна, це може призвести до неправильної оцінки. Це може статися, якщо вибірка недостатньо велика або недостатньо репрезентативна.
- він залежить від параметризації моделі: якщо модель параметризована неправильно, це може призвести до неправильної оцінки. Наприклад, якщо ми використовуємо модель з надмірною кількістю параметрів, це може призвести до перенавчання, що може призвести до невірної оцінки.
- він не є універсальним: хоча Байєсівський інформаційний критерій є корисним інструментом для порівняння моделей, він не є універсальним інструментом. Існує багато інших методів порівняння моделей, які можуть бути корисними в різних ситуаціях.
- інтерпретація може бути складною: інтерпретація результатів може бути складною, особливо для людей без статистичної підготовки. Це може призвести до неправильної інтерпретації результатів і неправильного вибору моделі.
- Байєсівський інформаційний критерій (ВІС) є важливим інструментом в багатьох галузях, включаючи статистику, машинне навчання, фізику, біологію, економіку та інші. Ось деякі приклади його застосування:
- порівняння двох моделей, які описують залежність між різними змінними. Перша модель є простішою та має меншу кількість

параметрів, а друга модель є більш складною та має більшу кількість параметрів. Для вирішення питання про те, яка з цих моделей є кращою, можна використовувати Байєсівський критерій.

- інший приклад використання Байєсівського критерію полягає в оцінці відповідності моделі даним, які містять шум. В цьому випадку критерій дозволяє оцінити, наскільки точно модель описує даний шум, та порівняти її з іншими моделями.
- ВІС може бути використаний для визначення кількості факторів у моделі. Наприклад, в геофізичному дослідженні можна використовувати ВІС для визначення кількості вузлів в геофізичній мережі, що потрібні для моделювання різних фізичних процесів.
- ВІС може бути використаний для вибору кращої моделі з кількох альтернативних моделей. Наприклад, в біології ВІС може бути використаний для вибору кращої моделі еволюційного дерева з кількох альтернативних дерев.
- ВІС може бути використаний для визначення кількості кластерів при дослідженні кластеризації. Наприклад, в машинному навчанні ВІС може бути використаний для визначення кількості кластерів у задачах класифікації.
- ВІС може бути використаний для визначення оптимальних параметрів регресії в статистичному аналізі даних. Наприклад, ВІС може бути використаний для визначення кількості факторів, які впливають на відповідь в задачах прогнозування.
- у статистичному аналізі даних Байєсівський критерій використовують для вибору оптимальної моделі з різних альтернативних моделей, які можуть бути використані для прогнозування. Цей критерій дозволяє враховувати різні

чинники, такі як точність прогнозування, складність моделі та апріорні інформації про параметри моделі, для вибору найбільш оптимальної моделі.

1.5.3 Порівняння Байєсівського критерію та критерію Акаїке

BIC та AIC є двома найбільш поширеними критеріями вибору моделі в статистиці та машинному навчанні. Ці критерії засновані на інформаційній теорії та використовуються для порівняння моделей, які можуть бути відмінні за розміром та складністю.

BIC та AIC є двома різними підходами до порівняння моделей. BIC базується на байєсівській оцінці, тоді як AIC базується на асимптотичних властивостях максимальної правдоподібності.

AIC використовується для порівняння моделей, які мають різну кількість параметрів, тоді як BIC може бути корисним для порівняння моделей з однаковою кількістю параметрів. AIC тенденційно віддає перевагу менш складним моделям, тоді як BIC надає перевагу більш простим моделям, які краще апроксимують даний набір даних.

Однією з переваг AIC є те, що вона здатна працювати зі складними моделями, які містять багато параметрів, тоді як BIC може бути недостатньо точним для таких моделей. З іншого боку, BIC може бути корисним для вибору моделей з однаковою кількістю параметрів, оскільки він включає штраф за кількість параметрів, що дозволяє зменшити ризик перенавчання.

Для декількох моделей з однаковими даними, AIC та BIC можуть дати різні результати щодо вибору найкращої моделі. Зазвичай, якщо різниця між AIC і BIC менша за 2, то це не має суттєвого значення, і обидва критерії дають схожі результати. Якщо різниця між AIC та BIC більша за 2, то BIC звичайно надає перевагу більш простим моделям, тоді як AIC може вибирати більш складні моделі.

Отже, вибір між АІС та ВІС залежить від конкретних потреб дослідження та властивостей моделі. Як правило, АІС є кращим вибором для моделей з багатьма параметрами, тоді як ВІС може бути кращим для моделей з обмеженою кількістю параметрів.

1.5.4 Оцінка похибок прогнозування

Оцінка похибки прогнозування важлива для визначення якості моделі та її придатності для використання у практичних завданнях. Ця оцінка дає змогу зробити висновки про те, наскільки точним може бути прогнозування, що буде зроблено на основі моделі.

У нашій роботі ми скористались одним з найпоширеніших методів оцінки похибки прогнозування - методом розділення на навчальну та тестову вибірки. Навчальна вибірка використовується для побудови моделі, а тестова вибірка - для оцінки похибки прогнозування. Тестова вибірка зазвичай складається з частини вихідних даних, які не використовувалися для побудови моделі. Похибка прогнозування обчислюється на основі різниці між прогнозованим значенням та фактичним значенням у тестовій вибірці.

При оцінці похибок прогнозування використовувались кілька оцінок: максимальна абсолютна похибка прогнозування, середня абсолютна похибка прогнозування та сума квадратів похибок. Зупинимось на кожній з оцінок детальніше.

Максимальна абсолютна похибка прогнозування (англ. Maximum Absolute Prediction Error) — це максимальна абсолютна різниця між фактичним і передбаченим значеннями. Вона вимірює максимальну відстань між прогнозованими значеннями і фактичними значеннями.

Для обчислення максимальної за модулем похибки прогнозування можна скористатися формулою:

$$MAPE = |y_i - \underline{y}_i|,$$

де y_i — фактичне значення, \underline{y}_i — прогнозоване значення, n — кількість спостережень.

Наприклад, якщо максимальна за модулем похибка прогнозування дорівнює 0.2, це означає, що найбільша різниця між фактичним і прогнозованим значеннями становить 20% від фактичного значення.

Максимальна абсолютна похибка прогнозування є корисним інструментом для оцінки точності прогнозування, оскільки вона вказує на максимальний ризик отримати неправильне прогнозоване значення.

Середня абсолютна похибка прогнозування (англ. Mean Absolute Error) — це ще один показник точності моделі, який вимірює середнє значення абсолютних різниць між фактичними та передбаченими значеннями. MAE обчислюється як середнє значення всіх абсолютних похибок:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1, n} |y_i - \underline{y}_i|,$$

де y_i — фактичне значення, \underline{y}_i — прогнозоване значення, n — кількість спостережень.

MAE вимірюється в одиницях величини цільової змінної і може бути використана для порівняння точності різних моделей. Якщо MAE близьке до нуля, це означає, що модель добре передбачає значення цільової змінної.

MAE має кілька переваг порівняно з іншими показниками точності. Зокрема, вона є більш стійкою до впливу відхилень індивідуальних значень і не залежить від масштабу величини цільової змінної. Однак, MAE може бути менш чутливою до великих похибок, які можуть вплинути на точність моделі.

Сума квадратів похибок (англ. Sum of Squared Errors) є ще однією з оцінок похибок моделі. Вона вимірює загальну кількість дисперсії у вибірці, яку не можна пояснити за допомогою моделі. Для регресійної моделі SSE

розраховується як сума квадратів відхилень прогнозування моделі від фактичних значень залежної змінної:

$$SSE = \sum_{i=1, n} (y_i - \underline{y}_i)^2,$$

де y_i — фактичне значення, \underline{y}_i — прогнозоване значення, n — кількість спостережень.

SSE є корисним показником для порівняння різних моделей, де менша SSE вказує на більш точну модель. Проте, SSE не враховує складність моделі та кількість використуваних змінних.

РОЗДІЛ 2. ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА. РОЗРОБКА СИСТЕМИ АНАЛІЗУ РИНКОВОЇ КАПІТАЛІЗАЦІЇ КРИПТОВАЛЮТ З ВИКОРИСТАННЯМ РЕГРЕСІЙНОГО ПІДХОДУ

2.1 Огляд криптовалют

Криптовалюти — це цифрові активи, які використовують криптографію для забезпечення безпеки транзакцій та контролю створення нових одиниць. Найвідомішою криптовалютою є Біткоїн, який був створений у 2009 році. Однією з головних переваг криптовалют є їх децентралізованість, що означає, що вони не контролюються жодним централізованим органом або установою. Це забезпечує високу ступінь безпеки та захищеності від шахрайства. Крім того, криптовалюти є доступними для кожного, оскільки немає необхідності використовувати посередників або банки для здійснення платежів та транзакцій. Однак, криптовалюти також мають свої недоліки, включаючи високу волатильність, складність використання та можливості використання для нелегальних цілей. Крім того, багато експертів питання відносно того, чи можуть криптовалюти замінити традиційні валюти, оскільки вони все ще не отримали широкої підтримки від правительств та фінансових установ. В будь-якому випадку, криптовалюти є важливим явищем в світі фінансів та технологій, яке може мати значний вплив на майбутнє економіки та фінансової системи в цілому.

Прогнозування ринкової капіталізації дуже важлива економічна задача. Для цього було проведено ґрунтовний аналіз області та визначені моделі, які найкраще прогнозують ринкову капіталізацію обраних криптовалют. Однозначно варто відзначити практичну доцільність таких досліджень, адже інвестори та трейдери можуть використовувати для вибору кращих торгових

рішень, розробники криптопроектів - для оцінки потенційної успішності своїх проектів, фінансові регулятори – для розуміння потенційного впливу криптовалют на економіку та фінансову стабільність.

У рамках роботи розглядається прогнозування ринкової капіталізації чотирьох криптовалют (Bitcoin, Dogecoin, Ethereum, USDCoin) за допомогою авторегресійних моделей. В якості даних для аналізу були використані історичні щоденні дані про капіталізацію цих криптовалют з 09.10.2018 по 06.07.21, взяті з сайту kaggle.

2.1.1 Bitcoin (BTC)

Bitcoin — це криптовалюта, яка була створена в 2009 році невідомою особою або групою людей під псевдонімом Сатоші Накамото. Bitcoin використовує технологію блокчейн для зберігання та передачі цифрових активів, що дозволяє уникнути необхідності в централізованих посередниках, таких як банки.

Основні факти про Bitcoin:

- Bitcoin є першою криптовалютою, яка отримала популярність та високу ціну на світовому ринку;
- Bitcoin може бути використаний як засіб платежу в тих місцях, де приймають цю криптовалюту, або як засіб зберігання активів;
- кількість Bitcoin обмежена до 21 мільйона монет, що дозволяє забезпечити їхню обмежену кількість та запобігти інфляції;
- Bitcoin не контролюється жодним централізованим органом, що дозволяє користувачам здійснювати операції та здійснювати платежі без прив'язки до регуляторів;
- кожна транзакція Bitcoin є публічною, але здійснюється за допомогою анонімної адреси гаманця;

- хоча Bitcoin є однією з найбільш відомих та популярних криптовалют, він має свої недоліки та виклики, такі як висока волатильність та нестабільність ціни, а також проблеми з масштабуванням, що змушує спільноту шукати рішення для подолання цих проблем.

2.1.2 Dogecoin (DOGE)

Dogecoin — це криптовалюта, яка була створена в 2013 році на основі популярного мему "Doge". Одним з основних засновників був Біллі Маркус, який створив криптовалюту як жартівливий відгук на більш серйозні криптовалюти, такі як Bitcoin. Проте згодом Dogecoin набув популярності і став визнаним як самостійна криптовалюта.

Один з унікальних аспектів Dogecoin — це його активна та згуртована громада прихильників, яка допомагає залучати нових користувачів та розвивати проект. Dogecoin також часто використовується як спосіб пожертвування на різні благодійні цілі та соціальні ініціативи.

У 2021 році Dogecoin був предметом великого інтересу та широкого обговорення на соціальних медіа. Це було пов'язано з послідовними твітами від Ілона Маска, який підтримував криптовалюту та сприяв її зростанню вартості. Проте, ця вартість згодом знизилася, що показує, що ціна криптовалюти може бути досить нестабільною.

Dogecoin продовжує зберігати свій жартівливий характер, який став його характеристичною рисою, та залишається популярним в низці галузей, включаючи ігрову та розважальну промисловість.

2.1.3 Ethereum (ETH)

Ethereum є однією з найбільш відомих криптовалют після Bitcoin. Ось деякі ключові факти про Ethereum:

- створення: Ethereum був створений у 2015 році програмістом Віталіком Бутерінім;
- система управління: Ethereum використовує систему управління контрактами, що дозволяє створювати розумні контракти на блокчейні.
- криптовалюта: Ethereum має свою власну криптовалюту під назвою Ether (ETH), що використовується для оплати транзакцій та виконання розумних контрактів;
- платформа для створення додатків: Ethereum також може використовуватися як платформа для створення децентралізованих додатків (DApps), що працюють на блокчейні;
- розвиток: Ethereum продовжує активно розвиватися та вдосконалюватися, зокрема, заплановано перехід на нову версію блокчейну Ethereum 2.0, яка передбачає зменшення витрат на енергію та збільшення продуктивності мережі;
- капіталізація: На кінець 2022 року капіталізація Ethereum була більше \$500 млрд., що робить його другою за величиною криптовалютою після Bitcoin.

Цей список фактів дозволяє отримати загальне уявлення про цю криптовалюту та її важливість у світі криптовалют та блокчейн-технологій.

2.1.4 USDCoin (USDC)

USDCoin (USDC) є стейблкоїном, тобто цифровим активом, чия вартість прив'язана до деякого стабільного активу, зазвичай до долара США в пропорції 1:1. Офіційно запусканий в 2018 році, USDC є результатом спільної роботи двох відомих компаній — Circle і Coinbase.

Основним завданням USDC є створення зручного і безпечного засобу оплати для користувачів з усього світу. Він може бути використаний для проведення різноманітних транзакцій на блокчейні, включаючи купівлю і продаж криптовалют, переказ коштів, сплату за послуги та товари.

Однією з головних переваг USDC є його стабільність. Оскільки вартість USDC прив'язана до долара США, його вартість не залежить від коливань курсу криптовалют і може залишатися стійкою навіть у періоди ринкових коливань.

Також USDC може бути використаний для отримання відсотків від депозитів в різних криптовалютних валютах. Багато платформ, що пропонують депозити, надають високу процентну ставку за депозити в USDC, що робить його привабливим вибором для криптоінвесторів.

Останнім часом USDC також стає все популярнішим засобом для проведення міжнародних переказів, оскільки він дозволяє проводити транзакції миттєво та з мінімальними комісійними витратами.

У загальному розумінні, USDC — це криптовалюта, яка забезпечує зручність, безпеку та стабільність в проведенні різних фінансових операцій на блокчейні.

2.2 Огляд мови програмування R

Мова програмування R — це мова програмування, яка стала основою для статистичних аналізів та обробки даних.

У цьому параграфі ми розглянемо, що таке мова програмування R, як вона працює, які є переваги та недоліки використання R, та як можна використовувати R для статистичних аналізів та візуалізації даних.

2.2.1 Що таке мова програмування R?

R — це мова програмування та середовище розробки, яке спеціалізується на статистичних аналізах та обробці даних. Вона була розроблена у 1993 році студентом Університету Окленда Россом Вініамакі. Вініамакі був задоволений можливістю безкоштовної розробки програмного забезпечення для статистичних обчислень та розробив мову R, яка стала досить популярною в наукових та статистичних колах.

R є вільною та відкритою мовою програмування, що означає, що вона може бути використана безкоштовно, а її код може бути змінений та розповсюджений за власним бажанням.

2.2.2 Як працює R?

R має синтаксис, заснований на синтаксисі мови програмування S. Мова R містить численні функції та пакети, що дозволяють здійснювати статистичні аналізи та візуалізацію даних.

R може бути використана у консольному режимі, що дозволяє введення команд з клавіатури та отримання результатів безпосередньо у консолі. Однак, більшість користувачів R використовують R у вигляді інтерактивного середовища розробки (IDE), такого як RStudio. Інтерактивне середовище дозволяє користувачам легко редагувати та виконувати код, відстежувати результати та візуалізувати дані у режимі реального часу.

2.2.3 Переваги та недоліки використання мови R

Переваги використання мови R:

- безкоштовність та відкритість: R є вільною та відкритою мовою програмування, що означає, що вона може бути використана безкоштовно та код може бути змінений та розповсюджений;
- велика кількість пакетів: R має більше 15 000 пакетів, які дозволяють здійснювати різноманітні статистичні аналізи та обробку даних. Це означає, що ви можете знайти пакет для будь-якого типу аналізу даних, що ви можете знадобитися;
- легкість використання та візуалізації даних: R має дуже інтуїтивний синтаксис, що дозволяє вам легко створювати складні статистичні аналізи та візуалізувати дані. Багато пакетів R також мають функції візуалізації даних, що дозволяють створювати красиві та інформативні графіки;
- підтримка спільноти: R має активну спільноту розробників, що робить його більш відкритим та доступним. Користувачі можуть легко знайти допомогу та поради в Інтернеті від інших користувачів R;

- широке застосування: R використовується в різних галузях, таких як фінанси, медицина, наука про клімат, біоінформатика, соціальні науки, машинне навчання та ін.

Недоліки використання мови R:

- швидкість виконання: R не завжди є найшвидшою мовою програмування. Виконання деяких операцій може бути повільним в порівнянні з іншими мовами програмування;
- обмеження в обробці даних: хоча R має багато пакетів для аналізу та обробки даних, він може бути обмеженим в обробці великих наборів даних, які вимагають багато пам'яті та обчислювальних ресурсів;
- недостатній контроль версій: R має обмежені можливості управління версіями. Це може бути проблемою, особливо для команд, які працюють з великими проектами та потребують точного контролю версій;
- слабка підтримка від інших мов програмування: хоча R має багато пакетів та функцій, вона може бути обмеженим в інтеграції з іншими мовами програмування, що може створювати проблеми для проектів, що вимагають роботи зі змішаними мовами;
- складність встановлення та конфігурування: хоча R є безкоштовним та відкритим, встановлення та налаштування його може бути складним для новачків. Крім того, деякі пакети можуть мати залежності від інших пакетів, що можуть змінювати конфігурацію системи.

2.2.4 Бібліотеки мови R

Бібліотеки мови R використовуються для розширення функціональності мови та спрощення роботи з даними та аналізом.

Призначення конкретних бібліотек:

- `library(methods)`: ця бібліотека надає функціональність для роботи з методами і об'єктами в мові R. Вона містить набір функцій і класів, які дозволяють виконувати різноманітні операції, такі як поліморфізм, перевантаження операторів і управління об'єктами;
- `library(readxl)`: бібліотека надає функції для читання даних з файлів формату Excel. Вона дозволяє імпортувати дані з різних аркушів Excel-файлів і зберегти їх у вигляді об'єктів, з якими можна працювати в середовищі R;
- `library(dplyr)`: бібліотека надає потужні функції для маніпулювання і трансформації даних в R. Вона пропонує простий і зрозумілий синтаксис для виконання операцій фільтрації, сортування, групування і обчислення агрегованих значень над даними;
- `library(tidyverse)`: бібліотека є набором пакетів, які пропонують консистентний і зручний інтерфейс для роботи з даними в R. Вона включає такі популярні пакети, як `ggplot2` для візуалізації даних, `dplyr` для маніпуляції даними, `tidyr` для перетворення даних та інші.

2.3 Опис програмної реалізації методів аналізу часових рядів

Розглянемо далі результати аналізу ринкової капіталізації криптовалют, що отримані за допомогою розробленої програмної реалізації на мові програмуванні R.

2.3.1 Автокореляція

Автокореляція є мірою кореляції між значеннями часового ряду в різний час. За допомогою автокореляції можна визначити тренди та стаціонарність часового ряду.

Розглянемо графіки автокореляцій на рисунках 2.1-2.4.

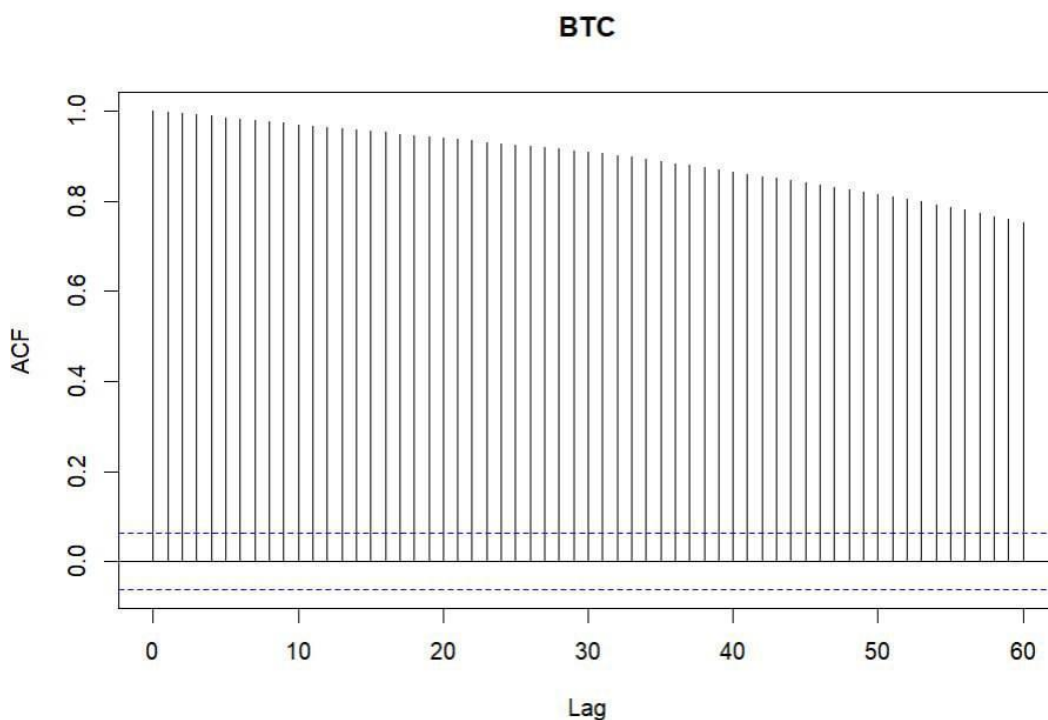


Рисунок 2.1 – Графік автокореляцій BTC

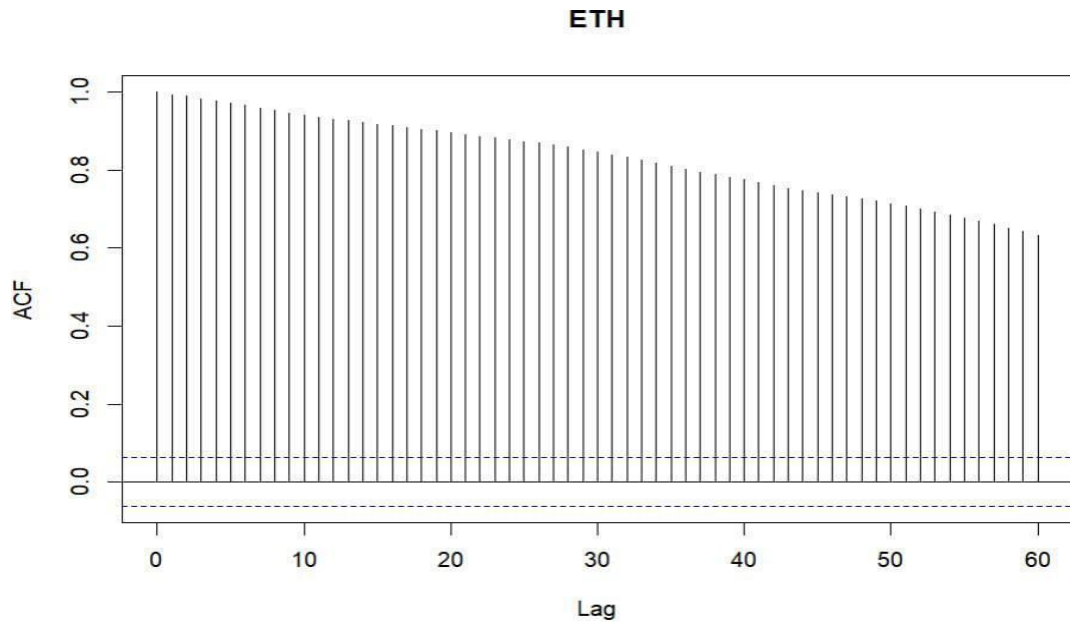


Рисунок 2.2 – Графік автокореляцій ETH

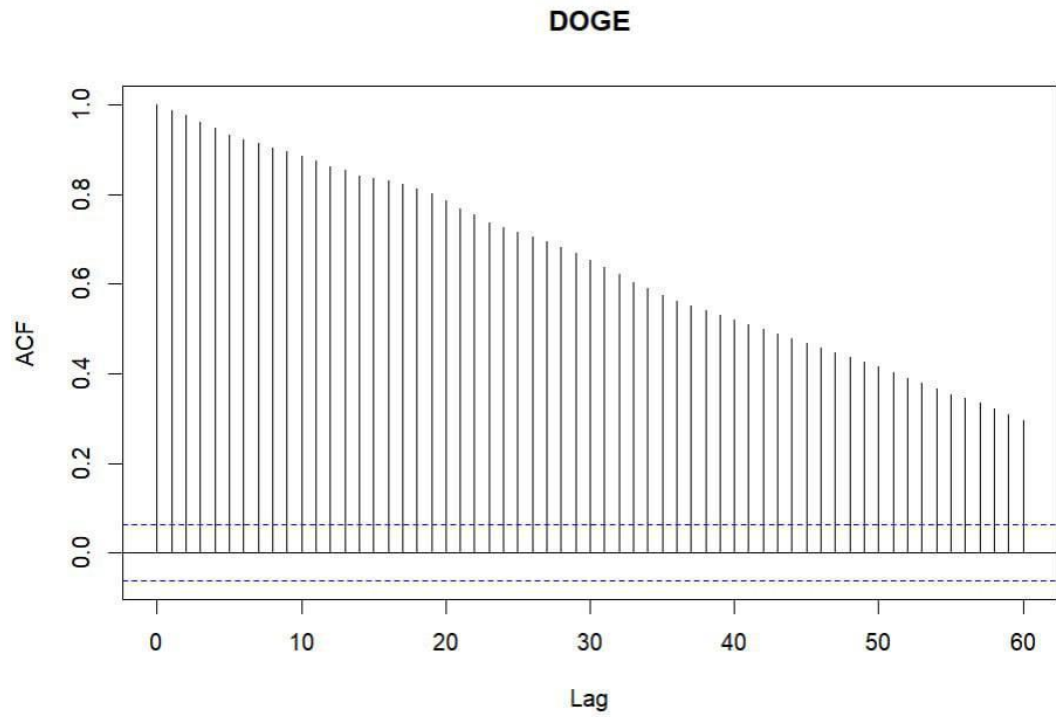


Рисунок 2.3 – Графік автокореляцій DOGE

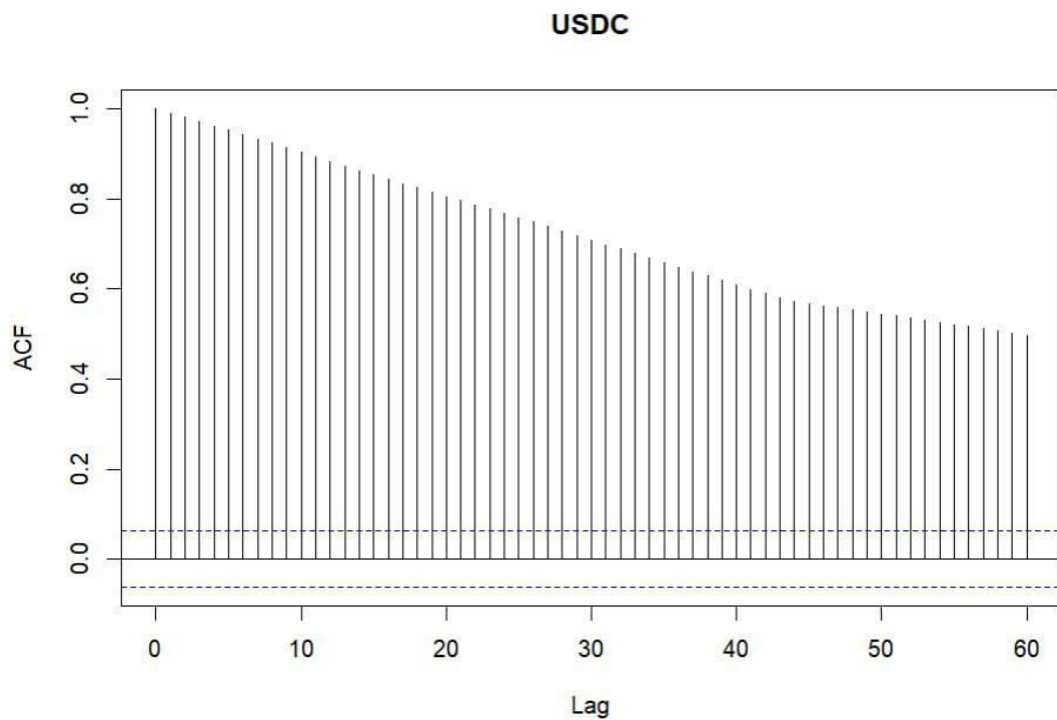


Рисунок 2.4 – Графік автокореляцій USDC

2.3.2 Результати тесту Дікі-Фуллера

Розглянемо результати тесту Дікі-Фуллера та роботи усіх розглянутих методів. Після проведення тестування за допомогою програмного забезпечення, ми отримали результати, зображені на рисунках 2.5-2.8.

```

Послідовна різниця 0-го порядку p-value: 0.648097
Послідовна різниця 1-го порядку p-value: 0.010000
Послідовна різниця 2-го порядку p-value: 0.010000
Послідовна різниця 3-го порядку p-value: 0.010000
Послідовна різниця 4-го порядку p-value: 0.010000
Послідовна різниця 5-го порядку p-value: 0.010000
Послідовна різниця 6-го порядку p-value: 0.010000
Послідовна різниця 7-го порядку p-value: 0.010000
Послідовна різниця 8-го порядку p-value: 0.010000
Послідовна різниця 9-го порядку p-value: 0.010000
Послідовна різниця 10-го порядку p-value: 0.010000

```

Рисунок 2.5 – Приклад послідовної різниці BTC

Таким чином, встановлюючи рівень чутливості тесту Дікі-Фуллера альфа рівним 0.05, бачимо, що для всіх криптовалют варто використовувати модель ARIMA (p,d,q), де порядок різниці буде не нижче першого.

2.3.3 Використання критеріїв AIC та BIC

Критерії AIC (Akaike's Information Criterion) та BIC (Bayesian Information Criterion) є статистичними критеріями, які використовуються для порівняння моделей та визначення найкращої моделі, зокрема у контексті статистичного моделювання.

Обидва критерії базуються на принципі мінімізації інформаційної втрати, але вони використовують різні підходи та мають трохи різну інтерпретацію.

AIC оцінює якість моделі, зважаючи на точність підгонки моделі до даних, але штрафує моделі, які мають велику кількість параметрів. Його формула виглядає наступним чином:

$$AIC = -2 * \log(L) + 2 * k,$$

де $\log(L)$ — логарифм максимальної правдоподібності моделі, а k — кількість параметрів моделі.

Основна ідея полягає в тому, що AIC штрафує складні моделі, які не досягають значного покращення у точності прогнозування порівняно з більш простими моделями.

BIC також враховує точність підгонки моделі до даних, але він накладає більший штраф на моделі з більшою кількістю параметрів, ніж AIC. Формула BIC виглядає так:

$$BIC = -2 * \log(L) + k * \log(n),$$

де $\log(L)$ — логарифм максимальної правдоподібності моделі, k — кількість параметрів моделі, а n — кількість спостережень у вибірці.

BIC на відміну від AIC штрафує більш складні моделі навіть сильніше.

Основна ідея використання AIC та BIC полягає в порівнянні значень цих критеріїв для різних моделей. Модель з найменшим значенням AIC або BIC вважається найкращою. Проте, варто зазначити, що AIC та BIC не є абсолютними мірками, і їхнє використання має бути поєднане з іншими методами та контекстом дослідження.

Загалом, AIC та BIC є корисними критеріями для порівняння моделей та вибору найкращої моделі з урахуванням компромісу між точністю підгонки та складністю моделі.

Саме завдяки цим критеріям відбувається підбір значення параметрів (p, d, q) у наступному підрозділі.

2.3.4 Підбір значення параметрів (p, d, q)

Використовуючи метод перебору параметрів моделі ARIMA(p, d, q) ми підібрали такі параметри, за яких значення інформаційного критерію Акаїке та Байєсівського інформаційного критерію становитиме найменше значення. Обмеження для підбору параметрів, виходячи з результату тестів Дікі-Фуллера для різниць різного порядку та побудови автокореляційної функції, було взято наступні: для параметрів p, q від 0 до 7, а для параметру d від 1 до 7 так, щоб в сумі дані параметри не перевищували значення 7.

Результат підбору значення параметрів (p, d, q) можна побачити на рисунку 2.9.

```

[1] "Параметри найкращих моделей ARIMA для Dogecoin:"
      p d q      aic      bic
54 2 2 3 37109.73 37138.54
[1] "Параметри найкращих моделей ARIMA для Bitcoin:"
      p d q      aic      bic
16 0 3 2 44517.97 44532.37
[1] "Параметри найкращих моделей ARIMA для Ethereum:"
      p d q      aic      bic
55 2 2 3 41942.86 41971.67
[1] "Параметри найкращих моделей ARIMA для USDCoin:"
      p d q      aic      bic
18 0 3 4 33619.46 33643.46

```

Рисунок 2.9 – Найкращі параметри моделей ARIMA

Як ми бачимо, емпірично підібрані (тобто, знайдені за критерієм мінімального BIC/AIC методом підбору) параметри моделей ARIMA не суперечать теоретичним засадам (тобто, висновкам з тесту Дікі-Фуллера для різниць різних порядків, а також висновкам з графіків автокореляції).

2.3.5 Результати прогнозування

Для прогнозування ринкової капіталізації криптовалюти Dogecoin скористались моделлю ARIMA(2,2,3). Оцінку точності моделі можна побачити на рисунку 2.10. Порівняння прогнозування моделі з реальними значеннями часового ряду можна побачити на рисунку 2.11.

```

> doge_analysis()
[1] "Параметри найкращих моделей ARIMA для Dogecoin:"
      p d q      aic      bic
54 2 2 3 37109.73 37138.54
[1] "Errors:"
      max_error mean_error      r2
1 39317333638 5435271877 7.600824e+21

```

Рисунок 2.10 – Оцінка точності моделі ARIMA(2,2,3) для Dogecoin

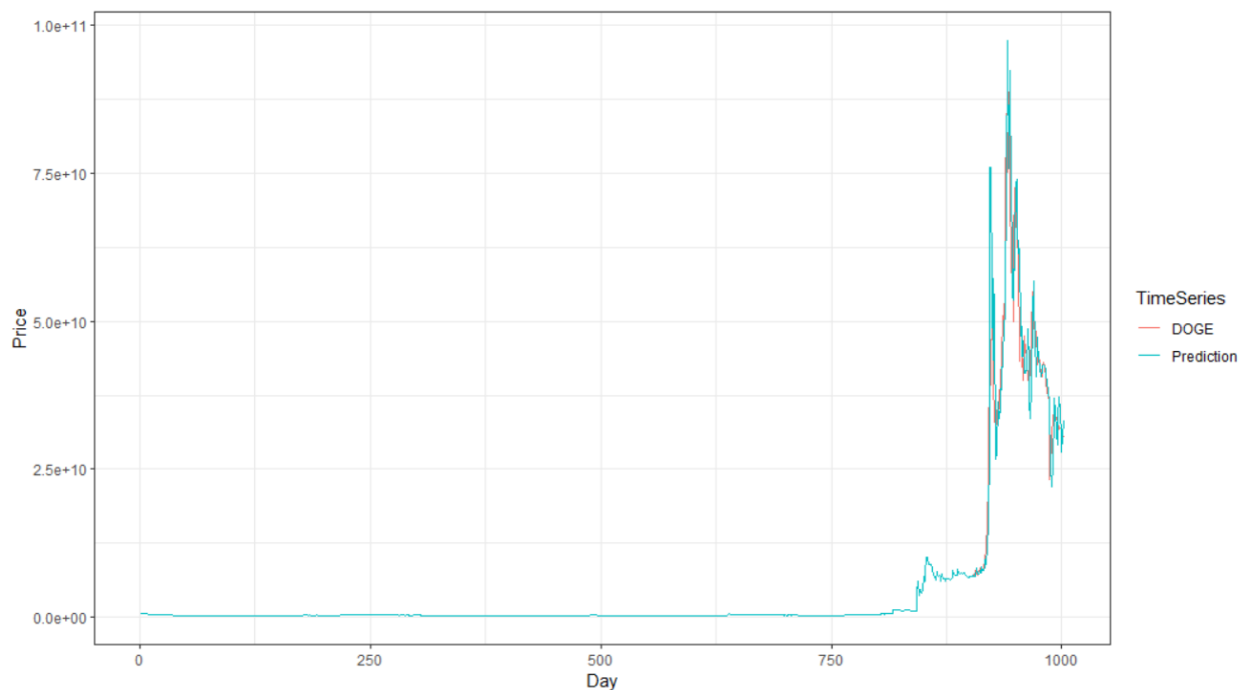


Рисунок 2.11 – Прогнозування моделі ARIMA(2,2,3) для Dogecoin та реальні дані

Була проведена побудова моделі ARIMA(2,2,3) для Ethereum. Оцінку точності моделі можна побачити на рисунку 2.12. Порівняння прогнозування моделі з реальними значеннями часового ряду можна побачити на рисунку 2.13.

```
> eth_analysis()
[1] "Параметри найкращих моделей ARIMA для Ethereum:"
   p d q   aic   bic
55 2 2 3 41942.86 41971.67
[1] "Errors:"
   max_error mean_error      r2
1 1.04261e+11 16187041287 5.299506e+22
```

Рисунок 2.12 – Оцінка точності моделі ARIMA(2,2,3) для Ethereum

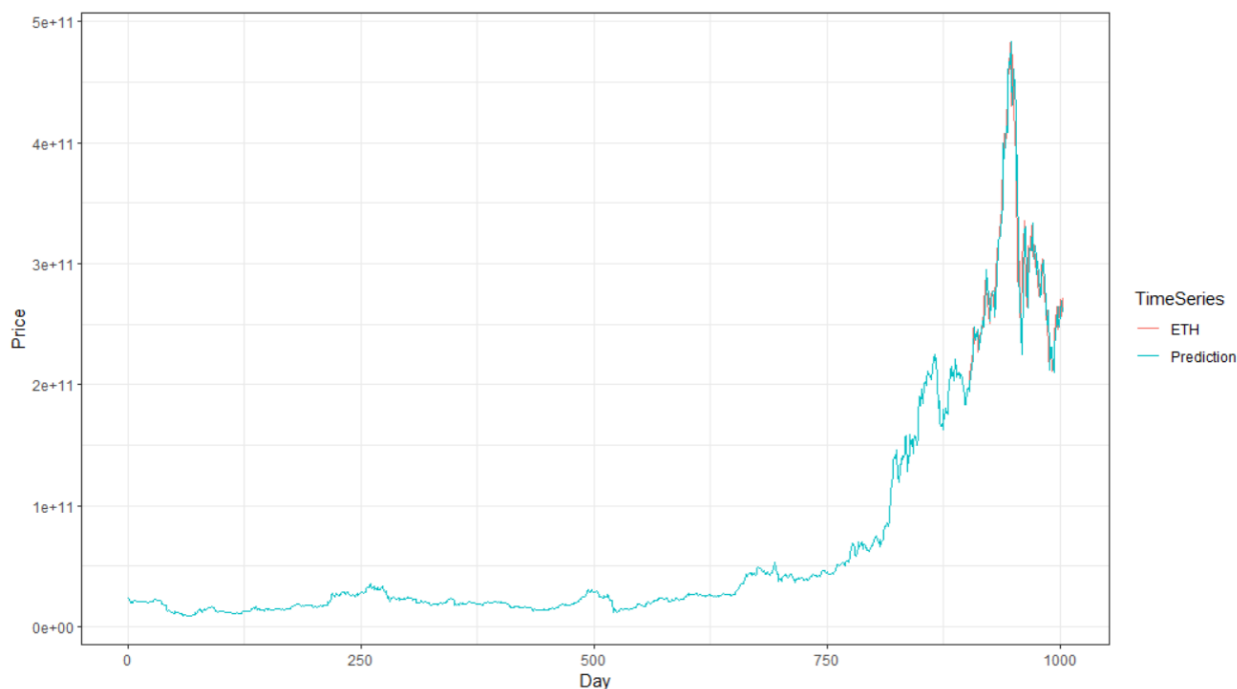


Рисунок 2.13 – Прогнозування моделі ARIMA(2,2,3) для Ethereum та реальні дані

Була проведена побудова моделі ARIMA(0,3,4) для USDCoin. Оцінку точності моделі можна побачити на рисунку 2.14. Порівняння прогнозування моделі з реальними значеннями часового ряду можна побачити на рисунку 2.15.

```
> usdc_analysis()
[1] "Параметри найкращих моделей ARIMA для USDCoin:"
   p d q   aic   bic
18 0 3 4 33619.46 33643.46
[1] "Errors:"
   max_error mean_error      r2
1 6140341908 247775705 5.688512e+19
```

Рисунок 2.14 – Оцінка точності моделі ARIMA(0,3,4) для USDCoin

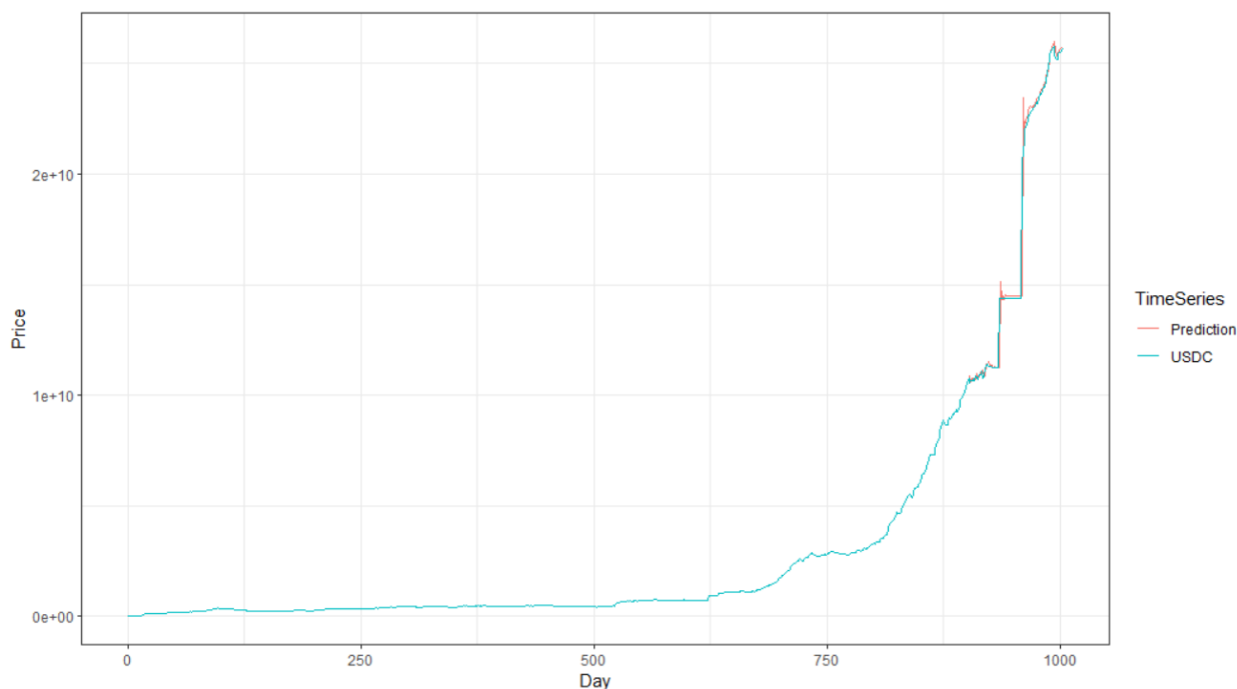


Рисунок 2.15– Прогнозування моделі ARIMA(0,3,4) для USDCoin та реальні дані

Була проведена побудова моделі ARIMA(0,3,2) для Bitcoin. Оцінку точності моделей можна побачити на рисунку 2.16. Порівняння прогнозування моделі ARIMA з реальними значеннями часового ряду можна побачити на рисунку 2.17.

```
> btc_analysis()
[1] "Параметри найкращих моделей ARIMA для Bitcoin:"
   p d q   aic   bic
16 0 3 2 44517.97 44532.37
[1] "Errors:"
   max_error mean_error      r2
1 145512638385 30102007531 1.610682e+23
```

Рисунок 2.16 – Оцінка точності моделей ARIMA(0,3,2) для Bitcoin

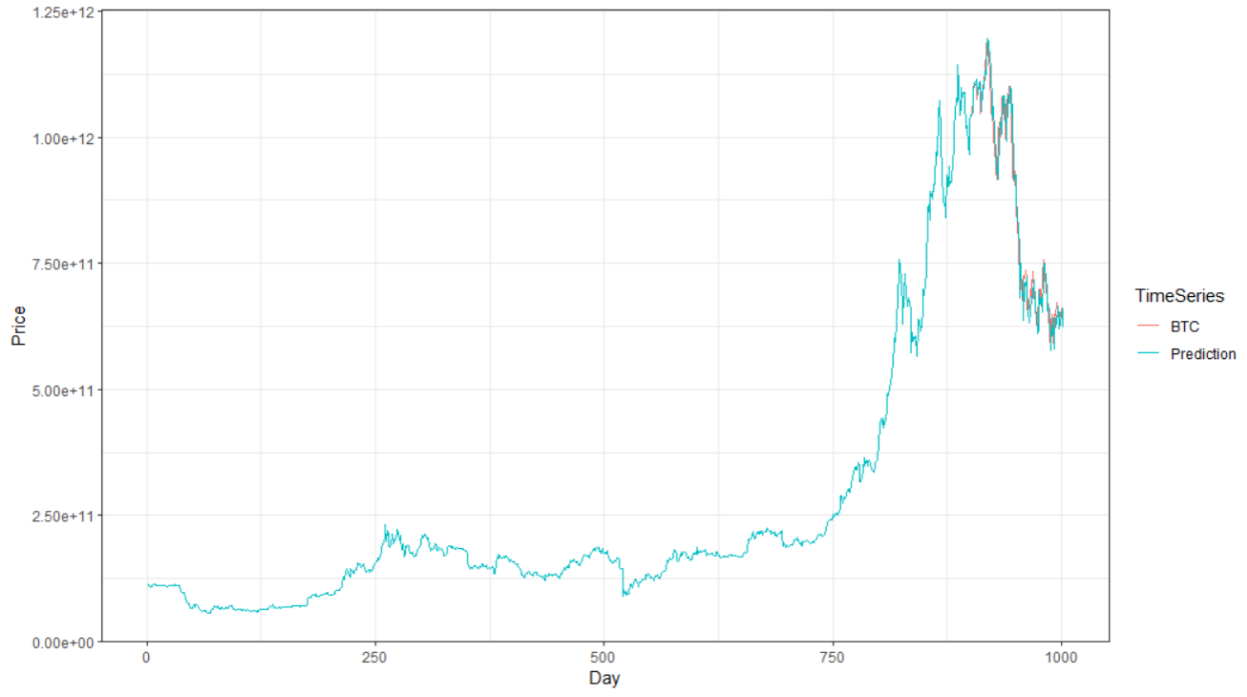


Рисунок 2.17 – Прогнозування моделі ARIMA(0,3,2) для Bitcoin та реальні дані

ВИСНОВКИ

В нашій роботі було проаналізовано підходи до аналізу часових рядів та за допомогою методів авторегресії (модель $ARIMA(p,d,q)$) представлено результати розробки програмного інструментарію для оцінки ринкової капіталізації чотирьох видів криптовалют (Dogecoin, Bitcoin, Ethereum, USDCoin). Ми використали USDCoin з певних причин. По-перше, його вартість хоч і прив'язана до долара, проте має незначні коливання в межах 2-3 центів. По-друге, досліджувати ринкову капіталізацію стейблкоїнів теж важливо, оскільки ці криптовалюти мають відносно постійну ціну, але при цьому їх ринкова капіталізація змінюється. А зі зміни ринкової капіталізації можна вже робити деякі висновки про криптовалюту.

У якості даних для демонстрації можливостей були обрані історичні дані про ринкову капіталізацію цих криптовалют з 09/10/2018 по 06/07/21 (всього 1002 записи на кожен криптовалюту). Кожен набір даних був розділений на тренувальну та тестову вибірки. Для кожної криптовалюти на тренувальній вибірці було протестовано моделі $ARIMA(p,d,q)$ при значеннях параметрів p,d,q від 0 до 7.

Для кожної криптовалюти було обрано набір параметрів з найменшими значеннями BIC та AIC. Для кожної криптовалюти було протестовано обрані моделі на тестовій вибірці й отримані такі показники точності, як: максимальна за модулем похибка, середня за модулем похибка, сума квадратів похибок. Окрім того, для кожної криптовалюти у роботі представлено результати прогнозування на тестовій вибірці.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2015). Time series analysis: forecasting and control (5th ed.). Wiley.
2. Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2016). Introduction to time series and forecasting (3rd ed.). Springer.
3. Chatfield, C. (2019). The analysis of time series: an introduction (7th ed.). CRC Press.
4. Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 427-431.
5. Engle, R. F., & Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, 55(2), 251-276.
6. Gardner, G., Harvey, A. C., & Phillips, G. D. A. (1980). Algorithm AS154: An algorithm for exact maximum likelihood estimation of autoregressive-moving average models by means of Kalman filtering. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 29(3), 311-322.
7. Granger, C. W. J. (1980). Long memory relationships and the aggregation of dynamic models. *Journal of Econometrics*, 14(2), 227-238.
8. Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*, 54(1-3), 159-178.
9. Mandelbrot, B. B., & Van Ness, J. W. (1968). Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM Review*, 10(4), 422-437.

10. Nelson, C. R., & Plosser, C. I. (1982). Trends and random walks in macroeconomic time series: Some evidence and implications. *Journal of Monetary Economics*, 10(2), 139-162.
11. Stock, J. H., & Watson, M. W. (1993). A simple estimator of cointegrating vectors in higher order integrated systems. *Econometrica*, 61(4), 783-820.
12. Taqqu, M. S. (1975). Weak convergence to fractional Brownian motion and to the Rosenblatt process. *Zeitschrift für Wahrscheinlichkeitstheorie und Verwandte Gebiete*, 31(4), 287-302.
13. Tiao, G. C., & Box, G. E. P. (1981). Modelling multiple time series with applications. *Journal of the American Statistical Association*, 76(376), 802-816.
14. Venables, W. N., & Ripley, B. D. (2002). *Modern applied statistics with S* (4th ed.). Springer.
15. Wei, W. W. S. (2006). *Time series analysis: univariate and multivariate methods* (2nd ed.). Pearson.

ДОДАТОК. КОД ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ

```
# Підключимо необхідні бібліотеки.
library(methods)
library(readxl)
library(dplyr)
library(tidyverse)
library(tseries)

# Завантажимо дані про часові ряди цін на основні дорогоцінні метали.
currency_data <- read_excel("CryptocurrencyMarketcap.xlsx")
# Виділимо часовий ряд про ціни на Dogecoin.
doge <- currency_data["DOGE"]
# Виділимо часовий ряд про ціни на Bitcoin.
btc <- currency_data["BTC"]
# Виділимо часовий ряд про ціни на Ethereum.
eth <- currency_data["ETH"]
# Виділимо часовий ряд про ціни на USDCoin.
usdc <- currency_data["USDC"]

# Функція get_arima_prediction робить передбачення для вектору даних
currency,
# попередньо поділивши його на тренувальну та тестову вибірку у
співвідношенні
# 0.9 до 0.1. Параметри моделі ARIMA задаються як p (кількість лагів
# авторегресії), d (порядок різниць моделі ARMA), q (кількість лагів ковзного
# середнього). Параметр one_step_prediction вказує на спосіб побудови
прогнозу.
# Якщо one_step_prediction=TRUE, то передбачення моделі відбувається
лише на 1
# крок, опираючись на реальні дані. Перевагою цього є більша точність, а
# недоліком те, що передбачення відбувається лише на один крок часового
ряду.
# Якщо one_step_prediction=FALSE, то передбачення моделі відбувається на
таку
# кількість кроків, що дорівнює розміру тестової вибірки. Недоліком цього є
# нижча точність, а перевагою те, що такий спосіб дозволяє будувати
передбачення
# на довільну кількість кроків. Функція get_arima_prediction повертає часовий
# ряд отриманих передбачень.
get_arima_prediction <- function(currency, p, d, q, one_step_prediction=TRUE) {
  currency.total_size <- nrow(currency)
```

```

currency.train_size <- round(currency.total_size * 0.9)
currency.prediction <- c()
suppressWarnings(
  if (one_step_prediction){
    prediction_number = 1
    for (idx in seq.int(currency.train_size, currency.total_size-1, 1)) {
      train <- currency[1:idx,]
      prediction_number <- length(currency.prediction) + 1
      tryCatch(
        expr = {
          ARIMA.model <- arima(train, c(p, d, q), method="ML")
          current_prediction <- predict(ARIMA.model, 1)$pred[1]
        },
        error = function(e) { }
      )
      currency.prediction[prediction_number] <- current_prediction
    }
    train <- currency[1:currency.train_size,]
  }
  else {
    train <- currency[1:currency.train_size,]
    currency.test_size <- currency.total_size-currency.train_size
    ARIMA.model <- arima(train, c(p, d, q), method="ML")
    currency.prediction <- predict(ARIMA.model,
                                   currency.test_size)$pred[1:currency.test_size]
  }
)
currency.prediction <- data.frame(currency.prediction)
names(currency.prediction) <- names(train)
return (currency.prediction)
}

```

```

# Функція get_arima_table робить порівняльний аналіз моделей ARIMA з
# різними
# параметрами p (кількість лагів авторегресії), d (порядок різниць моделі
# ARMA),
# q (кількість лагів ковзного середнього) для вектору даних currency,
# попередньо
# поділивши його на тренувальну та тестову вибірку у співвідношенні 0.9 до
# 0.1.
# Параметр write_log вказує на те, чи потрібно писати лог помилок програми.
# Якщо write_log=TRUE, програма записує помилки та попередження у файл
# logfile.txt, але це уповільнює роботу програми. Якщо write_log=FALSE, то
# усі

```

```

# помилки та попередження ігноруються програмою. Важливо зазначити, що
коли
# для певного набору (p, d, q) виникає помилка чи попередження, то такий
набір
# не входить до результуючої таблиці (оскільки побудувати модель не
вдалось, або
# при побудові моделі сталась чисельна помилка і модель є хибною.)
# Значення кожного параметру становить від 0 до 10, тому ми розглядаємо до
#  $11^3 = 1331$  різноманітних варіацій. Якість передбачення розраховуємо за
# допомогою двох параметрів: інформаційного критерію Акаїке (AIC) та
Баєсівого
# інформаційного критерію (BIC). Функція get_arima_table повертає
порівняльну
# таблицю зі значеннями p, d, q, aic, bic.
get_arima_table <- function(currency, write_log=FALSE) {
  table_idx <- 1
  p_vector <- NULL
  d_vector <- NULL
  q_vector <- NULL
  aic_vector <- NULL
  bic_vector <- NULL
  if (write_log) {
    cat("Errors and warnings:", file="logfile.txt", sep='\n', append = FALSE)
  }
  for (p in seq.int(0, 7, 1)) {
    for (d in seq.int(0, 7-p, 1)) {
      for (q in seq.int(0, 7-p-d, 1)) {
        tryCatch(
          expr = {
            currency.total_size <- nrow(currency)
            currency.train_size <- round(currency.total_size * 0.9)
            train <- currency[1:currency.train_size,]
            ARIMA.model <- arima(train, c(p, d, q), method="ML")
            arima(currency, c(p, d, q), method = "ML")
            ARIMA.aic <- AIC(ARIMA.model)
            ARIMA.bic <- BIC(ARIMA.model)
            p_vector[table_idx] <- p
            d_vector[table_idx] <- d
            q_vector[table_idx] <- q
            aic_vector[table_idx] <- ARIMA.aic
            bic_vector[table_idx] <- ARIMA.bic
            table_idx <- table_idx + 1
          },
          error = function(e){

```



```

# get_best_params.
print_best_params <- function() {
  print("Параметри найкращих моделей ARIMA для Dogecoin:")
  print(get_best_params(doge))
  print("Параметри найкращих моделей ARIMA для Bitcoin:")
  print((get_best_params(btc)))
  print("Параметри найкращих моделей ARIMA для Ethereum:")
  print(get_best_params(eth))
  print("Параметри найкращих моделей ARIMA для USDCoin:")
  print(get_best_params(usdc))
}

# Функція accuracy_estimate оцінює передбачення prediction щодо часового
ряду
# currency, повертаючи максимальну за модулем похибку (max_error),
середню за
# модулем похибку (mean_error), та суму квадратів похибок (r2), зведені у
єдину
# таблицю.
accuracy_estimate <- function(currency, prediction) {
  currency.total_size <- nrow(currency)
  currency.train_size <- round(currency.total_size * 0.9)
  currency.test_size <- currency.total_size - currency.train_size
  currency.test <- tail(currency, currency.test_size)
  error <- abs(currency.test-prediction)
  max_error <- max(error)
  mean_error <- mean(error[, 1])
  r2 <- sum(error^2)
  return(data.frame(max_error=max_error, mean_error=mean_error, r2=r2))
}

# Функція зображає на одному графіку справжні ціни на метал currency та
передбачені
# ціни на метал prediction.
plot_prediction <- function(currency, prediction) {
  currency.total_size <- nrow(currency)
  currency.train_size <- round(currency.total_size * 0.9)
  currency.test_size <- currency.total_size - currency.train_size
  prediction.full <- currency
  prediction.full[currency.train_size+1:currency.test_size,] <- prediction
  names(prediction.full) <- "Prediction"
  df.wide <- data.frame(currency      = currency,
                        prediction   = prediction.full,
                        time         = seq_len(nrow(currency)))
}

```

```

# glimpse(df.wide)
df.long <- df.wide %>%
  gather(key=TimeSeries,value=currency,-"time")
# glimpse(df.long)
ggplot(df.long, aes(x=time, y=currency, colour=TimeSeries)) +
  geom_line() + theme_bw() + xlab("Day") + ylab("Price")
}

# Функція dickey_fuller_test виконує тест Дікі-Фуллера для часового ряду
# currency та повертає значення p-value.
dickey_fuller_test <- function(currency) {
  CURRENCY <- currency %>% pull(colnames(currency)[1])
  dft <- adf.test(CURRENCY)
  p <- dft$p.value
  return(p)
}

# Тест Дікі-Фуллера для послідовних різниць з метою визначення
стаціонарного
# часового ряду серед послідовних різниць
sequences_sub <- function(currency) {
  p <- dickey_fuller_test(currency)
  cat(sprintf("Послідовна різниця 0-го порядку p-value: %f\n", p))
  delta <- slice_head(currency, n=1001) - slice_tail(currency, n=1001)
  p <- dickey_fuller_test(delta)
  cat(sprintf("Послідовна різниця 1-го порядку p-value: %f\n", p))
  delta <- slice_head(delta, n=1000) - slice_tail(delta, n=1000)
  p <- dickey_fuller_test(delta)
  cat(sprintf("Послідовна різниця 2-го порядку p-value: %f\n", p))
  delta <- slice_head(delta, n=999) - slice_tail(delta, n=999)
  p <- dickey_fuller_test(delta)
  cat(sprintf("Послідовна різниця 3-го порядку p-value: %f\n", p))
  delta <- slice_head(delta, n=998) - slice_tail(delta, n=998)
  p <- dickey_fuller_test(delta)
  cat(sprintf("Послідовна різниця 4-го порядку p-value: %f\n", p))
  delta <- slice_head(delta, n=997) - slice_tail(delta, n=997)
  p <- dickey_fuller_test(delta)
  cat(sprintf("Послідовна різниця 5-го порядку p-value: %f\n", p))
  delta <- slice_head(delta, n=996) - slice_tail(delta, n=996)
  p <- dickey_fuller_test(delta)
  cat(sprintf("Послідовна різниця 6-го порядку p-value: %f\n", p))
  delta <- slice_head(delta, n=995) - slice_tail(delta, n=995)
  p <- dickey_fuller_test(delta)
  cat(sprintf("Послідовна різниця 7-го порядку p-value: %f\n", p))
}

```

```

delta <- slice_head(delta, n=994) - slice_tail(delta, n=994)
p <- dickey_fuller_test(delta)
cat(sprintf("Послідовна різниця 8-го порядку p-value: %f\n", p))
delta <- slice_head(delta, n=993) - slice_tail(delta, n=993)
p <- dickey_fuller_test(delta)
cat(sprintf("Послідовна різниця 9-го порядку p-value: %f\n", p))
delta <- slice_head(delta, n=992) - slice_tail(delta, n=992)
p <- dickey_fuller_test(delta)
cat(sprintf("Послідовна різниця 10-го порядку p-value: %f\n", p))
}

autocorrelation <- function(lag.max) {
  acf(doge, lag.max)
  acf(btc, lag.max)
  acf(eth, lag.max)
  acf(usdc, lag.max)
}

partial_autocorrelation <- function(lag.max) {
  pacf(doge, lag.max)
  pacf(btc, lag.max)
  pacf(eth, lag.max)
  pacf(usdc, lag.max)
}

doge_analysis <- function(){
  # Збережемо таблицю аналізу різних моделей АРІМА
  # write.table(get_arima_table(doge), "DogecoinTableARIMA.txt")
  # Проведемо тест Дікі-Фуллера:
  p <- dickey_fuller_test(doge)
  sprintf("Згідно з тестом Дікі-Фуллера p-value для Dogecoin становить: %f", p)
  # Виведемо в консоль параметри найкращих моделей АРІМА для Dogecoin
  print("Параметри найкращих моделей АРІМА для Dogecoin:")
  print(get_best_params(doge))
  # Отримали найкраще по аіс та біс: p = 2, d = 2, q = 3
  # Перевіримо похибки на тестових даних
  print("Errors:")
  doge.aic.prediction <- get_arima_prediction(doge, 2, 2, 3)
  print(accuracy_estimate(doge, doge.aic.prediction))
  # Зобразимо графік
  plot_prediction(doge, doge.aic.prediction)
}

btc_analysis <- function(){

```

```

# Збережемо таблицю аналізу різних моделей ARIMA
# write.table(get_arima_table(btc), "BitcoinTableARIMA.txt")
# Проведемо тест Дікі-Фуллера:
p <- dickey_fuller_test(btc)
sprintf("Згідно з тестом Дікі-Фуллера p-value для Bitcoin становить: %f", p)
# Виведемо в консоль параметри найкращих моделей ARIMA для Bitcoin
print("Параметри найкращих моделей ARIMA для Bitcoin:")
print(get_best_params(btc))
# Отримали найкраще по aic та bic: p = 0, d = 3, q = 2
# Перевіримо похибки на тестових даних
print("Errors:")
btc.aic.prediction <- get_arima_prediction(btc, 0, 3, 2)
print(accuracy_estimate(btc, btc.aic.prediction))
# Зобразимо графік з мінімальною максимальною похибкою
plot_prediction(btc, btc.aic.prediction)
}

eth_analysis <- function(){
# Збережемо таблицю аналізу різних моделей ARIMA
# write.table(get_arima_table(eth), "EthereumTableARIMA.txt")
# Проведемо тест Дікі-Фуллера:
p <- dickey_fuller_test(eth)
sprintf("Згідно з тестом Дікі-Фуллера p-value для Ethereum становить: %f", p)
# Виведемо в консоль параметри найкращих моделей ARIMA для Ethereum
print("Параметри найкращих моделей ARIMA для Ethereum:")
print(get_best_params(eth))
# Отримали найкраще по aic та bic: p = 2, d = 2, q = 3
# Перевіримо похибки на тестових даних
print("Errors:")
eth.aic.prediction <- get_arima_prediction(eth, 2, 2, 3)
print(accuracy_estimate(eth, eth.aic.prediction))
# Зобразимо графік
plot_prediction(eth, eth.aic.prediction)
}

usdc_analysis <- function(){
# Збережемо таблицю аналізу різних моделей ARIMA
# write.table(get_arima_table(usdc), "USDCoinTableARIMA.txt")
# Проведемо тест Дікі-Фуллера:
p <- dickey_fuller_test(usdc)
sprintf("Згідно з тестом Дікі-Фуллера p-value для USDCoin становить: %f",
p)
# Виведемо в консоль параметри найкращих моделей ARIMA для USDCoin
print("Параметри найкращих моделей ARIMA для USDCoin:")

```

```

print(get_best_params(usdc))
# Отримали найкраще по aic та bic: p = 0, d = 3, q = 4
# Перевіримо похибки на тестових даних
print("Errors:")
usdc.aic.prediction <- get_arima_prediction(usdc, 0, 3, 5)
print(accuracy_estimate(usdc, usdc.aic.prediction))
# Зобразимо графік
plot_prediction(usdc, usdc.aic.prediction)
}

```

EtheriumTableARIMA:

```

"p" "d" "q" "aic" "bic"
"1" 0 1 0 42031.840848083 42036.6443533406
"2" 0 1 1 42033.4109810606 42043.0179915758
"3" 0 1 2 42033.7053370065 42048.1158527793
"4" 0 1 3 42035.5890020469 42054.8030230774
"5" 0 1 4 42037.4146405059 42061.432166794
"6" 0 1 5 42039.2246364749 42068.0456680206
"7" 0 1 6 42022.8820658535 42056.5066026568
"8" 0 1 7 42016.1487143031 42054.576756364
"9" 0 1 8 42013.6023515537 42056.8338988722
"10" 0 1 9 42014.9523803646 42062.9874329407
"11" 0 1 10 41902.0997201949 41954.9382780286
"12" 0 2 0 42629.8897422222 42634.6921369856
"13" 0 2 1 41988.6815570512 41998.2863465779
"14" 0 2 2 41989.7366120346 42004.1437963246
"15" 0 2 3 41990.7265756689 42009.9361547222
"16" 0 2 4 41992.7191795679 42016.7311533845
"17" 0 2 5 41994.1819652344 42022.9963338143
"18" 0 2 6 41996.1637546706 42029.7805180139
"19" 0 2 7 41981.7584463073 42020.1776044139
"20" 0 2 8 41970.5112684099 42013.7328212798
"21" 0 2 9 41966.1100048078 42014.133952441
"22" 0 2 10 41966.5656217225 42019.3919641191
"23" 0 3 0 43589.3615012129 43594.1627842474
"24" 0 3 1 42592.3269055804 42601.9294716493
"25" 0 3 2 41961.9586782397 41976.3625273431
"26" 0 3 3 41970.092651348 41989.2977834859
"27" 0 3 4 41974.3352403702 41998.3416555425
"28" 0 3 5 41974.8309875729 42003.6386857797
"29" 0 3 6 42042.7329209492 42076.3419021905
"30" 0 3 7 41977.9711991706 42016.3814634463
"31" 0 3 8 41964.3258730348 42007.537420345
"32" 0 3 9 41953.8141158813 42001.826946226

```

"33" 0 3 10 41949.7523902489 42002.5665036281
"34" 0 4 0 44641.3271637926 44646.1273338609
"35" 0 4 1 43557.2301878616 43566.8305279982
"36" 0 4 2 42567.6792201425 42582.0797303474
"37" 0 4 3 41985.2791111394 42004.4797914127
"38" 0 4 4 42108.1369690133 42132.1378193548
"39" 0 4 5 42082.5250265982 42111.326047008
"40" 0 4 6 42085.7027047784 42119.3038952565
"41" 0 4 7 42124.0842199669 42162.4855805134
"42" 0 4 8 42085.878706787 42129.0802374017
"43" 0 4 9 42041.3330795768 42089.3347802598
"44" 0 4 10 41996.3416968058 42049.1435675571
"45" 0 5 0 45720.0125332173 45724.8115890793
"46" 0 5 1 44598.9095637723 44608.5076754964
"47" 0 5 2 43522.0151497568 43536.4123173429
"48" 0 5 3 42576.7286249705 42595.9248484188
"49" 0 5 4 42121.3331125767 42145.328391887
"50" 0 5 5 42361.97432218 42390.7686573523
"51" 0 5 6 42273.676686216 42307.2700772504
"52" 0 5 7 42256.3596135058 42294.7520604023
"53" 0 5 8 42240.3991401219 42283.5906428805
"54" 0 5 9 42926.0697424874 42974.0603011079
"55" 0 5 10 42413.4005007062 42466.1901151889
"56" 0 6 0 46818.5810326743 46823.3789730873
"57" 0 6 1 45676.3016430407 45685.8975238666
"58" 0 6 2 44562.3219417631 44576.7157630021
"59" 0 6 3 43512.2772577359 43531.4690193878
"60" 0 6 4 42916.7107382355 42940.7004403004
"61" 0 6 5 42573.067655379 42601.8552978568
"62" 0 6 6 43021.1504866092 43054.7360695
"63" 0 6 7 43143.2756372292 43181.659160533
"64" 0 6 8 42878.2291073211 42921.4105710378
"65" 0 6 9 43118.1877393119 43166.1671434417
"66" 0 6 10 43177.9461299008 43230.7234744435
"67" 0 7 0 47937.3428053262 47942.1396290445
"68" 0 7 1 46779.7602820386 46789.3539294751
"69" 0 7 2 45644.4069301378 45658.7974012926
"70" 0 7 3 44561.3170016088 44580.5042964819
"71" 0 7 4 43594.138241556 43618.1223601474
"72" 0 7 5 43905.3388796514 43934.119821961
"73" 0 7 6 43384.1140829382 43417.6918489661
"74" 0 7 7 44159.0016202124 44197.3762099586
"75" 0 7 8 43430.1442176866 43473.3156311511
"76" 0 7 9 44436.3683297343 44484.336566917

"77" 0 7 10 44175.2699790484 44228.0350399494
"78" 0 8 0 49058.2314448835 49063.0271506587
"79" 0 8 1 47889.6419359531 47899.2333475035
"80" 0 8 2 46738.7245262538 46753.1116435793
"81" 0 8 3 45629.9363243357 45649.1191474364
"82" 0 8 4 44543.6988189068 44567.6773477827
"83" 0 8 6 45078.0670456729 45111.6369860991
"84" 0 8 7 44499.4577840273 44537.8234302287
"85" 0 8 8 44344.1179664488 44387.2793184253
"86" 0 8 9 44564.5788068826 44612.5358646344
"87" 0 8 10 44976.2483411652 45029.0011046921
"88" 0 9 0 50192.4442822837 50197.2388688646
"89" 0 9 1 49016.7614736926 49026.3506468544
"90" 0 9 2 47855.0472396487 47869.4309993913
"91" 0 9 3 46728.6391581976 46747.8175045211
"92" 0 9 5 44796.5970524704 44825.3645719557
"93" 0 9 6 44601.245657877 44634.8077639431
"94" 0 9 7 45353.6815107536 45392.0382034006
"95" 0 9 8 45440.0101243273 45483.1614035552
"96" 0 9 9 45433.2733889932 45481.219254802
"97" 0 9 10 45132.3590414666 45185.0994938562
"98" 0 10 0 51321.4591784568 51326.2526445894
"99" 0 10 1 50140.6541029382 50150.2410352034
"100" 0 10 2 48971.5345964608 48985.9149948585
"101" 0 10 3 47877.005438047 47896.1793025773
"102" 0 10 6 46653.4087982232 46686.9630611513
"103" 0 10 10 46143.3169667312 46196.0450941896
"104" 1 1 0 42033.3744620346 42042.9814725499
"105" 1 1 1 42034.9619913231 42049.3725070959
"106" 1 1 2 42035.7159299592 42054.9299509896
"107" 1 1 3 42037.5864679769 42061.603994265
"108" 1 1 4 42039.4086555332 42068.2296870788
"109" 1 1 5 42040.5105883297 42074.135125133
"110" 1 1 6 41988.2869161247 42026.7149581856
"111" 1 1 7 42016.6915866089 42059.9231339273
"112" 1 1 8 42015.5681716501 42063.6032242262
"113" 1 1 9 41944.0525034493 41996.891061283
"114" 1 1 10 41897.1613868135 41954.8034499048
"115" 1 2 0 42332.9036332131 42342.5084227398
"116" 1 2 1 41989.6753976294 42004.0825819193
"117" 1 2 2 41991.2041527764 42010.4137318297
"118" 1 2 3 41993.0287637252 42017.0407375419
"119" 1 2 4 41994.6872834331 42023.501652013
"120" 1 2 5 41996.6442743566 42030.2610376999

"121" 1 2 6 41973.1245186055 42011.5436767121
"122" 1 2 7 41946.0476045816 41989.2691574515
"123" 1 2 8 41947.201207349 41995.2251549822
"124" 1 2 9 41967.9812719369 42020.8076143335
"125" 1 2 10 41893.7332654472 41951.3620026071
"126" 1 3 0 43010.7899155917 43020.3924816606
"127" 1 3 1 42296.5254045307 42310.9292536341
"128" 1 3 2 41964.0176061631 41983.222738301
"129" 1 3 3 41985.8264083208 42009.8328234931
"130" 1 3 4 41970.30443454 41999.1121327468
"131" 1 3 5 41970.0736472198 42003.6826284611
"132" 1 3 6 41974.4632285543 42012.87349283
"133" 1 3 7 41972.1739584298 42015.3855057401
"134" 1 3 9 41964.3564732883 42017.1705866675
"135" 1 3 10 41945.3185393746 42002.9339357883
"136" 1 4 0 43848.8003085835 43858.4006487201
"137" 1 4 1 42981.2286839795 42995.6291941845
"138" 1 4 2 42273.8103420688 42293.011022342
"139" 1 4 7 42031.0143414533 42074.215872068
"140" 2 1 0 42033.7881156594 42048.1986314323
"141" 2 1 1 42035.7734537467 42054.9874747771
"142" 2 1 2 42001.7639166245 42025.7814429126
"143" 2 1 3 42039.5966403519 42068.4176718975
"144" 2 1 4 41996.33469007 42029.9592268733
"145" 2 1 5 41980.6565349862 42019.0845770471
"146" 2 1 6 41981.5920161859 42024.8235635044
"147" 2 1 7 42019.7705898141 42067.8056423902
"148" 2 1 8 41968.7313072836 42021.5698651173
"149" 2 1 9 41920.4010882573 41978.0431513486
"150" 2 1 10 41898.7877281508 41961.2332964997
"151" 2 2 0 42230.1214138571 42244.528598147
"152" 2 2 1 41990.7825657446 42009.9921447979
"153" 2 2 2 41993.0430791597 42017.0550529764
"154" 2 2 3 41942.8582063069 41971.6725748869
"155" 2 2 4 41941.5705967153 41975.1873600586
"156" 2 2 5 41953.6476217701 41992.0667798767
"157" 2 2 6 41935.8774782486 41979.0990311185
"158" 2 2 7 41947.5311199251 41995.5550675583
"159" 2 2 8 41925.7066308553 41978.5329732518
"160" 2 2 9 41923.0126120106 41980.6413491705
"161" 2 3 0 42741.4155087589 42755.8193578623
"162" 2 3 1 42194.4333918666 42213.6385240045
"163" 2 3 2 41968.0067736373 41992.0131888096
"164" 2 3 3 41965.9739861372 41994.781684344

"165" 2 3 4 41966.7066691932 42000.3156504345
"166" 2 3 5 41969.7148145224 42008.1250787982
"167" 2 3 6 41974.3498488048 42017.561396115
"168" 2 3 7 41961.9381147411 42009.9509450858
"169" 2 3 8 41951.821751789 42004.6358651682
"170" 2 3 9 41926.9695459732 41984.5849423869
"171" 3 1 0 42035.5616577689 42054.7756787993
"172" 3 1 1 42037.5641157182 42061.5816420063
"173" 3 1 2 42039.5553129096 42068.3763444552
"174" 3 1 3 41986.3315023174 42019.9560391207
"175" 3 1 4 41988.4166431601 42026.844685221
"176" 3 1 5 41982.6257576977 42025.8573050162
"177" 3 1 6 41967.8712835846 42015.9063361607
"178" 3 1 7 41941.3001570988 41994.1387149325
"179" 3 1 8 41970.5319716106 42028.1740347019
"180" 3 1 9 41912.4375973119 41974.8831656608
"181" 3 1 10 41897.1248465177 41964.3739201242
"182" 3 2 0 42183.0118196442 42202.2213986975
"183" 3 2 1 41992.7399241783 42016.751897995
"184" 3 2 2 41994.718884931 42023.533253511
"185" 3 2 3 41941.6230157201 41975.2397790634
"186" 3 2 4 41946.8450556559 41985.2642137625
"187" 3 2 5 41955.4259187682 41998.6474716381
"188" 3 2 6 41937.013362384 41985.0373100172
"189" 3 2 7 41927.38062797 41980.2069703666
"190" 3 2 8 41897.7980007406 41955.4267379005
"191" 3 2 9 41898.9936143656 41961.4247462888
"192" 3 2 10 41867.0108377949 41934.2443644814
"193" 3 3 0 42595.6520833192 42614.8572154571
"194" 3 3 1 42147.7904855889 42171.7969007612
"195" 3 3 2 41965.3086721151 41994.116370322
"196" 3 3 4 41972.5255580584 42010.9358223341
"197" 3 3 5 41971.7886658924 42015.0002132026
"198" 3 3 6 41973.4029539703 42021.415784315
"199" 3 3 7 41931.0002743711 41983.8143877502
"200" 3 3 8 41909.3808076949 41966.9962041086
"201" 3 3 9 41911.0994146216 41973.5160940698
"202" 3 3 10 41865.7046340919 41932.9225965745
"203" 4 1 0 42037.5044783451 42061.5220046331
"204" 4 1 1 42039.5057149588 42068.3267465045
"205" 4 1 2 42041.4877353578 42075.1122721611
"206" 4 1 3 41988.2498155949 42026.6778576558
"207" 4 1 4 42003.7298457367 42046.9613930551
"208" 4 1 5 41995.2352331695 42043.2702857456

"209" 4 1 6 41934.933683864 41987.7722416976
"210" 4 1 7 41941.6081965509 41999.2502596422
"211" 4 1 8 41944.339745458 42006.7853138069
"212" 4 1 9 41900.4669571934 41967.7160307999
"213" 4 2 0 42149.019084967 42173.0310587837
"214" 4 2 1 41994.4801815903 42023.2945501702
"215" 4 2 2 41996.6802715653 42030.2970349086
"216" 4 2 3 41943.4263889377 41981.8455470443
"217" 4 2 6 41938.4162730302 41991.2426154268
"218" 4 2 7 41893.034713469 41950.6634506289
"219" 4 2 8 41898.8693488117 41961.3004807349
"220" 4 2 9 41899.4391754877 41966.6727021742
"221" 4 3 0 42513.9682833397 42537.9746985121
"222" 4 3 1 42114.1992976616 42143.0069958684
"223" 4 3 2 41966.6440076762 42000.2529889175
"224" 4 3 4 41969.6679146074 42012.8794619177
"225" 4 3 5 41975.0423161818 42023.0551465265
"226" 4 3 6 41975.3620978444 42028.1762112236
"227" 4 3 7 41913.0888708296 41970.7042672433
"228" 4 3 10 41867.8824687024 41939.9017142195
"229" 5 1 0 42039.4576900836 42068.2787216293
"230" 5 1 1 42041.4469511264 42075.0714879296
"231" 5 1 2 41987.7227687858 42026.1508108467
"232" 5 1 5 41947.5300288425 42000.3685866762
"233" 5 1 6 41936.1516647008 41993.7937277921
"234" 5 1 7 41937.871433316 42000.3170016649
"235" 5 2 0 42108.1829351463 42136.9973037262
"236" 5 2 1 41996.4739101699 42030.0906735132
"237" 5 2 4 41936.2512401206 41984.2751877538
"238" 5 2 5 41939.2886322675 41992.1149746641
"239" 5 2 6 41940.7468988639 41998.3756360238
"240" 5 2 7 41894.5716027563 41957.0027346795
"241" 5 2 8 41892.3124649781 41959.5459916647
"242" 5 2 10 41845.9939551013 41922.8322713145
"243" 5 3 0 42401.751913365 42430.5596115718
"244" 5 3 1 42073.8031016233 42107.4120828646
"245" 5 3 2 41985.571088228 42023.9813525038
"246" 5 3 3 41967.7304201176 42010.9419674278
"247" 5 3 7 41941.2624914256 42003.6791708737
"248" 5 3 8 41880.8198730665 41948.0378355491
"249" 6 1 0 42037.3736010088 42070.998137812
"250" 6 1 1 42038.9579230404 42077.3859651013
"251" 6 1 2 41982.943937586 42026.1754849045
"252" 6 1 3 41975.8784385395 42023.9134911156

"253" 6 1 4 41977.8360346937 42030.6745925273
"254" 6 1 5 41943.5932260281 42001.2352891194
"255" 6 1 7 41914.9325196018 41982.1815932083
"256" 6 1 10 41889.8123192448 41971.4719086242
"257" 6 2 0 42103.3211089218 42136.9378722651
"258" 6 2 1 41995.4086274848 42033.8277855914
"259" 6 2 2 41986.6001574169 42029.8217102869
"260" 6 2 3 41998.7725758176 42046.7965234508
"261" 6 2 4 41934.0300692397 41986.8564116363
"262" 6 2 8 41870.701267683 41942.7371891329
"263" 6 3 0 42315.0325487405 42348.6415299818
"264" 6 3 1 42069.1183229339 42107.5285872096
"265" 6 3 2 41975.9929005274 42019.2044478376
"266" 6 3 6 41933.8129125419 41996.22959199
"267" 7 1 0 42037.9054151089 42076.3334571698
"268" 7 1 1 42036.9287474064 42080.1602947249
"269" 7 1 3 41994.0167158596 42046.8552736933
"270" 7 1 4 41978.5894972571 42036.2315603484
"271" 7 1 5 41953.2015297727 42015.6470981216
"272" 7 1 10 41883.1807371206 41969.6438317575
"273" 7 2 0 42104.9375198721 42143.3566779787
"274" 7 2 1 41995.1643147051 42038.385867575
"275" 7 2 4 41936.0248676837 41993.6536048436
"276" 7 2 5 41933.1686907071 41995.5998226303
"277" 7 2 6 41904.7360479987 41971.9695746853
"278" 7 2 7 41870.7185896861 41942.7545111359
"279" 7 2 9 41874.1951585621 41955.8358695386
"280" 7 3 1 42070.7757769317 42113.987324242
"281" 7 3 2 41975.1886381878 42023.2014685325
"282" 7 3 7 41949.1091858893 42021.1284314064
"283" 7 3 8 41897.7079191375 41974.528447689
"284" 8 1 0 42028.969997772 42072.2015450904
"285" 8 1 1 42030.419158463 42078.4542110391
"286" 8 1 2 41970.9222821159 42023.7608399496
"287" 8 1 5 41952.9679349761 42020.2170085826
"288" 8 1 7 41914.5975625874 41991.4536467091
"289" 8 2 0 42102.480100896 42145.7016537659
"290" 8 2 3 41925.5452558738 41983.1739930337
"291" 8 2 4 41935.1684580472 41997.5995899704
"292" 8 2 5 41932.3035178123 41999.5370444988
"293" 8 2 6 41898.4906805365 41970.5266019864
"294" 8 2 7 41872.5815082691 41949.4198244823
"295" 8 3 0 42271.3307790509 42314.5423263611
"296" 8 3 1 42068.4604182886 42116.4732486333

"297" 8 3 5 41916.5034445152 41983.7214069978
 "298" 8 3 6 41833.1030493222 41905.1222948392
 "299" 8 3 7 41844.2937730439 41921.1143015955
 "300" 8 3 9 41814.4026027504 41900.8256973709
 "301" 9 1 0 42027.0334358203 42075.0684883964
 "302" 9 1 1 41977.217561796 42030.0561196297
 "303" 9 1 3 41912.5797301036 41975.0252984525
 "304" 9 1 5 41906.3869183453 41978.4394972094
 "305" 9 2 0 41916.8098374943 41964.8337851276
 "306" 9 2 4 41866.003614335 41933.2371410216
 "307" 9 2 5 41859.5920175518 41931.6279390017
 "308" 9 2 6 41861.0422193923 41937.8805356054
 "309" 9 2 7 41824.9256367081 41906.5663476846
 "310" 9 3 0 42114.2817275647 42162.2945579094
 "311" 9 3 1 41883.723316303 41936.5374296822
 "312" 9 3 2 41881.9926360202 41939.6080324339
 "313" 9 3 4 41884.7649162503 41951.9828787329
 "314" 9 3 6 41834.1749067528 41910.9954353044
 "315" 9 3 7 41858.1517622734 41939.7735738595
 "316" 9 3 9 41802.5022986416 41893.7266762965
 "317" 10 1 0 41910.0209795771 41962.8595374108
 "318" 10 1 1 41901.8680797519 41959.5101428432
 "319" 10 1 2 41896.8801466079 41959.3257149568
 "320" 10 1 3 41895.3481272475 41962.5972008541
 "321" 10 1 4 41894.9166251041 41966.9692039682
 "322" 10 1 5 41891.1350462376 41967.9911303593
 "323" 10 2 0 41914.5902030521 41967.4165454487
 "324" 10 2 1 41916.2243243903 41973.8530615502
 "325" 10 2 2 41860.7489159599 41923.1800478831
 "326" 10 2 3 41855.2647071853 41922.4982338718
 "327" 10 2 5 41853.0365710575 41929.8748872707
 "328" 10 3 0 42053.3711879799 42106.185301359
 "329" 10 3 1 41881.3647285339 41938.9801249476
 "330" 10 3 6 41846.9243374208 41928.5461490068

DogecoinTableARIMA:

"p" "d" "q" "aic" "bic"
 "1" 0 1 0 37280.4012988628 37285.2048041204
 "2" 0 1 1 37277.2932308211 37286.9002413363
 "3" 0 1 2 37250.7840815137 37265.1945972865
 "4" 0 1 3 37228.4496542073 37247.6636752378
 "5" 0 1 4 37228.6100912634 37252.6276175514

"6" 0 1 5 37208.2833169628 37237.1043485084
"7" 0 1 6 37186.0271293488 37219.6516661521
"8" 0 1 7 37187.7949651708 37226.2230072316
"9" 0 1 8 37148.0433917587 37191.2749390772
"10" 0 1 9 37140.9156031571 37188.9506557331
"11" 0 1 10 37026.297218955 37079.1357767887
"12" 0 2 0 37916.7465252708 37921.5489200341
"13" 0 2 1 37247.8369983428 37257.4417878694
"14" 0 2 2 37244.4473659125 37258.8545502025
"15" 0 2 3 37217.2338758067 37236.44345486
"16" 0 2 4 37195.6719870966 37219.6839609132
"17" 0 2 5 37195.966422466 37224.7807910459
"18" 0 2 6 37175.2024070054 37208.8191703487
"19" 0 2 7 37170.0072845426 37208.4264426492
"20" 0 2 8 37155.2160661545 37198.4376190245
"21" 0 2 9 37114.0675826002 37162.0915302335
"22" 0 2 10 37108.0350560961 37160.8613984926
"23" 0 3 0 38824.4477678564 38829.2490508909
"24" 0 3 1 37884.4207703637 37894.0233364327
"25" 0 3 2 37233.1068169012 37247.5106660047
"26" 0 3 3 37222.9250706899 37242.1302028278
"27" 0 3 4 37211.0149354024 37235.0213505748
"28" 0 3 5 37180.5175671406 37209.3252653474
"29" 0 3 6 37175.3906683092 37208.9996495505
"30" 0 3 7 37163.0733069774 37201.4835712531
"31" 0 3 8 37160.8436071327 37204.055154443
"32" 0 3 9 37148.5780570195 37196.5908873642
"33" 0 3 10 37127.725624796 37180.5397381751
"34" 0 4 0 39809.9138856052 39814.7140556735
"35" 0 4 1 38797.6166806275 38807.2170207641
"36" 0 4 2 37864.9975301067 37879.3980403116
"37" 0 4 3 37240.3605728406 37259.5612531138
"38" 0 4 4 37375.6060958128 37399.6069461543
"39" 0 4 5 37241.974229174 37270.7752495838
"40" 0 4 6 37295.9290737645 37329.5302642426
"41" 0 4 7 37450.962757568 37489.3641181145
"42" 0 4 8 37291.0553541644 37334.2568847791
"43" 0 4 9 37239.1519997002 37287.1537003832
"44" 0 4 10 37216.5912839233 37269.3931546746
"45" 0 5 0 40825.3726267115 40830.1716825735
"46" 0 5 1 39772.8760056938 39782.4741174179
"47" 0 5 2 38767.7630852418 38782.160252828
"48" 0 5 3 38001.448720935 38020.6449443833
"49" 0 5 4 37537.599045886 37561.5943251963

"50" 0 5 5 37572.165152349 37600.9594875214
"51" 0 5 6 37790.9561625079 37824.5495535423
"52" 0 5 7 37447.2180526796 37485.6104995761
"53" 0 5 8 37450.3017667758 37493.4932695344
"54" 0 5 9 37702.3882941687 37750.3788527893
"55" 0 5 10 37359.021179895 37411.8107943777
"56" 0 6 0 41868.5148713058 41873.3128117188
"57" 0 6 1 40787.1156829383 40796.7115637643
"58" 0 6 2 39741.7536901864 39756.1475114253
"59" 0 6 3 38758.1233319982 38777.3150936501
"60" 0 6 4 37969.8466849386 37993.8363870034
"61" 0 6 5 38574.2714891175 38603.0591315954
"62" 0 6 6 37926.2422064567 37959.8277893476
"63" 0 6 7 38125.919820719 38164.3033440228
"64" 0 6 8 38231.9523122996 38275.1337760164
"65" 0 6 9 38059.0531706801 38107.0325748098
"66" 0 6 10 38135.6170276247 38188.3943721674
"67" 0 7 0 42940.1020640371 42944.8988877554
"68" 0 7 1 41835.1949046451 41844.7885520816
"69" 0 7 2 40760.7402097279 40775.1306808828
"70" 0 7 3 39737.6752601446 39756.8625550177
"71" 0 7 4 40084.3409682825 40108.3250868738
"72" 0 7 5 39293.3395172046 39322.1204595142
"73" 0 7 6 39015.5384351598 39049.1162011877
"74" 0 7 7 39237.0860294981 39275.4606192443
"75" 0 7 8 38834.7490638425 38877.920477307
"76" 0 7 9 38695.1350438335 38743.1032810162
"77" 0 7 10 38794.8894282051 38847.6544891061
"78" 0 8 0 44022.3622653848 44027.15797116
"79" 0 8 1 42897.9767969914 42907.5682085418
"80" 0 8 2 41799.7200203224 41814.1071376479
"81" 0 8 3 40816.2506023764 40835.4334254771
"82" 0 8 4 40009.6358944549 40033.6144233307
"83" 0 8 6 40273.9449101834 40307.5148506096
"84" 0 8 7 39749.0837334085 39787.4493796099
"85" 0 8 8 39596.1648366347 39639.3261886113
"86" 0 8 9 39751.9768468122 39799.9339045639
"87" 0 8 10 40091.7887168949 40144.5414804218
"88" 0 9 0 45126.5486698432 45131.343256424
"89" 0 9 1 43986.5325422364 43996.1217153982
"90" 0 9 2 42869.019827877 42883.4035876196
"91" 0 9 3 41940.2162994606 41959.3946457841
"92" 0 9 5 41061.7770127969 41090.5445322821
"93" 0 9 6 40562.470470275 40596.0325763411

"94" 0 9 7 41014.1848718981 41052.5415645452
"95" 0 9 8 40690.7720097369 40733.9232889648
"96" 0 9 9 40794.4716832391 40842.4175490479
"97" 0 9 10 40175.0930103302 40227.8334627198
"98" 0 10 0 46233.729691546 46238.5231576786
"99" 0 10 1 45080.3381060679 45089.9250383331
"100" 0 10 2 43947.0385910441 43961.4189894418
"101" 0 10 3 42851.1115894062 42870.2854539365
"102" 0 10 4 41859.6982250616 41883.6655557245
"103" 0 10 5 42214.5231355211 42243.2839323166
"104" 0 10 8 41505.884586749 41549.0257819422
"105" 0 10 9 41445.2456380405 41493.1802993663
"106" 0 10 10 41562.3162524475 41615.0443799059
"107" 1 1 0 37279.0892677928 37288.6962783081
"108" 1 1 1 37275.5641775076 37289.9746932804
"109" 1 1 2 37242.863192669 37262.0772136994
"110" 1 1 3 37230.0104862714 37254.0280125594
"111" 1 1 4 37186.0498258121 37214.8708573577
"112" 1 1 5 37180.5900453251 37214.2145821284
"113" 1 1 6 37187.9540289873 37226.3820710482
"114" 1 1 7 37187.5983875717 37230.8299348901
"115" 1 1 8 37148.7443163645 37196.7793689406
"116" 1 1 9 37103.5438108351 37156.3823686688
"117" 1 1 10 37003.185176767 37060.8272398583
"118" 1 2 0 37728.4631245978 37738.0679141245
"119" 1 2 1 37246.3770040291 37260.784188319
"120" 1 2 2 37244.0481672065 37263.2577462598
"121" 1 2 3 37209.468887162 37233.4808609786
"122" 1 2 4 37197.2765869784 37226.0909555584
"123" 1 2 5 37153.387307969 37187.0040713123
"124" 1 2 6 37147.5425151239 37185.9616732305
"125" 1 2 7 37155.4143842116 37198.6359370815
"126" 1 2 8 37156.2473724549 37204.2713200882
"127" 1 2 9 37150.1838912105 37203.010233607
"128" 1 2 10 37031.2339281832 37088.8626653431
"129" 1 3 0 38490.1279465345 38499.7305126035
"130" 1 3 1 37697.0721144394 37711.4759635428
"131" 1 3 3 37222.5856180582 37246.5920332305
"132" 1 3 4 37219.9697757614 37248.7774739682
"133" 1 3 5 37201.2221197037 37234.831100945
"134" 1 3 6 37151.9457884737 37190.3560527495
"135" 1 3 7 37149.1660606093 37192.3776079195
"136" 1 3 8 37154.4463873792 37202.4592177239
"137" 1 3 9 37137.6377259257 37190.4518393049

"138" 1 3 10 37113.3409858099 37170.9563822235
"139" 1 4 0 39352.7561778109 39362.3565179475
"140" 1 4 1 38464.6268565664 38479.0273667713
"141" 1 4 2 38368.1308428675 38387.3315231408
"142" 1 4 3 37488.9599437261 37512.9607940676
"143" 1 4 9 37206.3303149007 37259.1321856521
"144" 2 1 0 37244.7255138303 37259.1360296031
"145" 2 1 1 37223.495103272 37242.7091243024
"146" 2 1 2 37142.337092185 37166.3546184731
"147" 2 1 3 37153.040155795 37181.8611873407
"148" 2 1 4 37130.2369244032 37163.8614612065
"149" 2 1 5 37153.1720973639 37191.6001394248
"150" 2 1 6 37081.3542336935 37124.5857810119
"151" 2 1 7 37081.5955682225 37129.6306207986
"152" 2 1 8 37077.555850307 37130.3944081407
"153" 2 1 9 37061.403124134 37119.0451872253
"154" 2 1 10 37004.3564014146 37066.8019697635
"155" 2 2 0 37381.8358791917 37396.2430634817
"156" 2 2 1 37210.7692420423 37229.9788210956
"157" 2 2 2 37189.8138905052 37213.8258643219
"158" 2 2 3 37109.7303583063 37138.5447268862
"159" 2 2 4 37120.5040143006 37154.1207776438
"160" 2 2 5 37097.1959534053 37135.6151115119
"161" 2 2 6 37083.7393496147 37126.9609024846
"162" 2 2 7 37048.6618230635 37096.6857706967
"163" 2 2 8 37048.7255468797 37101.5518892763
"164" 2 2 9 37044.4596745261 37102.088411686
"165" 2 2 10 37003.64224634 37066.0733782633
"166" 2 3 0 37967.7954726826 37982.199321786
"167" 2 3 2 37200.4215518776 37224.42796705
"168" 2 3 6 37148.3149611531 37191.5265084634
"169" 2 3 7 37148.9712037482 37196.9840340929
"170" 2 3 10 37039.9713045467 37102.3879839948
"171" 3 1 0 37200.7738894975 37219.9879105279
"172" 3 1 1 37202.6335017723 37226.6510280603
"173" 3 1 2 37164.9390283729 37193.7600599186
"174" 3 1 3 37175.7956844643 37209.4202212675
"175" 3 1 4 37129.1260634097 37167.5541054706
"176" 3 1 5 37130.7724257457 37174.0039730642
"177" 3 1 6 37082.9813332848 37131.0163858609
"178" 3 1 7 37082.3734905077 37135.2120483414
"179" 3 1 9 37055.2439771974 37117.6895455463
"180" 3 1 10 37004.3894565225 37071.638530129
"181" 3 2 0 37345.4112827783 37364.6208618316

"182" 3 2 1 37168.0801739807 37192.0921477973
"183" 3 2 3 37132.3388331895 37165.9555965327
"184" 3 2 4 37143.7463839852 37182.1655420918
"185" 3 2 6 37046.8275997871 37094.8515474203
"186" 3 2 7 37044.5803852822 37097.4067276787
"187" 3 2 8 37045.0675579357 37102.6962950956
"188" 3 2 9 37046.163992906 37108.5951248292
"189" 3 2 10 36969.2501086892 37036.4836353757
"190" 3 3 0 37729.3262397852 37748.5313719231
"191" 3 3 1 37315.7185049352 37339.7249201075
"192" 3 3 3 37190.0160270296 37223.6250082709
"193" 3 3 4 37125.3956836332 37163.805947909
"194" 3 3 5 37176.1611404428 37219.372687753
"195" 3 3 7 37027.2321146613 37080.0462280405
"196" 3 3 9 37052.4142157296 37114.8308951777
"197" 3 3 10 37011.7433768772 37078.9613393598
"198" 4 1 0 37202.4605123235 37226.4780386116
"199" 4 1 1 37203.2466968498 37232.0677283954
"200" 4 1 3 37092.7654485793 37131.1934906402
"201" 4 1 6 37072.3010304379 37125.1395882716
"202" 4 1 10 36972.1907447579 37044.243323622
"203" 4 2 0 37341.9002575237 37365.9122313403
"204" 4 2 1 37169.7142340968 37198.5286026767
"205" 4 2 2 37143.4646666408 37177.0814299841
"206" 4 2 3 37097.0243135588 37135.4434716654
"207" 4 2 4 37098.6471737656 37141.8687266355
"208" 4 2 5 37098.4844799178 37146.508427551
"209" 4 2 8 37042.121706064 37104.5528379873
"210" 4 2 10 36970.0098357509 37042.0457572007
"211" 4 3 0 37704.5620765814 37728.5684917538
"212" 4 3 1 37312.3630097537 37341.1707079606
"213" 4 3 3 37135.5596026551 37173.9698669309
"214" 4 3 5 37101.2343038193 37149.247134164
"215" 4 3 6 37105.9062857343 37158.7203991135
"216" 4 3 7 37105.6912359555 37163.3066323692
"217" 4 3 8 37027.2477858762 37089.6644653243
"218" 5 1 0 37188.8835228562 37217.7045544018
"219" 5 1 1 37164.442374684 37198.0669114872
"220" 5 1 2 37166.3041450138 37204.7321870747
"221" 5 1 3 37120.2829755193 37163.5145228378
"222" 5 1 4 37125.067921407 37173.1029739831
"223" 5 1 6 37073.3851622868 37131.0272253781
"224" 5 1 7 37051.9558293116 37114.4013976605
"225" 5 1 8 37090.9044130364 37158.1534866429

"226" 5 1 9 37022.4468210956 37094.4993999598
"227" 5 1 10 36973.6773948909 37050.5334790126
"228" 5 2 0 37236.9532408017 37265.7676093816
"229" 5 2 1 37155.4851583363 37189.1019216796
"230" 5 2 2 37131.458134115 37169.8772922216
"231" 5 2 3 37137.2956531654 37180.5172060353
"232" 5 2 4 37144.3750911265 37192.3990387597
"233" 5 2 5 37128.2713840506 37181.0977264472
"234" 5 2 7 37043.1979477817 37105.6290797049
"235" 5 3 0 37575.573384364 37604.3810825708
"236" 5 3 1 37208.1132844305 37241.7222656718
"237" 5 3 3 37117.1908416547 37160.402388965
"238" 5 3 4 37119.1052789197 37167.1181092644
"239" 5 3 6 37109.1073266019 37166.7227230155
"240" 5 3 7 37154.7407612747 37217.1574407228
"241" 5 3 8 37017.3458170957 37084.5637795783
"242" 6 1 0 37162.9407585413 37196.5652953446
"243" 6 1 2 37072.7717169984 37116.0032643169
"244" 6 1 3 37052.5427080619 37100.577760638
"245" 6 1 7 37056.6364247962 37123.8854984027
"246" 6 1 8 37058.6327208174 37130.6852996815
"247" 6 2 0 37227.3926374297 37261.0094007729
"248" 6 2 2 37132.2941178524 37175.5156707223
"249" 6 2 4 37027.3296436226 37080.1559860192
"250" 6 2 6 37023.4780931465 37085.9092250697
"251" 6 2 10 36931.1615236389 37012.8022346154
"252" 6 3 0 37489.010367497 37522.6193487383
"253" 6 3 1 37198.7797607855 37237.1900250613
"254" 6 3 2 37116.0640898919 37159.2756372021
"255" 6 3 3 37119.2546438619 37167.2674742066
"256" 6 3 6 37118.0106388305 37180.4273182786
"257" 6 3 7 37009.6259577486 37076.8439202312
"258" 6 3 10 36951.9930733455 37033.6148849316
"259" 7 1 0 37164.8859609514 37203.3140030123
"260" 7 1 1 37166.8721687094 37210.1037160279
"261" 7 1 2 37075.5430060575 37123.5780586336
"262" 7 1 7 37039.0258253951 37111.0784042593
"263" 7 1 8 37034.2964130631 37111.1524971848
"264" 7 1 9 37036.1683558556 37117.8279452349
"265" 7 1 10 36946.9895948475 37033.4526894844
"266" 7 2 0 37225.0442279051 37263.4633860117
"267" 7 2 1 37132.2620131653 37175.4835660352
"268" 7 2 2 37134.3385671723 37182.3625148055
"269" 7 2 3 37036.9025103326 37089.7288527292

"270" 7 2 8 37002.1584495518 37078.996765765
"271" 7 3 0 37448.9382462385 37487.3485105142
"272" 7 3 1 37196.5700906556 37239.7816379659
"273" 7 3 2 37197.8032189131 37245.8160492578
"274" 7 3 4 37115.8454717892 37173.4608682029
"275" 7 3 6 37113.1694892292 37180.3874517118
"276" 7 3 7 37119.9390956993 37191.9583412164
"277" 8 1 0 37165.1425700264 37208.3741173449
"278" 8 1 1 37167.141172735 37215.1762253111
"279" 8 1 3 37055.438574502 37113.0806375933
"280" 8 1 4 37057.4292959744 37119.8748643233
"281" 8 2 0 37217.5864934466 37260.8080463165
"282" 8 2 1 37132.366223867 37180.3901715002
"283" 8 2 2 37134.366797472 37187.1931398686
"284" 8 2 3 37037.9819643646 37095.6107015245
"285" 8 2 4 37022.6339021999 37085.0650341231
"286" 8 2 5 37024.581826668 37091.8153533545
"287" 8 3 0 37445.3141293545 37488.5256766647
"288" 8 3 1 37189.3172685383 37237.330098883
"289" 8 3 3 37113.5037794733 37171.119175887
"290" 8 3 6 37121.321400684 37193.3406462011
"291" 8 3 7 36959.2182638236 37036.0387923752
"292" 8 3 8 36949.2469232544 37030.8687348404
"293" 9 1 0 37167.1273270919 37215.162379668
"294" 9 1 1 37169.1423604307 37221.9809182643
"295" 9 1 2 37069.6425121779 37127.2845752692
"296" 9 1 3 37056.1847782906 37118.6303466395
"297" 9 1 5 37035.2133517919 37107.265930656
"298" 9 2 0 37164.0845691514 37212.1085167846
"299" 9 2 1 37151.6783303859 37204.5046727824
"300" 9 2 4 37023.2154983814 37090.4490250679
"301" 9 2 5 37025.3037300657 37097.3396515155
"302" 9 3 0 37406.9023054049 37454.9151357496
"303" 9 3 5 37001.048265054 37073.067510571
"304" 9 3 7 36952.838029119 37034.4598407051
"305" 9 3 8 36985.4489968315 37071.872091452
"306" 10 1 0 37144.5343439415 37197.3729017752
"307" 10 1 1 37143.8218242119 37201.4638873032
"308" 10 1 3 37123.1758006005 37190.424874207
"309" 10 1 8 36981.7467397185 37073.0133396131
"310" 10 2 0 37151.1224086385 37203.9487510351
"311" 10 2 1 37112.0861298327 37169.7148669926
"312" 10 2 2 37111.3791188126 37173.8102507358
"313" 10 2 6 36975.2280112765 37056.868722253

"314" 10 2 7 36975.1505320006 37061.5936377404
 "315" 10 3 0 37357.004654742 37409.8187681212
 "316" 10 3 1 37123.6097780609 37181.2251744746
 "317" 10 3 2 37124.6380623391 37187.0547417873
 "318" 10 3 3 37091.7019157339 37158.9198782165
 "319" 10 3 4 37085.3793283619 37157.398573879
 "320" 10 3 6 36998.7591044799 37080.380916066
 "321" 10 3 10 36959.0793229192 37059.9062666431

BitcoinTableARIMA:

"p" "d" "q" "aic" "bic"
 "1" 0 1 0 44601.7163001747 44606.5198054323
 "2" 0 1 1 44603.7105992169 44613.3176097321
 "3" 0 1 2 44603.9837969652 44618.394312738
 "4" 0 1 3 44602.8805106634 44622.0945316938
 "5" 0 1 4 44603.8720534385 44627.8895797266
 "6" 0 1 5 44605.2036398576 44634.0246714033
 "7" 0 1 6 44600.9230844701 44634.5476212733
 "8" 0 1 7 44596.8262809494 44635.2543230103
 "9" 0 1 8 44598.5958523683 44641.8273996868
 "10" 0 1 9 44600.5662111368 44648.6012637129
 "11" 0 1 10 44577.9113053161 44630.7498631498
 "12" 0 2 0 45174.683948285 45179.4863430483
 "13" 0 2 1 44549.0973908251 44558.7021803518
 "14" 0 2 2 44550.8271846075 44565.2343688975
 "15" 0 2 3 44552.2141998012 44571.4237788545
 "16" 0 2 4 44552.4939395353 44576.505913352
 "17" 0 2 5 44552.2264587066 44581.0408272866
 "18" 0 2 6 44554.1161712297 44587.732934573
 "19" 0 2 7 44551.4216570015 44589.8408151081
 "20" 0 2 8 44544.0128259664 44587.2343788363
 "21" 0 2 9 44545.7199063307 44593.7438539639
 "22" 0 2 10 44544.269895576 44597.0962379726
 "23" 0 3 0 46124.6562124222 46129.4574954567
 "24" 0 3 1 45134.2938966874 45143.8964627564
 "25" 0 3 2 44517.970569823 44532.3744189264
 "26" 0 3 3 44523.5008838713 44542.7060160092
 "27" 0 3 4 44532.9224818164 44556.9288969887
 "28" 0 3 5 44527.3537108302 44556.161409037
 "29" 0 3 6 44528.5635474504 44562.1725286917
 "30" 0 3 7 44530.6873589754 44569.0976232512
 "31" 0 3 8 44523.3061682433 44566.5177155535
 "32" 0 3 9 44517.3403396448 44565.3531699895

"33" 0 3 10 44520.1336209098 44572.947734289
"34" 0 4 0 47165.9916738324 47170.7918439007
"35" 0 4 1 46089.7046739902 46099.3050141268
"36" 0 4 2 45106.8383358205 45121.2388460254
"37" 0 4 3 44644.408626789 44663.6093070622
"38" 0 4 4 44627.4562898919 44651.4571402334
"39" 0 4 5 44822.6255047822 44851.426525192
"40" 0 4 6 44645.8368287633 44679.4380192414
"41" 0 4 7 44648.9933694554 44687.3947300018
"42" 0 4 8 44585.245255028 44628.4467856427
"43" 0 4 9 44622.1522193405 44670.1539200235
"44" 0 4 10 44598.2919736749 44651.0938444262
"45" 0 5 0 48232.3310366433 48237.1300925054
"46" 0 5 1 47120.7620332256 47130.3601449497
"47" 0 5 2 46051.675716516 46066.0728841022
"48" 0 5 3 45117.6218125403 45136.8180359886
"49" 0 5 4 44999.1042315199 45023.0995108302
"50" 0 5 5 44989.4258608639 45018.2201960363
"51" 0 5 6 44981.4173221804 45015.0107132149
"52" 0 5 7 45022.6008560681 45060.9933029645
"53" 0 5 8 44988.220337404 45031.4118401625
"54" 0 5 9 44995.3787279196 45043.3692865402
"55" 0 5 10 44878.6046372972 44931.3942517799
"56" 0 6 0 49316.7273637535 49321.5253041665
"57" 0 6 1 48185.8141686611 48195.4100494871
"58" 0 6 2 47081.3765569221 47095.770378161
"59" 0 6 3 46041.722596587 46060.9143582389
"60" 0 6 5 45501.4465148462 45530.234157324
"61" 0 6 6 45310.7968789673 45344.3824618582
"62" 0 6 7 45400.1965653881 45438.5800886919
"63" 0 6 8 45561.4168283251 45604.5982920419
"64" 0 6 9 45405.1457646816 45453.1251688113
"65" 0 6 10 45415.9512748182 45468.728619361
"66" 0 7 0 50421.4577371358 50426.254560854
"67" 0 7 1 49275.0906898795 49284.6843373161
"68" 0 7 2 48151.1127901402 48165.5032612951
"69" 0 7 3 47072.7665182368 47091.9538131099
"70" 0 7 4 46192.3856054062 46216.3697239976
"71" 0 7 5 46570.9583172232 46599.7392595328
"72" 0 7 6 46621.6145127813 46655.1922788093
"73" 0 7 7 46111.7726079051 46150.1471976513
"74" 0 7 8 46115.548318725 46158.7197321895
"75" 0 7 9 46545.5634076476 46593.5316448304
"76" 0 7 10 46368.8165945287 46421.5816554298

"77" 0 8 0 51530.4068176263 51535.2025234014
"78" 0 8 1 50370.9692535904 50380.5606651408
"79" 0 8 2 49231.2399000266 49245.6270173521
"80" 0 8 3 48133.3941284997 48152.5769516004
"81" 0 8 4 47106.1428990462 47130.1214279221
"82" 0 8 5 47245.6821516808 47274.4563863318
"83" 0 8 6 46992.2998208556 47025.8697612819
"84" 0 8 7 47050.0333798972 47088.3990260986
"85" 0 8 8 46677.4218598774 46720.583211854
"86" 0 8 9 46848.2715133501 46896.2285711019
"87" 0 8 10 47102.6104833478 47155.3632468747
"88" 0 9 0 52655.0269437611 52659.821530342
"89" 0 9 1 51486.1715594521 51495.7607326138
"90" 0 9 2 50333.6091281848 50347.9928879275
"91" 0 9 3 49220.553705885 49239.7320522085
"92" 0 9 4 48267.2471624934 48291.2200953978
"93" 0 9 5 48795.6982387895 48824.4657582748
"94" 0 9 6 48003.145267947 48036.7073740131
"95" 0 9 7 48399.876554709 48438.2332473561
"96" 0 9 8 47603.2968773471 47646.448156575
"97" 0 9 9 47890.5957941784 47938.5416599871
"98" 0 9 10 48481.8144872258 48534.5549396154
"99" 0 10 0 53775.9454966518 53780.7389627843
"100" 0 10 1 52599.9624598591 52609.5493921243
"101" 0 10 2 51438.3303619765 51452.7107603742
"102" 0 10 3 50302.1107610721 50321.2846256024
"103" 0 10 5 49435.6229173626 49464.3837141581
"104" 0 10 6 49004.4156943782 49037.9699573062
"105" 0 10 8 48219.3215285291 48262.4627237223
"106" 0 10 9 48482.3944613055 48530.3291226313
"107" 1 1 0 44603.7101223452 44613.3171328604
"108" 1 1 1 44605.7103407635 44620.1208565363
"109" 1 1 2 44603.9879410041 44623.2019620345
"110" 1 1 3 44604.1722288177 44628.1897551057
"111" 1 1 4 44605.7442535978 44634.5652851435
"112" 1 1 5 44604.7038433324 44638.3283801356
"113" 1 1 6 44591.2925933787 44629.7206354395
"114" 1 1 7 44593.2904571812 44636.5220044997
"115" 1 1 8 44600.5963990988 44648.6314516749
"116" 1 1 9 44595.6729739143 44648.511531748
"117" 1 1 10 44576.9888327345 44634.6308958258
"118" 1 2 0 44893.3007194583 44902.905508985
"119" 1 2 1 44550.8143726317 44565.2215569217
"120" 1 2 2 44552.8514844472 44572.0610635005

"121" 1 2 3 44554.8271065993 44578.839080416
"122" 1 2 6 44545.1061405482 44583.5252986548
"123" 1 2 7 44541.0340923866 44584.2556452565
"124" 1 2 8 44542.9570335685 44590.9809812018
"125" 1 2 9 44543.666811633 44596.4931540296
"126" 1 2 10 44540.0299772762 44597.6587144361
"127" 1 3 0 45580.75495237 45590.3575184389
"128" 1 3 1 44854.0610791348 44868.4649282382
"129" 1 3 2 44522.4201154373 44541.6252475751
"130" 1 3 3 44521.7423364627 44545.7487516351
"131" 1 3 4 44522.8925479908 44551.7002461976
"132" 1 3 5 44523.0882987117 44556.697279953
"133" 1 3 6 44525.4965570852 44563.906821361
"134" 1 3 7 44521.8105656896 44565.0221129999
"135" 1 3 8 44535.0465082173 44583.059338562
"136" 1 3 9 44513.8391776544 44566.6532910335
"137" 1 3 10 44512.1324445345 44569.7478409481
"138" 1 4 0 46424.5838658764 46434.184206013
"139" 1 4 1 45547.3844988563 45561.7850090612
"140" 1 4 2 44832.140147339 44851.3408276122
"141" 1 4 4 44598.5191482904 44627.3201687002
"142" 1 4 5 44566.7114777354 44600.3126682135
"143" 2 1 0 44604.1185728689 44618.5290886417
"144" 2 1 1 44603.7006281319 44622.9146491623
"145" 2 1 2 44606.5798212792 44630.5973475673
"146" 2 1 3 44587.4184068651 44616.2394384108
"147" 2 1 4 44581.3359043648 44614.9604411681
"148" 2 1 5 44579.1107715405 44617.5388136014
"149" 2 1 6 44594.027925104 44637.2594724225
"150" 2 1 7 44595.2615582025 44643.2966107786
"151" 2 1 8 44596.3113866052 44649.1499444388
"152" 2 1 9 44597.1561579059 44654.7982209972
"153" 2 1 10 44556.880320943 44619.3258892919
"154" 2 2 0 44768.563714917 44782.9708992069
"155" 2 2 1 44552.3539838068 44571.5635628601
"156" 2 2 2 44554.8141499714 44578.8261237881
"157" 2 2 3 44556.599822249 44585.414190829
"158" 2 2 4 44535.3326025491 44568.9493658924
"159" 2 2 6 44542.083557521 44585.305110391
"160" 2 2 7 44542.9754987681 44590.9994464013
"161" 2 2 8 44545.6240532234 44598.45039562
"162" 2 2 9 44544.2232738147 44601.8520109746
"163" 2 3 0 45265.8420188664 45280.2458679698
"164" 2 3 3 44522.810663072 44551.6183612788

"165" 2 3 4 44522.0140221374 44555.6230033788
"166" 2 3 6 44527.0048992771 44570.2164465873
"167" 2 3 7 44551.7448457605 44599.7576761052
"168" 2 3 8 44511.3476387939 44564.1617521731
"169" 2 3 10 44525.2715633716 44587.6882428197
"170" 2 4 0 45944.1441461334 45958.5446563383
"171" 3 1 0 44602.2941097795 44621.5081308099
"172" 3 1 1 44603.4021755955 44627.4197018835
"173" 3 1 2 44581.5063180242 44610.3273495699
"174" 3 1 3 44602.1689841813 44635.7935209845
"175" 3 1 4 44606.0147703353 44644.4428123961
"176" 3 1 6 44594.4459874065 44642.4810399826
"177" 3 1 7 44581.1824161651 44634.0209739988
"178" 3 1 8 44549.2717898931 44606.9138529844
"179" 3 1 9 44552.7919915721 44615.237559921
"180" 3 1 10 44552.0730402335 44619.32211384
"181" 3 2 0 44738.7328520123 44757.9424310656
"182" 3 2 1 44552.1768323953 44576.188806212
"183" 3 2 5 44532.1858509262 44575.4074037961
"184" 3 2 6 44543.7024050424 44591.7263526756
"185" 3 2 7 44544.622956384 44597.4492987806
"186" 3 3 0 45137.3279614065 45156.5330935444
"187" 3 3 1 44700.622880601 44724.6292957734
"188" 3 3 3 44519.6613366462 44553.2703178875
"189" 3 3 4 44524.9077964482 44563.318060724
"190" 3 3 5 44524.9406390525 44568.1521863628
"191" 3 3 6 44527.9857027666 44575.9985331113
"192" 3 3 7 44510.6112984741 44563.4254118533
"193" 3 3 10 44515.8419796847 44583.0599421673
"194" 4 1 0 44603.0668847386 44627.0844110267
"195" 4 1 1 44604.97115281 44633.7921843557
"196" 4 1 2 44581.3769476221 44615.0014844254
"197" 4 1 3 44605.5295234789 44643.9575655397
"198" 4 1 5 44593.0458704668 44641.0809230428
"199" 4 1 7 44567.0445488379 44624.6866119292
"200" 4 1 8 44573.1308679698 44635.5764363187
"201" 4 1 10 44559.3751817776 44631.4277606417
"202" 4 2 0 44702.0374457656 44726.0494195822
"203" 4 2 1 44551.637975865 44580.452344445
"204" 4 2 2 44553.6297509257 44587.246514269
"205" 4 2 3 44530.2313328078 44568.6504909144
"206" 4 2 6 44546.269287223 44599.0956296195
"207" 4 2 7 44518.083172598 44575.7119097579
"208" 4 2 8 44533.6999178365 44596.1310497597

"209" 4 3 0 45057.2304394612 45081.2368546335
"210" 4 3 1 44664.3468245831 44693.1545227899
"211" 4 3 2 44526.5004333353 44560.1094145766
"212" 4 3 4 44526.6795197867 44569.891067097
"213" 4 3 5 44525.4678452315 44573.4806755762
"214" 4 3 6 44528.9221486018 44581.736261981
"215" 4 3 7 44519.529231963 44577.1446283767
"216" 4 3 9 44513.2605503904 44580.4785128731
"217" 4 3 10 44518.0606735519 44590.079919069
"218" 4 4 1 45026.8645784332 45055.665598843
"219" 5 1 0 44604.5706120152 44633.3916435608
"220" 5 1 1 44604.8618757552 44638.4864125584
"221" 5 1 2 44582.3868745275 44620.8149165884
"222" 5 1 3 44582.2520872352 44625.4836345537
"223" 5 1 6 44575.2497627857 44632.891825877
"224" 5 1 7 44568.7690959578 44631.2146643067
"225" 5 1 9 44564.7312086654 44636.7837875295
"226" 5 2 0 44663.3942980167 44692.2086665966
"227" 5 2 1 44553.6100109937 44587.2267743369
"228" 5 2 3 44542.2529444639 44585.4744973339
"229" 5 2 4 44544.8777643692 44592.9017120024
"230" 5 2 5 44538.8655873325 44591.6919297291
"231" 5 2 6 44528.2262084308 44585.8549455907
"232" 5 2 8 44511.039665306 44578.2731919925
"233" 5 3 0 44937.4840798652 44966.291778072
"234" 5 3 1 44626.1328820465 44659.7418632878
"235" 5 3 3 44521.5459202062 44564.7574675164
"236" 5 3 6 44523.8591644435 44581.4745608572
"237" 5 3 7 44523.3110930747 44585.7277725228
"238" 5 3 9 44516.0890324576 44588.1082779747
"239" 5 3 10 44516.5912970013 44593.4118255528
"240" 5 4 0 45388.2679691028 45417.0689895126
"241" 6 1 0 44602.1323991838 44635.756935987
"242" 6 1 1 44593.5465442384 44631.9745862993
"243" 6 1 3 44596.1165936859 44644.1516462619
"244" 6 1 6 44581.7749022197 44644.2204705686
"245" 6 2 0 44661.8162829592 44695.4330463024
"246" 6 2 1 44552.9736554814 44591.392813588
"247" 6 2 2 44543.7003416684 44586.9218945383
"248" 6 2 3 44544.2341282247 44592.2580758579
"249" 6 3 0 44898.5347836558 44932.1437648971
"250" 6 3 4 44516.4507625576 44569.2648759367
"251" 6 3 5 44516.1250935507 44573.7404899643
"252" 6 3 6 44516.8146981933 44579.2313776414

"253" 6 3 7 44517.6243270589 44584.8422895415
"254" 7 1 0 44600.944107045 44639.3721491059
"255" 7 1 1 44595.4699843459 44638.7015316644
"256" 7 1 2 44597.4823141293 44645.5173667054
"257" 7 1 3 44568.9908580022 44621.8294158359
"258" 7 1 4 44571.0790955368 44628.7211586281
"259" 7 1 5 44573.8341519097 44636.2797202586
"260" 7 2 0 44645.9308969785 44684.3500550851
"261" 7 2 1 44549.5902651371 44592.811818007
"262" 7 2 2 44545.1085066301 44593.1324542633
"263" 7 2 4 44517.0842456838 44574.7129828437
"264" 7 2 6 44519.7052236279 44586.9387503144
"265" 7 3 0 44851.9441453624 44890.3544096382
"266" 7 3 2 44522.4828959124 44570.4957262571
"267" 7 3 3 44538.4481130582 44591.2622264374
"268" 7 3 4 44518.7925077808 44576.4079041945
"269" 7 3 5 44517.4403083013 44579.8569877494
"270" 7 3 9 44521.8410299374 44603.4628415234
"271" 8 1 0 44602.2347130996 44645.4662604181
"272" 8 1 1 44604.2328847615 44652.2679373376
"273" 8 1 2 44598.8484729097 44651.6870307434
"274" 8 1 3 44570.9090625455 44628.5511256368
"275" 8 1 4 44571.6007105689 44634.0462789178
"276" 8 2 0 44641.8628026704 44685.0843555404
"277" 8 2 1 44551.5307604 44599.5547080332
"278" 8 2 3 44548.9129860154 44606.5417231753
"279" 8 2 4 44519.4317384135 44581.8628703367
"280" 8 2 5 44520.1399338743 44587.3734605609
"281" 8 3 0 44850.8226705242 44894.0342178344
"282" 8 3 9 44520.2044331054 44606.6275277259
"283" 8 3 10 44464.7329423446 44555.9573199996
"284" 9 1 0 44603.9402031767 44651.9752557528
"285" 9 1 1 44597.622773397 44650.4613312307
"286" 9 1 2 44600.615340881 44658.2574039723
"287" 9 1 3 44572.1131784542 44634.5587468031
"288" 9 1 4 44586.8998161057 44654.1488897122
"289" 9 1 5 44578.7682629156 44650.8208417798
"290" 9 1 7 44564.412354047 44646.0719434263
"291" 9 2 0 44583.0965770711 44631.1205247043
"292" 9 2 1 44577.7504744696 44630.5768168662
"293" 9 2 2 44579.3795058886 44637.0082430485
"294" 9 2 3 44579.1597479696 44641.5908798928
"295" 9 2 4 44520.2996070175 44587.5331337041
"296" 9 2 8 44514.6418833299 44601.0849890698

"297" 9 3 0 44802.4125520937 44850.4253824384
 "298" 9 3 1 44546.9506466008 44599.76475998
 "299" 9 3 3 44511.8463265441 44574.2630059923
 "300" 9 3 5 44527.4352385472 44599.4544840643
 "301" 9 3 6 44516.0881713906 44592.9086999421
 "302" 9 3 10 44479.7242176193 44575.7498783087
 "303" 10 1 0 44576.2468020659 44629.0853598996
 "304" 10 1 1 44577.5648346136 44635.2068977049
 "305" 10 1 2 44570.7465811719 44633.1921495208
 "306" 10 1 3 44552.3999808374 44619.6490544439
 "307" 10 1 4 44547.4563007501 44619.5088796143
 "308" 10 2 0 44577.5813533099 44630.4076957064
 "309" 10 2 1 44529.5669240921 44587.1956612519
 "310" 10 2 2 44531.3119116612 44593.7430435844
 "311" 10 2 3 44522.1308466144 44589.3643733009
 "312" 10 3 0 44751.9660483629 44804.780161742
 "313" 10 3 1 44541.6196659105 44599.2350623241
 "314" 10 3 2 44543.271233432 44605.6879128802
 "315" 10 3 3 44513.6643448914 44580.882307374

USDCoinTableARIMA:

"p" "d" "q" "aic" "bic"
 "1" 0 1 0 34148.3365640092 34153.1400692668
 "2" 0 1 1 33966.0413089696 33975.6483194848
 "3" 0 1 2 33865.3547823026 33879.7652980754
 "4" 0 1 3 33849.5594796068 33868.7735006372
 "5" 0 1 4 33819.5589377565 33843.5764640445
 "6" 0 1 5 33818.7915432707 33847.6125748163
 "7" 0 1 6 33820.2655223314 33853.8900591347
 "8" 0 1 7 33785.4634595202 33823.8915015811
 "9" 0 1 8 33737.8373246832 33781.0688720016
 "10" 0 1 9 33733.9930154505 33782.0280680266
 "11" 0 1 10 33735.5161847097 33788.3547425434
 "12" 0 2 0 34043.4054239703 34048.2078187336
 "13" 0 2 1 33690.840327566 33700.4451170926
 "14" 0 2 2 33657.7780283828 33672.1852126728
 "15" 0 2 3 33646.0740890715 33665.2836681248
 "16" 0 2 4 33642.1371736453 33666.1491474619
 "17" 0 2 5 33643.9695005868 33672.7838691667
 "18" 0 2 6 33624.8726491837 33658.489412527
 "19" 0 2 7 33619.2914743319 33657.7106324385
 "20" 0 2 8 33615.1660598235 33658.3876126934
 "21" 0 2 9 33599.5354090961 33647.5593567294

"22" 0 2 10 33601.511279987 33654.3376223836
"23" 0 3 0 34934.0487981914 34938.8500812259
"24" 0 3 1 34015.3745700391 34024.977136108
"25" 0 3 2 33666.1243265037 33680.5281756072
"26" 0 3 3 33632.1258078183 33651.3309399562
"27" 0 3 4 33619.458252958 33643.4646681304
"28" 0 3 5 33618.8423481406 33647.6500463474
"29" 0 3 6 33618.5228040975 33652.1317853388
"30" 0 3 7 33600.6799204375 33639.0901847133
"31" 0 3 8 33594.7297723397 33637.94131965
"32" 0 3 9 33590.0558714327 33638.0687017774
"33" 0 3 10 33582.4083668825 33635.2224802617
"34" 0 4 0 35971.4581328562 35976.2583029245
"35" 0 4 1 34911.5447359081 34921.1450760447
"36" 0 4 2 34000.7555129944 34015.1560231993
"37" 0 4 3 33698.046054372 33717.2467346453
"38" 0 4 4 33696.3138246884 33720.3146750299
"39" 0 4 5 33775.3190064399 33804.1200268497
"40" 0 4 6 33683.5502103026 33717.1514007807
"41" 0 4 7 33752.3196544917 33790.7210150381
"42" 0 4 8 33882.1397495058 33925.3412801205
"43" 0 4 9 33767.2290940297 33815.2307947128
"44" 0 4 10 33722.2516094521 33775.0534802034
"45" 0 5 0 37051.5657589197 37056.3648147817
"46" 0 5 1 35938.6907741195 35948.2888858436
"47" 0 5 2 34886.0497283865 34900.4468959726
"48" 0 5 3 34018.4668347257 34037.663058174
"49" 0 5 4 33729.2523525195 33753.2476318298
"50" 0 5 5 33995.7706336334 34024.5649688057
"51" 0 5 6 33960.8044068825 33994.3977979169
"52" 0 5 7 33933.4364200409 33971.8288669374
"53" 0 5 8 33928.7706710311 33971.9621737896
"54" 0 5 9 33983.7763884752 34031.7669470958
"55" 0 5 10 34168.0085498296 34220.7981643122
"56" 0 6 0 38160.5120880922 38165.3100285052
"57" 0 6 1 37017.5105579107 37027.1064387367
"58" 0 6 2 35911.7821565832 35926.1759778221
"59" 0 6 3 34879.033054145 34898.2248157969
"60" 0 6 4 34313.1653754333 34337.1550774982
"61" 0 6 5 34350.8971594378 34379.6848019157
"62" 0 6 6 34751.277857134 34784.8634400248
"63" 0 6 7 34357.7837843109 34396.1673076147
"64" 0 6 8 34570.7873497731 34613.9688134899
"65" 0 6 9 34391.8639071028 34439.8433112326

"66" 0 6 10 34479.0417515916 34531.8190961344
"67" 0 7 0 39294.4995547783 39299.2963784966
"68" 0 7 1 38131.3231844362 38140.9168318728
"69" 0 7 2 36995.2588908091 37009.649361964
"70" 0 7 3 35918.5479524045 35937.7352472776
"71" 0 7 4 35156.8193712458 35180.8034898372
"72" 0 7 5 35143.5239582341 35172.3049005438
"73" 0 7 6 35485.4317796266 35519.0095456546
"74" 0 7 7 35122.2487839985 35160.6233737447
"75" 0 7 8 34953.3235597096 34996.4949731741
"76" 0 7 9 35500.994923808 35548.9631609908
"77" 0 7 10 34926.471540649 34979.23660155
"78" 0 8 0 40432.3577762001 40437.1534819753
"79" 0 8 1 39256.4430241932 39266.0344357436
"80" 0 8 2 38099.903051821 38114.2901691465
"81" 0 8 3 36995.5577266627 37014.7405497634
"82" 0 8 5 36471.2453279165 36500.0195625675
"83" 0 8 6 35482.0991014947 35515.6690419209
"84" 0 8 7 35890.9058117282 35929.2714579296
"85" 0 8 8 36128.6835042408 36171.8448562174
"86" 0 8 9 36055.8260615178 36103.7831192695
"87" 0 8 10 36274.7577124156 36327.5104759426
"88" 0 9 0 41584.0103614704 41588.8049480513
"89" 0 9 1 40400.5564219243 40410.145595086
"90" 0 9 2 39231.4988246922 39245.8825844348
"91" 0 9 3 38107.4027097328 38126.5810560563
"92" 0 9 4 37024.4505626402 37048.4234955446
"93" 0 9 5 36879.8042683821 36908.5717878674
"94" 0 9 6 37539.7501057843 37573.3122118505
"95" 0 9 7 36625.8109934062 36664.1676860533
"96" 0 9 8 36617.118091024 36660.2693702518
"97" 0 9 9 37046.3269948087 37094.2728606175
"98" 0 9 10 36851.4392766316 36904.1797290212
"99" 0 10 0 42730.7289763238 42735.5224424564
"100" 0 10 1 41541.5927508241 41551.1796830893
"101" 0 10 2 40365.0151903722 40379.3955887699
"102" 0 10 3 39221.9275105707 39241.101375101
"103" 0 10 5 38070.507791488 38099.2685882835
"104" 0 10 6 37369.2838111047 37402.8380740327
"105" 0 10 7 37689.6289335558 37727.9766626164
"106" 0 10 8 37418.2468432861 37461.3880384793
"107" 0 10 9 38235.7011063732 38283.635767699
"108" 0 10 10 37336.9197766212 37389.6479040795
"109" 1 1 0 33847.5552364672 33857.1622469825

"110" 1 1 2 33698.1024281804 33717.3164492108
"111" 1 1 3 33686.3559418451 33710.3734681331
"112" 1 1 4 33819.6201412305 33848.4411727761
"113" 1 1 5 33820.7365646497 33854.361101453
"114" 1 1 6 33665.0592486875 33703.4872907483
"115" 1 1 7 33659.3338308333 33702.5653781518
"116" 1 1 8 33734.736032735 33782.771085311
"117" 1 1 9 33714.339103101 33767.1776609346
"118" 1 1 10 33737.4650090032 33795.1070720945
"119" 1 2 0 33885.3839010282 33894.9886905548
"120" 1 2 1 33652.1410983935 33666.5482826834
"121" 1 2 2 33653.8305064717 33673.040085525
"122" 1 2 3 33641.6967448118 33665.7087186284
"123" 1 2 4 33643.6509943796 33672.4653629596
"124" 1 2 5 33645.1910199278 33678.8077832711
"125" 1 2 6 33624.2053073298 33662.6244654364
"126" 1 2 7 33619.9796199519 33663.2011728218
"127" 1 2 8 33614.3041218066 33662.3280694399
"128" 1 2 9 33601.5263307189 33654.3526731154
"129" 1 2 10 33580.5206823829 33638.1494195428
"130" 1 3 0 34434.1875575254 34443.7901235944
"131" 1 3 1 33858.2004124935 33872.6042615969
"132" 1 3 2 33626.4914637333 33645.6965958712
"133" 1 3 3 33660.9867776784 33684.9931928507
"134" 1 3 4 33615.4327577138 33644.2404559206
"135" 1 3 5 33618.3335170427 33651.942498284
"136" 1 3 6 33618.7586547437 33657.1689190195
"137" 1 3 8 33597.3372693865 33645.3500997312
"138" 1 3 9 33599.0988646987 33651.9129780779
"139" 1 3 10 33583.700922783 33641.3163191967
"140" 1 4 0 35193.6082591089 35203.2085992455
"141" 1 4 1 34413.1505968078 34427.5511070127
"142" 1 4 3 33886.6005839661 33910.6014343076
"143" 1 4 4 33699.8884297487 33728.6894501585
"144" 1 4 5 33650.0351878983 33683.6363783764
"145" 2 1 0 33803.5155630207 33817.9260787935
"146" 2 1 1 33692.4479087086 33711.661929739
"147" 2 1 2 33722.1825695848 33746.2000958729
"148" 2 1 3 33682.0075431798 33710.8285747255
"149" 2 1 4 33682.1770389503 33715.8015757536
"150" 2 1 5 33675.1965676934 33713.6246097543
"151" 2 1 6 33677.1632500206 33720.394797339
"152" 2 1 7 33649.9531422109 33697.9881947869
"153" 2 1 8 33648.4565209144 33701.2950787481

"154" 2 1 9 33737.6832018123 33795.3252649036
"155" 2 1 10 33620.7825435325 33683.2281118814
"156" 2 2 0 33862.422606521 33876.829790811
"157" 2 2 1 33653.4073107013 33672.6168897546
"158" 2 2 2 33647.5126218998 33671.5245957164
"159" 2 2 3 33643.6665887427 33672.4809573226
"160" 2 2 4 33641.6947623809 33675.3115257241
"161" 2 2 5 33642.7958773701 33681.2150354767
"162" 2 2 6 33592.6504325266 33635.8719853965
"163" 2 2 9 33547.9379068297 33605.5666439896
"164" 2 3 0 34305.4908003157 34319.8946494191
"165" 2 3 1 33835.5617227234 33854.7668548613
"166" 2 3 3 33620.253226344 33649.0609245508
"167" 2 3 5 33620.2134760116 33658.6237402874
"168" 2 3 6 33621.5406208901 33664.7521682003
"169" 2 3 7 33617.7839570972 33665.796787442
"170" 2 3 8 33604.01397068 33656.8280840592
"171" 2 3 9 33592.1153364173 33649.730732831
"172" 3 1 0 33804.3926241703 33823.6066452007
"173" 3 1 1 33807.5060499575 33831.5235762455
"174" 3 1 2 33691.2869129103 33720.107944456
"175" 3 1 3 33684.0073038492 33717.6318406525
"176" 3 1 4 33691.8982385581 33730.326280619
"177" 3 1 5 33683.3487802943 33726.5803276128
"178" 3 1 7 33650.3749276766 33703.2134855103
"179" 3 1 9 33653.9861718149 33716.4317401638
"180" 3 1 10 33619.3724051138 33686.6214787204
"181" 3 2 0 33807.0959614847 33826.3055405379
"182" 3 2 1 33635.5541379102 33659.5661117268
"183" 3 2 2 33635.2680636375 33664.0824322174
"184" 3 2 3 33637.2036055363 33670.8203688796
"185" 3 2 4 33583.6193303659 33622.0384884725
"186" 3 2 5 33591.0580412334 33634.2795941033
"187" 3 2 6 33584.998912627 33633.0228602602
"188" 3 2 7 33583.7011723589 33636.5275147555
"189" 3 2 9 33540.5375551922 33602.9686871154
"190" 3 2 10 33538.0745615573 33605.3080882438
"191" 3 3 0 34184.1799317702 34203.3850639081
"192" 3 3 1 33780.7094181775 33804.7158333499
"193" 3 3 2 33609.6061239036 33638.4138221104
"194" 3 3 3 33617.5357205877 33651.144701829
"195" 3 3 4 33618.9382793239 33657.3485435996
"196" 3 3 5 33622.5366284769 33665.7481757872
"197" 3 3 6 33582.1415966655 33630.1544270103

"198" 3 3 7 33567.4057777129 33620.2198910921
"199" 3 3 9 33575.4828782202 33637.8995576683
"200" 3 3 10 33573.4955707438 33640.7135332264
"201" 4 1 0 33785.0421418767 33809.0596681648
"202" 4 1 1 33675.8221460384 33704.6431775841
"203" 4 1 2 33691.4518470921 33725.0763838954
"204" 4 1 3 33687.5646325663 33725.9926746272
"205" 4 1 4 33648.8391436644 33692.0706909829
"206" 4 1 5 33660.0917210317 33708.1267736078
"207" 4 1 6 33658.3908023258 33711.2293601595
"208" 4 1 7 33624.1247189575 33681.7667820488
"209" 4 1 9 33637.9817297177 33705.2308033242
"210" 4 2 0 33784.3545856346 33808.3665594512
"211" 4 2 1 33636.2662538201 33665.0806224001
"212" 4 2 2 33639.5320891457 33673.148852489
"213" 4 2 3 33638.2674313813 33676.6865894879
"214" 4 2 4 33585.2614008297 33628.4829536996
"215" 4 2 6 33585.192948282 33638.0192906786
"216" 4 2 9 33559.7544731114 33626.9879997979
"217" 4 3 0 34144.3223220874 34168.3287372598
"218" 4 3 1 33758.2754471564 33787.0831453632
"219" 4 3 2 33611.0685062106 33644.6774874519
"220" 4 3 6 33558.4859232264 33611.3000366055
"221" 4 3 7 33560.32388449 33617.9392809037
"222" 5 1 0 33778.281468287 33807.1024998327
"223" 5 1 1 33676.5131270592 33710.1376638625
"224" 5 1 3 33691.8127082009 33735.0442555193
"225" 5 1 4 33689.347226355 33737.3822789311
"226" 5 1 5 33619.8619619549 33672.7005197886
"227" 5 1 8 33621.9432091003 33689.1922827068
"228" 5 2 0 33713.2742766239 33742.0886452038
"229" 5 2 1 33631.1711812406 33664.7879445838
"230" 5 2 2 33631.7414466362 33670.1606047428
"231" 5 2 3 33592.5682418682 33635.7897947381
"232" 5 2 4 33586.1866129114 33634.2105605446
"233" 5 2 8 33541.5080388165 33608.741565503
"234" 5 3 0 34087.7759681794 34116.5836663862
"235" 5 3 1 33687.7133710184 33721.3223522597
"236" 5 3 2 33611.7056587255 33650.1159230013
"237" 5 3 3 33610.8981955095 33654.1097428197
"238" 5 3 4 33610.9140077836 33658.9268381283
"239" 6 1 0 33728.3723135341 33761.9968503373
"240" 6 1 1 33671.333314588 33709.7613566489
"241" 6 1 5 33619.6298936183 33677.2719567096

"242" 6 1 8 33625.1672421377 33697.2198210019
"243" 6 2 0 33652.2763158524 33685.8930791957
"244" 6 2 1 33651.79241136 33690.2115694666
"245" 6 2 2 33623.3420525487 33666.5636054186
"246" 6 2 3 33574.0828667281 33622.1068143614
"247" 6 2 4 33583.9514431947 33636.7777855913
"248" 6 3 0 33955.8847728129 33989.4937540542
"249" 6 3 1 33627.1572644549 33665.5675287307
"250" 6 3 2 33626.7593923669 33669.9709396772
"251" 6 3 4 33607.9892905261 33660.8034039053
"252" 7 1 0 33679.5562088781 33717.984250939
"253" 7 1 1 33680.5252143598 33723.7567616783
"254" 7 1 2 33659.7084924367 33707.7435450128
"255" 7 1 3 33642.6218177204 33695.4603755541
"256" 7 1 4 33624.0565028035 33681.6985658948
"257" 7 1 9 33582.9412391712 33664.6008285505
"258" 7 2 0 33650.8447791993 33689.2639373059
"259" 7 2 1 33610.6253279156 33653.8468807855
"260" 7 2 2 33612.4078457129 33660.4317933462
"261" 7 2 3 33576.081016606 33628.9073590025
"262" 7 2 4 33555.9274485909 33613.5561857508
"263" 7 3 0 33840.285104591 33878.6953688667
"264" 7 3 1 33625.8216589309 33669.0332062411
"265" 7 3 2 33627.0466322362 33675.0594625809
"266" 7 3 3 33613.3719614486 33666.1860748278
"267" 7 3 4 33606.9699956147 33664.5853920283
"268" 8 0 1 33732.0524127566 33784.9031724773
"269" 8 1 0 33679.8937861742 33723.1253334926
"270" 8 1 1 33681.0056465375 33729.0406991136
"271" 8 1 2 33661.3053031356 33714.1438609693
"272" 8 1 3 33643.763511905 33701.4055749963
"273" 8 1 4 33596.201995949 33658.6475642979
"274" 8 1 6 33625.3317618995 33697.3843407636
"275" 8 1 7 33613.3256951574 33690.1817792792
"276" 8 2 0 33650.5898343134 33693.8113871833
"277" 8 2 1 33652.567808581 33700.5917562142
"278" 8 2 2 33614.6168924456 33667.4432348422
"279" 8 2 3 33552.169608312 33609.7983454719
"280" 8 2 4 33532.0469519722 33594.4780838954
"281" 8 2 5 33579.88580686 33647.1193335465
"282" 8 2 6 33582.3096807591 33654.345602209
"283" 8 2 7 33546.9898786486 33623.8281948618
"284" 8 3 0 33791.6632069606 33834.8747542709
"285" 8 3 5 33554.8779590866 33622.0959215692

"286" 9 1 0 33677.6545270904 33725.6895796665
"287" 9 1 1 33679.4582397851 33732.2967976188
"288" 9 1 2 33662.7918088716 33720.4338719629
"289" 9 1 3 33641.2163811502 33703.6619494991
"290" 9 1 10 33547.4716947709 33643.5417999231
"291" 9 2 0 33652.3738491533 33700.3977967865
"292" 9 2 1 33592.155318638 33644.9816610346
"293" 9 2 2 33577.5192428974 33635.1479800573
"294" 9 2 3 33553.1964812936 33615.6276132168
"295" 9 2 4 33533.6139355299 33600.8474622165
"296" 9 2 5 33559.2389996182 33631.2749210681
"297" 9 3 0 33793.6625250685 33841.6753554132
"298" 9 3 1 33627.2475854949 33680.0616988741
"299" 9 3 2 33591.6922172653 33649.3076136789
"300" 9 3 6 33548.0159356356 33624.8364641871
"301" 9 3 10 33516.6766791937 33612.7023398832
"302" 10 1 0 33678.2675584736 33731.1061163073
"303" 10 1 1 33641.2399128141 33698.8819759054
"304" 10 1 2 33614.5862404772 33677.0318088261
"305" 10 1 3 33640.5076543071 33707.7567279137
"306" 10 2 0 33612.6740999092 33665.5004423058
"307" 10 2 1 33560.4878822037 33618.1166193636
"308" 10 2 2 33542.0260921496 33604.4572240728
"309" 10 2 3 33536.2620760286 33603.4956027151
"310" 10 3 0 33785.9987479125 33838.8128612917
"311" 10 3 1 33587.8464736857 33645.4618700993
"312" 10 3 2 33536.6980177604 33599.1146972085
"313" 10 3 5 33510.5657578158 33587.3862863673