

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії

(повна назва факультету)

Кафедра програмної інженерії

(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Розробка системи для аналізу та прогнозу перевезень

Виконав: студент IV курсу, групи СП-42
спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення

(шифр і назва спеціальності)

	<u>Чорна Х.О.</u> (прізвище та ініціали)
Керівник	<u>Пастух О.А.</u> (прізвище та ініціали)
Нормоконтроль	<u>Стоянов Ю.М.</u> (прізвище та ініціали)
Завідувач кафедри	<u>Петрик М.Р.</u> (прізвище та ініціали)
Рецензент	<u></u> (прізвище та ініціали)

Тернопіль

2024

АНОТАЦІЯ

У даній кваліфікаційній роботі на здобуття освітнього ступеня бакалавр виконано детальний огляд та критичний аналіз методів, програмних засобів, моделей та програмних систем в цілому для предметної області аналізу та прогнозування авіа пасажирських перевезень. На основі цього спроектовано, а потім сконструйовано ряд програмних модулів різного призначення, наприклад, програмний модуль для аналізу авіа пасажиропотоку: ідентифікація сезонного часового процесу та трендового часового процесу, програмний модуль для прогнозування у часі авіа пасажиропотоку для різних часових горизонтів, зокрема, короткострокового часового горизонту, середньострокового часового горизонту та довгострокового часового горизонту, програмні модулі для візуалізації даних аналізу та прогнозу. На основі залишкових часових процесів, які одержані на основі моделі аналізу та прогнозу оцінено точності з обчисленням відносної похибки, оцінено залишкові часові процеси на наближеність їх до білого шуму з використанням автокореляцій та часткових автокореляцій, на основі статистичного тесту Колмогорова-Смірнова оцінено наближеність статистичної оцінки щільності розподілу імовірностей залишкового часового ряду до нормального закону щільності розподілу імовірності із рівнем значимості 0.05.

На основі створених програмних модулів у даній роботі було спроектовано, а потім сконструйовано цілу програмну систему для аналізу та прогнозу авіа пасажирських перевезень у вигляді програмного проекту.

Досліджено окремі метрики, що характеризують в цілому якість створеної програмної системи для аналізу та прогнозу авіа пасажирських перевезень та її окремих програмних модулів.

ANNOTATION

In this qualification work for obtaining a bachelor's degree, a detailed review and critical analysis of methods, software tools, models and software systems as a whole for the subject area of analysis and forecasting of air passenger transportation is performed. Based on this, a number of software modules for various purposes were designed and then constructed, for example, a software module for the analysis of air passenger traffic: identification of a seasonal time process and a trending time process, a software module for forecasting air passenger traffic over time for different time horizons, in particular, a short-term time horizon , medium-term time horizon and long-term time horizon, software modules for visualization of analysis and forecast data. On the basis of the residual time processes obtained on the basis of the analysis and forecast model, the accuracy was estimated with the calculation of the relative error, the residual time processes were evaluated for their closeness to white noise using autocorrelations and partial autocorrelations, on the basis of the Kolmogorov-Smirnov statistical test, the closeness of the statistical estimate of the density was evaluated of the probability distribution of the residual time series to the normal distribution of the density of the probability distribution with a significance level of 0.05.

On the basis of the created software modules in this work, a whole software system for the analysis and forecast of air passenger transportation was designed and then constructed in the form of a software project.

Separate metrics characterizing the overall quality of the created software system for the analysis and forecast of air passenger transportation and its separate software modules were studied.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ.....	7
ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД І АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОГО ДОМЕНУ ТА ФОРМАЛІЗАЦІЯ ЗАВДАННЯ.....	9
1.1. Загальний інформаційний огляд та аналіз стану програмних технологій.....	9
1.2. Науково-технічні та технологічні підходи до завдань аналізу та прогнозу процесів у часі.....	13
РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТУВАННЯ ПРОГРАМНОЇ ПРИЦИЗІЙНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУ АВІА ПАСАЖИРСЬКИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ.....	20
2.1. Проектування програмного модуля введення вхідних даних у програмну прицизійну систему та їх візуалізація	21
2.2. Проектування програмного модуля на основі програмних компонент програмної прицизійної системи для аналізу авіа пасажирських перевезень.....	23
2.2.1. Проектування програмної компоненти для аналізу авіа пасажирських перевезень на основі моделі адитивної суміші часових процесів.....	25
2.2.2. Проектування програмної компоненти для аналізу авіа пасажирських перевезень на основі моделі мультиплікативної суміші часових процесів.....	27
2.3. Проектування програмного модуля на основі програмних компонент програмної прицизійної системи для прогнозування авіа пасажирських перевезень.....	28
2.4. Проектування архітектури програмної прицизійної системи аналізу та прогнозування авіа пасажирських перевезень.....	32

РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНЕ КОНСТРУЮВАННЯ ПРОГРАМНОЇ ПРИЦИЗІЙНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУ АВІА ПАСАЖИРСЬКИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ.....	38
3.1. Вхідні дані для програмної прицизійної системи аналізу та прогнозу авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку).....	38
3.2. Програмні модулі та програмні компоненти і результати їх використання для аналізу авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку).....	41
3.2.1. Програмні компоненти та результати аналізу авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку) на основі моделі адитивної суміші часових процесів.....	41
3.2.2. Програмні компоненти та результати аналізу авіа пасажирських перевезень на основі моделі мультиплікативної суміші часових процесів.....	47
3.3. Програмні компоненти та їх результати для прогнозу авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку).....	53
РОЗДІЛ 4. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ.....	61
4.1. Правове забезпечення та організаційно-функціональна структура захисту населення.....	61
4.2. Правила техніки безпеки при експлуатації обладнання.....	64
ВИСНОВКИ.....	67
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	68
ДОДАТКИ.....	70
Додаток А Лістинг програми.....	71
Додаток Б. Тези доповіді на конференції.....	75
Додаток В Диск з роботою.....	78

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ПМ – програмний модуль

ПС – програмна система

АПМ – архітектура програмного модуля

АПС – архітектура програмної системи

ПСАПАПП – програмна система аналізу та прогнозування авіа пасажирських перевезень

ВСТУП

В останні роки експоненційно стрімкими темпами програмн. систем. використовують програмн. модул. на основі штучног. інтелект.. Це зумовлено тим, що програмн. модул. (ПМ) на основі штучног. інтелект. підвищують точність роботи програмн. сист., збільшують їх функціональність, здешевлюють їх використання, оскільки зменшуються людські трудозатрати, підвищують надійність їх роботи та забезпечують стійкість функціонування.

Тому, програмн. модул. на основі штучног. інтелект. використовуються в сучасних програмн. систем. логістик. для аналізу та прогнозуванн. різного виду потоків, зокрема, поток. авіа пасажирськ. перевезень.

Виходячи з вище наведеного виникає ідея щодо створення сучасної програмн. систем. з використанням програмн. модул. на основі штучног. інтелект. для аналізу і прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень з метою оптимальн. організації (мінімізац. видатків та максимізац. прибутк.) бізнес-процес. авіаперевез. для авіакомпан.

В базисі роботи програмн. модул. на основі штучног. інтелект. програмн. систем. (ПС) аналізу і прогнозуван. авіа пасажирськ. перевез. використано програмн. компонент., що застосовують нейромереж. рекурентн. технологію, технолог. глибоког. навчан. та загалом принципи об'єктно-орієнтован. на функційн. програмуван.

За першочергову інформаційну основу у дан. роботі були взяті джерела [1-11]

РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД І АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОГО ДОМЕНУ ТА ФОРМАЛІЗАЦІЯ ЗАВДАННЯ

1.1 Загальний інформаційний огляд та аналіз стану програмних технологій

Домен прогнозування у часі рандомізованих часових процесів є достатньо актуальним з точки зору бізнесу та науки та й загалом технологій. Це впливає з того – всі процеси відбуваються в просторі та часі. Слід відзначити, що всі часові процеси розгортаються у конфігураційному просторі даних довільної багатовимірної розмірності. Дані можуть мати надвеликі розмірності, тому такі конфігураційні простори – фазові простори можуть мати розмірності порядку десять в шостій степені та й загалом десять в п'ятнадцятій степені. При цьому як наголошується мова йде не про статичні дані, а про динамічні дані.

Існує багато сегментів науки, технологій та загалом бізнесу де потрібно прогнозувати динаміку варіацій тієї чи іншої змінної – параметру, а загалом може й багатовимірного вектора параметрів стану системи, узагальнюючи сказане зазначимо, що узагальнено говорячи мова йде про прогнозування динаміки, прогнозування у часі тензорної структури даних.

Сфери для яких проводиться прогнозування у часі – це торгівля, як онлайн так і офлайн, сфера логістики – прогнозування у часі потоків транспорту, грузів, тощо. Цікавою сферою прогнозування динаміки є задачі прогнозування цін на ті чи інші фінансові інструменти, зокрема, цінні папери, криптоактиви, тощо. Також до прогнозування часової динаміки є важливим при прогнозуванні погоди, як у конкретній локації та і на великих площах. Важлива дана прогнозування є у різних різновидах виробництва при протіканні у них технологічних процесів у часі.

У цій роботі мова йде про прогнозування часової динаміки у сфері логістики перевезення грузів та пасажирів повітряним транспортом. Важливість цієї задачі задається такими факторами. Потрібно наперед оцінити які необхідні ресурси авіа палива, скільки, якого виду і якого класу потрібно літаків для перевезення динамічних у часі вантажів (грузів) та пасажиро-людей. Скільки потрібно

працівників на обслуговування цих логістичних потоків у аеропортах, скільки потрібно авіа пілотів і загалом авіа команд і в які проміжки часу виводити на роботу для забезпечення роботи польоту літаків.

Тому виникає потреба у наявності технічних систем для прогнозування часової динаміки для галузі авіа транспортних потоків, їх оптимізації, а значить підвищені рентабельності.

Прийняття рішень для майбутніх у часі управлінських рішень без такого виду систем просто не можливе. Даних настільки багато, залежності між ними такі складні і латентні, що потрібно розробляти високоприцизійні технічні системи. Такими технічними системами можуть бути прогр.сис. Такого роду технічні системи ґрунтуються на гнучких технологіях розробки, ці технології є достатньо реактивними, ці технології є достатньо дешевими. Тут можна навести багато переваг, якими володіють прогр.сис. у порівнянні з іншими різновиданими технічних систем. Особливо тут є актуальним віддзеркалити момент, що саме прогр.сис. наразі використовують самі останні досягнення у сфері штучн.інтелек. Саме завдяки цьому фактору прогр.сист. є динамічно розвиваючимися, гнучкими, ефективними техн.сист.

На даний час різні прогр.сист. ґрунтуються на самих найрізноманітніших підходах так і в межах цих підходів методах для прогнозування часової динаміки різної природи рандомізованих часових процесів. Підходи різняться по цілому пулу параметрів між собою, наприклад, по затратам часових ресурсів: ресурсів пам'яті, процесорного часу – обчислювальних ресурсів. Різняться по різного роду точностям прогнозування часових динамік, які у свою чергу відрізняються по повноті стійкості до не збалансованих даних, тощо. Також різняться по стійкості загальної роботи, собівартості розробки та підтримки їх обслуговування.

У цій роботі в основу роботи програм.сист. використовується технологія нейронн. мереж з достатньою глибиною шарів – операцій, зокрема таких шарів, що мають зворотні зв'язки. І ці зворотні зв'язки дають змогу враховувати ретро дані у часі з різною глибиною проникнення та вагою пріоритету.

Технолог. нейронн.мереж дає стабільно високі характеристики стосовно точності прогнозування часової динаміки рандомізованих часових процесів.

Довжина часового горизонту на який прогноуються значення рандомізованого часового ряду також задає вибір парадигми на які створювати програмсис. і відповідно той чи інший метод. Також на вибір парадигми для проектування програм.систем. впливають сезонні та трендові характеристики рандомізованого часового процесу. Останні характеристики можна бачити, якщо над досліджуваним – прогнозованим рандомним часовим процесом виконати трансформацію Фур'є. Оскільки трансформація Фур'є на виході повертає спектральн. щільність, яка є комплекснозначною, то необхідно добути модульну частину та фазову частину. На основі модульної частини можна ідентифікувати період основної сезонн. компоненти. Вибирається максимальне значення модульної частини спектральн. щільності і відповідна йому частота та на основі неї вираховується обернена величина – період. Це значення можна обрати за значення гіперпараметру алгоритму машин. навчання.

Окремий підхід у програмн.систем. можна обрати для ідентифікації трендової функції. На основі бібліотеки пандас та методу диференц. Можна декілька разів згладити рандомний часовий процес до рівня умовної трендової компоненти. Ця ідентифікована трендова компонента і буде результатом тренду.

Необхідно відзначити, що нейромережев. підхід є важким в обчислювальному розумінні затрат обчислювальної машини. Тому в роботі для створюваної програмн.систем. рекомендується використовувати графічний процесор, тобто GPU. Оптимальним було би використання тензорного процесора, проте це збільшує затрати такого роду програмн.систем.

У даній робот. розглядається рандомний часовий процес – потік авіа пасажирів протягом років із кроком дискретизації по часу один місяць. Неюхідно у ньому ідентифікувати два часові процеси – трендовий часовий процес та сезон. часовий процес. Крім того створювана програмн.систем. повинна виконувати прогнозування у часі із зазначеними горизонтом вперед значення потоку пасажирів. Ця вся інформація у своїй сукупності дасть змогу повністю оптимізувати роботу

авіа компаній: оптимізувати кількість працюючого персоналу для обслуговування, як аеропортів так і обслуговування повітряних суден – літаків. Оптимізувати затрати паливно-мастильних матеріалів для польоту парку літаків, тощо.

Тому у роботі розглядається наступний об'єк. досліджен. – програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. рандомного часовго процесу авіа пасажиропоток.

Предметом досліджен. – є різного роду методи створення програмн. систем., програмн. Інструменти, математико-формальні моделі проектування та розробки програмн. сист.

Завдання, які розглядаються у роботі є наступними:

- проектування та конструювання програмного модуля для введення вхідних даних у програмн. систем.;
- проектування та конструювання програмного модуля для аналізу рандомного часового процесу авіапоток пасажирів – ідентифікація трендового часового процесу та сезонног. часового процесу.;
- проектування та конструювання програмного модуля для прогнозування часової динаміки авіа пасажиропотоку із керованим часовим горизонто у майбутнє;
- проектування та конструювання програмного модуля для виведення вихідних даних з програмн. систем.;
- проектування та конструювання програмн. систем. у цілому.

Мета даної кваліфікац. роботи – це спроектувати та сконструювати програмн. систем. для аналізу та прогнозу авіа пасажирськ. перевез.

У своїй сукупності об'єк. Кваліфікаційнох роботи бакалавр, предмет кваліфікаційної роботи бакалавр, завдання кваліфікаційної роботи бакалавр утворюють остов роботи, який є фундаментальною основою для проектування, а пізніше конструювання, як окремих програмних частин системи так і програмн. систем. у цілому. Тому перейдемо до подальшого викладу матеріалу в цілому.

1.2 Науково-технічні та технологічні підходи до завдань аналізу та прогнозу процесів у часі

Розглянемо підходи, які існують в царині аналізу та прогнозування випадкових часових процесів до яких відноситься і авіа пасажиропотік.

Методи прогнозування випадкових часових процесів:

- регресія;
- нейрон. мережі;
- модель авторегресії проінтегрованого ковзн. середн. (модель АРПКС));
- експоненційн. згладжуванн.;

та інші.

У нижче наведеній таблиці розглянуто пріоритети різного роду алгоритмічних методів, які використовуються у прогнозуванні випадкових часових процесів. Евристичні дані, які надходять із багаточисельних експериментів дають змогу систематизувати знання до певного виду таблиці. Така систематизація дає змогу мати швидкі промпти для розробника програм.сист.

Таблиця 1.1 – Пріоритет методів для прогнозування випадкових часових процесів.

	Тип прогнозу		
	краткостроковий	середньостроковий	довгостроковий
Регрес.	+/-	+/-	+
Нейрон. мереж.	+	+	+
АРПКС	+	+/-	-
Експоненційн. згладжуванн.	+/-	+	-

Розглянемо ці різні алгоритмічні методи дещо детальніше. А саме, які кожен з них має переваги та недоліки. Але передусім розглянемо надзвичайно корисний метод який використовується на фундаментальному рівні у галузі прогнозування

рандомних часових процес. Цей метод ґрунтується на трансформац. Фурє. Нище наведено аналітичний вид прямої та оберненої трансформац. Фурє.:

- пряма трансформац. Фурє

$$F_k = \sum_{j=0}^{J-1} y_j \cdot e^{-\frac{2\pi i}{J}kj} = \sum_{j=0}^{J-1} y_j \cdot \left(\cos\left(-2\pi k \frac{j}{J}\right) + i \sin\left(-2\pi k \frac{j}{J}\right) \right)$$

- обернена трансформац. Фурє

$$y_j = \frac{1}{J} \sum_{k=0}^{J-1} F_k \cdot e^{\frac{2\pi i}{J}kj} = \frac{1}{J} \sum_{k=0}^{J-1} F_k \cdot \left(\cos\left(2\pi k \frac{j}{J}\right) + i \sin\left(2\pi k \frac{j}{J}\right) \right)$$

Для наочності розуміння шляхом візуалізації в розумі прямої та оберненої трансформац. Фурє корисно розглянути риунок, який наведено далі по тексту роботи. Зазначимо, що трансформац. Фурє є комплекснозначним, а тому воно має наявності модульну складову та фазову складову. Саме оптимізовуючи модульну складову трансформац. Фурє знаходиться значення періоду сезонної компоненти у рандомному часовому процес. і цей період використовується, як значення керуючого гіперпараметру для багатьох алгоритмів машинн. навчанн.

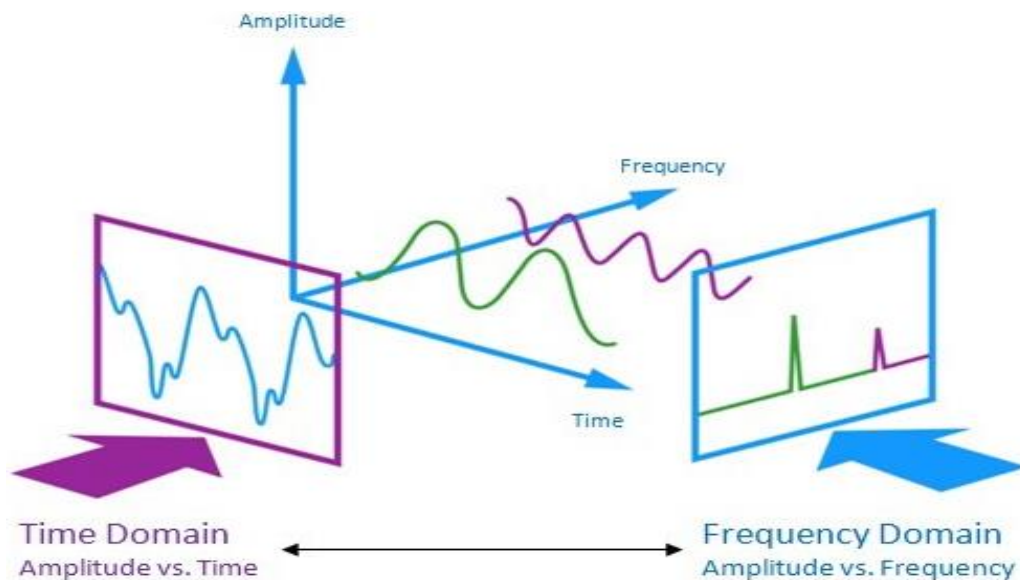


Рис.1.1 – Візуалізація до трансформації Фурє

Отож повернімося до різного роду алгоритмічних методів, що використовується у прогнозування рандомних часових процес. І першим із них розглянемо клас регресійн. алгоритмів.

До цього класу відносять різного роду лінійні регрес., наприклад, гребневу, регресію, лассо регрес., регрес. елестичної мережі, тощо. Останні алгоритмічні методи різняться різним видо форм нормування коефіцієнтів своїх рівнянь. Так наприклад, гребнева використовує форму нормування квадратичну, лассо використовує лінійну форму нормування, а елестична мережа використовує змішування форм нормування гребневої та ласо форм нормування. Різного роду форми нормування зменшують ефект перенавчання і цим самим додають точності та стійкості прогнозу в часі уперед. До переваги цього пулу алгоритмічних методів відноситься також наочна їх інтерпритація, а значить розуміння та низькі затрати обчислювальних ресурсів, зокрема, ресурсів пам'яті та ресурсів затрат процесорного часу на процес навчання. Вреш ті решт, сюди також відноситься звичайна лінійна регр. без тієї чи іншої форм нормування. Клас лінійних алгоритмічних методів особливо ефективний при його використанні для довгострокового прогнозування у часі, тобто такому горизонті прогнозування, який перевищує дві тритини періоду основної гармон. із трансформац. Фурє. Тосу цей пул алгоритмічних методів прогнозування найчастіше використовуєть в основі роботи програмн.сист. для довгострокового прогнозування динаміки у часі.

Наступним класом алгоритмічних моделей є різного роду пул нейронн. мереж. До цього класу чи пулу входить цілий зоопарк нейронн. мереж з найрізноманітнішою архітектурою. Наприклад, багатосар. перцептр., згортков. нейронн. мереж із різними видами трансформацій, рекурент. нейронн. мереж, різної архітектури автоенкод., двонаправл. рекурент. Нейронн. мереж., трансформери різної архітектури та різного призначення.

Суттєвою перевагою даної нейронн. мереж парадигми є те, що вони показують високу точність та стійкість часових прогнозів на різних тривалостях горизонтів прогнозування: короткостроковому, середньороковому та довгостроковом.

Розглянемо по серзі різні архітектури нейронн. мереж їх переваги та недоліки для прогнозування рандомн. часових процесів. Першим буде багатошаров. перцептр. – перевагою його є легка інтепритація розуміння його функціонування, а також можливість ним прогнозувати майбутні значення у часі на основі колекції рандомних часових процесів, які взаємно кореляційно пов'язані між собою. До недоліків слід віднести те, що він за відсутністю зворотніх зв'язків майже не враховує ретродані у часовому проміжку в історію назад. Тому він, як правило, не дає змоги досягнути високої точності. Другим представником нейронн. мереж є рекурент. нейронн. мереж. Вони мають свої особливості у архітектурі і перш за все це те, що вони мають зворотні зв'язки і цим досягається той факт, що вони можуть впраховувати з різними ваговими коефіцієнтами пріоритет ретро історичних даних в минуле. Причому можна за допомогою гіперпараметрів керувати, як глибиною у часі так і вагою різних даних у часі назад. Також до їх переваг відноситься висока точність яку вони видають у часових прогнозах причому точність прогнозів є стійкою не залежно від форми коливання рандомних часових функцій, тобто які вони компоненти мають у собі: трендові, сезонні, тощо. Поряд з тим рекурент. нейронн. мереж мають і недолік – вони не дають змоги розпаралелювати обробку даних наприклад, якщо вона собою представляє колекцію часових функцій. А в час великих потоків даних це надзвичайно важливий параметр. Саме по цій причині рекурент. нейронн. мереж не входять до сучасних архітектур різного виду трансформерів ні класу берт, а ні класу джіпіті, тощо.

Наступним видом нейронн. мереж є згортков. нейронн. мереж. Зупинимось на їх розгляді. Перевагою згортков. нейронн. мереж. є те, що вони здатні робити прогнозування на основі колекції рандомних часових процес., які є кореляційно взаємопов'язаними і цим досягається висока точність прогнозування часової динаміки у майбутнє. Ці згортков. нейронн. мереж. Адаптовано швидко працюють на графічних процесорах, оскільки їх архітектури наближені, тобто архітектура згортков. нейронн. мереж. та апаратна архітектура графічних процесорів. Наступної їх перевагою є гнучкість архітектури згортков. нейронн. мереж. завдяки великій кількості гіперпараметрів для тюнінгу конкретного виду архітектури

згортков. нейронн. мереж. Окрім цього всього – сукупності переваг є й недоліки. Наприклад, до недоліків відноситься їх важкість у розумінні великих затрат обчислювальн. ресурсів: обчислювальн. ресурсів пам'яті та обчислюван. ресурсів процесорн. часу. Частково цей недолік можна оминати, якщо піти шляхом використання трансферних технологій, тобто вибирати попередньо навчен. згортков. нейронн. мереж. саме на великих об'ємах даних із галузі динамічних процесів. Тому на практиці при проектуванні та конструюванні програмн.сист. часто програмну реалізацію будують на основі трансферн. навчання, тобто на основі попередньо навчен. згортков. нейронн. мереж.

Наступним класом алгоритмічних методів для прогнозування динаміки у часі є пул моделей, що ґрунтуються на експоненц. згладжуван. Сюди відноситься широкий клас моделей: модель Хольта, модель Уінтерса I-го роду, модель Уінтерса II-го роду, модель Уінтерса III-го роду та багато інших. Підхід на основі парадигми експоненц. згладжуван. До прогнозування майбутніх значень у часі також має цілий великий ряд переваг. До цих переваг можна віднести такі переваги. Окремі види моделей можуть враховувати різну форму рандомних часових процесів, як, наприклад, лінійну форму – це модель Хольта так і не лінійну форму. Можуть враховувати різні види сумішей рандомних часових функцій – це адитивні суміші так і мультиплікативні суміші. Прогнозуючі моделі на основі експоненц. згладжуван. Мають змогу враховувати різну форму тренду, наприклад, лінійну форму тренду, експоненційну форму тренду, логарифмічну форму тренду. До того ж а різних сумішах, тобто в адитивній або мультиплікативній сумішах рандомних часових функцій. Також ряд моделей дають змогу долучити до їх складу різної форми сезонні часові функції і також в різних видах змішування – адитивного або мультиплікативного. До переваг алгоритмічних методів на основі експоненц. згладжуван. Для прогнозування часової динаміки відносяться їх низька обчислювал. складність, тому їм не потрібно затрачати багато ресурсів пам'яті та процесорн. часу. Тому ці алгоритмічні методи є швидкими, онлайн динамічним, високоточними, тощо. Поряд з цими перевагами є достатньо не значний недолік. Як впливає з евристичних даних стабільно хороша точність алгоритмічні методи

на основі експоненц. згладжуван. Демонструють на середньостроковому у часі горизонті і меншу точність та стабільність демонструють на короткостроковому часовому горизонті і довгостроковому часовому горизонті.

Наступний вид алгоритмічних методів прогнозування рандомних часових функцій утворюють часові функції авторегрес., ковзног. середн., інтегрован. авторегрес. та ковзн. середн., сезонн. інтегрован. авторегрес. та ковзн. середн., тощо. До переваг цієї сукупності алгоритмічних методів слід віднести, що вони є відносно легкими в обчислювальному розумінні, тобто в розумінні затрат обчислювальн. ресурсів. Затрат ресурс. пам'яті та ресурс. процесорного часу. Пул моделей авторегрес., ковзног. середн., інтегрован. авторегрес. та ковзн. середн., сезонн. інтегрован. авторегрес. та ковзн. середн. Дають змогу враховувати різної форми тренди: лінійної форми тренд, експоненційної форми тренд, логарифмічної форми тренд, тощо. Остання з даного пулу моделей дає змогу враховувати у своїй структурі сезонні компоненти рандомних часових функцій. Також легко проводити оцінки точності на основі залишкових рандомних часових функцій. Перевагою також є висока точність прогнозування в майбутнє. Недоліками є те, що цей пул моделей застосовується при короткостроковому часовому горизонті, який складає одну третину періода основної гармон. що одержується із задачі оптимізації – дослідження на екстремум модульної компоненти виходу трансформац. Фурс.

У цьому розділі розглянуто різні підходи і в рамках них різного роду алгоритмічні методи для прогнозування рандомних часових функцій, які можуть представляти собою , як адитивні так і мультиплікативні суміші трендових часових функцій так і сезон. часв. функцій.

Щодо вибору технології на які конструювати програмн.сист., то рекомендується використання пайтона, оскільки в ньому є чимало різного роду бібліотек та фреймворків для побудови вищенаведених алгоритмічних методів.

РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТУВАННЯ ПРОГРАМНОЇ ПРИЦИЗІЙНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУ АВІА ПАСАЖИРСЬКИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ

В основі проектування програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку) використовуються різні види програмування, а саме, об'єктно-орієнтоване програмування та функційне програмування.

Програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку) складається з різних програмн. модулів. Серед цих програмн. модулів є два основних програмн. модулі в основі яких лежить штучний інтелект. У свою чергу в основі цих програмн. модулів використовуються різного роду програмні компоненти, що містять широкий вибір найрізноманітніших атрибутів та операцій, які повертають диференційовну інформацію.

Перший програмн. модуль даної програмн. систем. – це програмн. модуль, що виконує аналіз авіа пасажирськ. перевезень (авіа потоків). Під аналізом часового процесу, авіа потоком, у роботі розуміється рандомізований часовий процес значення якого – це кількість авіа пасажирів, що були перевезені загальною сукупністю усього авіа парку, тобто усіма літаками. В даного рандомізованого часового процесу – авіа пасажиропотоку є еквідестантний часовий крок дискретизації. Цей еквідестантний крок дискретизації становить один місяць. Область визначення цього рандомізованого часового процесу – авіа пасажиропотоку є проміжок часу, що вимірюється у роках і відповідає проміжку з 1949р. по 1969р. Ці дані, що використовуються у даній роботі були взяті з веб-платформи Kaggle.

Другий програмн. модуль даної програмн. системю – це програмн. модуль, що виконує прогнозування у часі середньої кількості авіа пасажирів, які потрібно буде перевести у середньостроковому часовому горизонті. В основі проектування даного програмного модуля використовуються сучасні технології, а саме, неймереж. рекурентню технологія та технологія глибоког. навчання. Цей

програмн. модуль також використовує різного роду програмні компоненти з різними атрибутами та операціями, які повертають різного рівня диференціальну інформацію.

Перейдемо до розгляду процесу проектування програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку). Проектування проводиться послідовно від одного програмн. модуля та його програмн. компонент до ітераційно наступного програмн. модуля та його програмних компонент. Першими розглядається програмн. модуль та його програмні компоненти, що виконує аналіз авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку). Другим розглядається програмн. модуль та його програм. компоненти, який виконує прогнозування у часі середньої кількості авіа пасажирів, які будуть перевезеними у середньостроковому часовому горизонті.

Але попередньо розглянемо програмн. компоненти та програмн. інструменти, які лежать в основі програмн. модуля введення вхідних даних у програмн. систем. із зовнішнього файлу даних.

2.1 Проектування програмного модуля введення вхідних даних у програмну прицизійну систему та їх візуалізація

Введення вхідн. даних у програмн. прицизійну систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку) (ПСАПАПП) у проєктовану програмн. систем. здійснюється з використанням бібліотеки пайтона Pandas, зокрема, із використанням програмн. інструмента `read_csv`. Даний програмн. інструмент після читання файлу даних повертає на виході фрем даних, нахштальт двовимірного масиву, який має назви колонок у вигляді вхідних змінних, а також має назви рядків, що представляють собою моменти часу із кроком дискретизації один місяць і які представляють собою їх рядкові індекси. Даний

програмний інструмент `read_csv` бібліотеки пайтон має наступні атрибути, що наведені нище [7]:

```
pandas.read_csv(
    filepath_or_buffer, *, sep=_NoDefault.no_default,
    delimiter=None, header='infer',
    names=_NoDefault.no_default,
    index_col=None, usecols=None,
    dtype=None, engine=None,
    converters=None, true_values=None,
    false_values=None,
    skipinitialspace=False,
    skiprows=None, skipfooter=0,
    nrows=None, na_values=None,
    keep_default_na=True,
    na_filter=True,
    verbose=_NoDefault.no_default,
    skip_blank_lines=True, parse_dates=None,
    infer_datetime_format=_NoDefault.no_default,
    keep_date_col=_NoDefault.no_default,
    date_parser=_NoDefault.no_default,
    date_format=None, dayfirst=False,
    cache_dates=True, iterator=False,
    chunksize=None, compression='infer',
    thousands=None, decimal='.',
    lineterminator=None, quotechar='"',
    quoting=0, doublequote=True,
    escapechar=None, comment=None,
    encoding=None, encoding_errors='strict',
    dialect=None, on_bad_lines='error',
    delim_whitespace=_NoDefault.no_default,
    low_memory=True, memory_map=False,
    float_precision=None, storage_options=None,
    dtype_backend=_NoDefault.no_default
)
```

Проектування візуалізації вхідн. даних програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку) виконується із допомогою програмн. модуля `ruLab`, що є складовим бібліотеки пайтона `matplotlib`. Зокрема, для візуалізації вхідн. даних використовувалися такі методи програмн.

модуля pylab: `pylab.plot()`, `pylab.title()`, `pylab.legend()`, `pylab.ylabel()`, `pylab.xlabel()`, `pylab.grid()`, `pylab.show()` [9].

2.2 Проектування програмного модуля на основі програмних компонент програмної прицизійної системи для аналізу авіа пасажирських перевезень

Перед тим, як перейти до процесу проектування програмн. модуля програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку), розглянемо, який семантичний зміст вкладається в термін аналіз.

Під аналізом у даній роботі розуміється екстракція трендовог. Часовог. процесу, сезонног. часовог. процесу на основі різних видів декомпонування, а саме адитивного декомпонуванн. та мультиплікативног. декомпонування з використанням певної програмн. компоненти. Загалом, слід зазначити, що теорія перевірки статистичних гіпот. і фактичною новою формою логічного мислення. Поняття практично не можливої випадкової події чи практично достовірної випадкової події це поняття з класу нових у прийнятті рішень. Саме створення теорії перевірки статистичн. гіпот. дає змогу теоретичні аспекти призмилити до прикладних застосувань. Якість адитивного та мультиплікативног. Декомпонув. оцінюється на основі статистичного аналіз. залишкового часовог. процесу із залученням статистичного критер. Колмогорова-Смірнова, який представляється програмн. інструментом `kstest_normal` [11]:

```
kstest_normal (
    x,
    dist='norm' ,
    pvalmethod='table'
)
```

а також на основі оцінювання автокореляц. та часткових автокореляц. залишкового часовог. процесу із використанням наступних програмн. інструментів бібліотеки

пайтона statsmodels, її модуля graphics, підмодуля tsaplots та безпосередньо програмн. інструментів [11]:

```
plot_acf(  
    x,  
    ax=None,  
    lags=None,  
    *,  
    alpha=0.05,  
    use_vlines=True,  
    adjusted=False,  
    fft=False,  
    missing='none',  
    title='Autocorrelation',  
    zero=True,  
    auto_ylimits=False,  
    bartlett_confint=True,  
    vlines_kwargs=None,  
    **kwargs  
)
```

та програмн. інструмента [11]

```

plot_pacf(
    x,
    ax=None,
    lags=None,
    alpha=0.05,
    method='ywm',
    use_vlines=True,
    title='Partial Autocorrelation',
    zero=True,
    vlines_kwargs=None,
    **kwargs
)

```

Для обчислення відносної похибки, використовувався програмн. об'єкт з пайтонівськ. бібліотеки numpy, а саме, той який обчислює середнє значення числового одновимірног. масиву mean(). Програмн. вид має вид такий [8]:

```

numpy.mean(
    a,
    axis=None,
    dtype=None,
    out=None,
    keepdims=<no value>,
    *,
    where=<no value>
)

```

2.2.1 Проектування програмних компонент для аналізу авіа пасажирських перевезень на основі моделі адитивної суміші часових процесів

Перед тим, як перейти тут до процесу проектування програмн. модуля.

Повторимося, перед тим, як перейти до проектуванн. модуля програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку), розглянемо, який семантичний зміст вкладається в термін аналіз.

Під аналізом у даному пункті роботи розуміється екстракція трендового. часовог. процесу, сезонног. часовог. процесу на основі адитивного декомпонуванн. В основі проектування адитивног. декомпонування використовується програмн. компонент із бібліотеки пайтон statsmodels, модуля tsa, підмодуля seasonal, що має вид [11]:

```
seasonal_decompose (
    x,
    model='additive' ,
    filt=None,
    period=None,
    two_sided=True,
    extrapolate_trend=0
)
```

Для одержання адитивного трендового. часовог. процесу, адитивного сезонног. часовог. процесу та адитивного залишковог. часового процесу використовувалися атрибути наслідувані з класу [11]:

```
class statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult (
    observed,
    seasonal,
    trend,
    resid,
    weights=None
)
```

2.2.2 Проектування програмної компоненти для аналізу авіа пасажирських перевезень на основі моделі мультиплікативної суміші часових процесів

Під аналізом у даному пункті роботи розуміється екстракція трендового. часовог. процесу, сезонног. часовог. процесу на основі мультиплікативног.

декомпонування. В основі проектування мультиплікативног. декомпонування використовується програмн. компонент із бібліотеки пайтон statsmodels, модуля tsa, підмодуля seasonal, що має вид [11]:

```
seasonal_decompose(
    x,
    model='multiplicative' ,
    filt=None,
    period=None,
    two_sided=True,
    extrapolate_trend=0
)
```

Для одержання мультиплікативного трендовог. часовог. процесу, мультиплікативног. сезонного часового процесу та мультиплікативног. залишкового часовог. процесу використовувалися атрибути наслідувані з класу [11]:

```
class statsmodels.tsa.seasonal.DecomposeResult(
    observed,
    seasonal,
    trend,
    resid,
    weights=None
)
```

2.3 Проектування програмного модуля на основі програмних компонент програмної прицизійної системи для прогнозування авіа пасажирських перевезень

В основу проектування рекурентн. нейромережев. моделі модуля прогнозуванн. програмн. систем. аналізу та прогнозуванн. авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку) використано програмн. клас Sequential із пайтонівської бібліотеки keras, яка у своїй основі – бекенді використовує фреймворк від Гугл – TensorFlow. Даний програмний клас має вид такий [10]:

```
tf.keras.Sequential(
    layers=None,
    name=None
)
```

В основі проектування серцевини рекурентн. нейромережев. моделі використовується шар-операція LSTM – програмний клас. Цей шар є незалежним програмним об'єктом – класом. Загальний його вид зображено на рисун., що наведений нище.

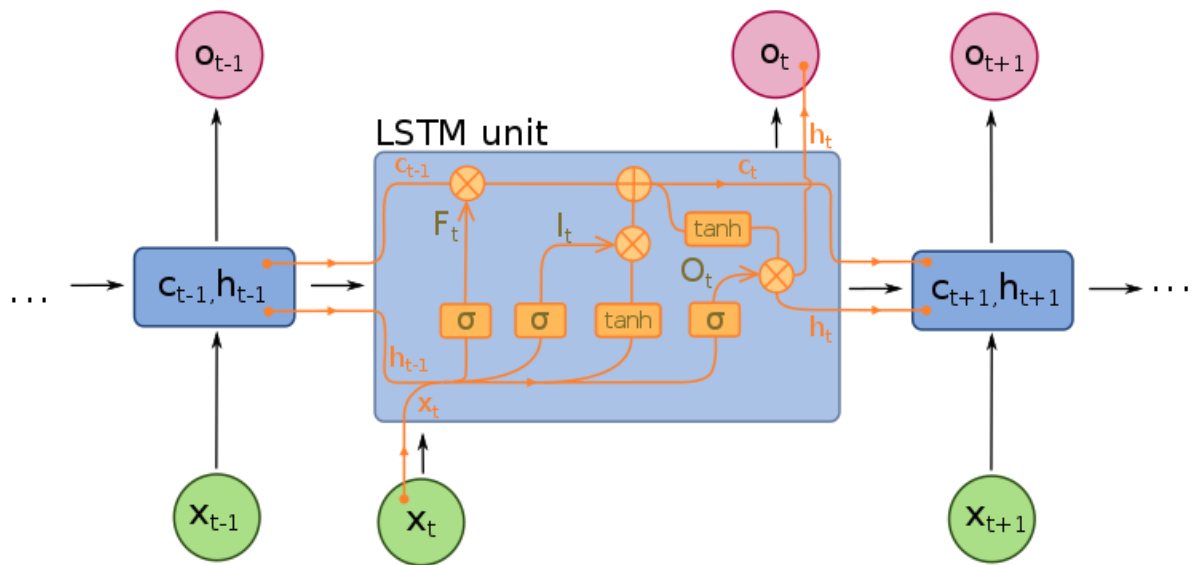


Рис.2.1 – Програмний об'єкт LSTM – це клас

Програмний вид класу LSTM, який є серцевиною проектування, є наступним:

```
tf.keras.layers.LSTM(  
units,  
activation="tanh",  
recurrent_activation="sigmoid",  
use_bias=True,  
kernel_initializer="glorot_uniform",  
recurrent_initializer="orthogonal",  
bias_initializer="zeros",  
unit_forget_bias=True,  
kernel_regularizer=None,  
recurrent_regularizer=None,  
bias_regularizer=None,  
activity_regularizer=None,  
kernel_constraint=None,  
recurrent_constraint=None,  
bias_constraint=None,  
dropout=0.0,  
recurrent_dropout=0.0,  
return_sequences=False,  
return_state=False,  
go_backwards=False,  
stateful=False,  
time_major=False,  
unroll=False,  
**kwargs  
)
```

Проектування компіляції створеної моделі рекурентн. нейронн. мережі (нейромереж.) виконується на основі програмн. компонент. з пайтонівської бібліотеки keras, а саме [10]:

```

Model.compile(
    optimizer="rmsprop",
    loss=None, metrics=None,
    loss_weights=None,
    weighted_metrics=None,
    run_eagerly=None,
    steps_per_execution=None,
    jit_compile=None,
    pss_evaluation_shards=0,
    **kwargs
)

```

В основі проектування процесу фітингу рекурентн. нейронн. мережі (нейромереж.) використовувався метод `fit()` класу `Model` із пайтонівської бібліотеки `keras`, вид даної програмн. компонент. є наступним [10]:

```

Model.fit(
    x=None,
    y=None,
    batch_size=None,
    epochs=1,
    verbose="auto",
    callbacks=None,
    validation_split=0.0,
    validation_data=None,
    shuffle=True,
    class_weight=None,
    sample_weight=None,
    initial_epoch=0,
    steps_per_epoch=None,
    validation_steps=None,
    validation_batch_size=None,
    validation_freq=1,
    max_queue_size=10,
    workers=1,
    use_multiprocessing=False,
)

```

У методі `fit()` принциповим є використання параметр. `epochs`, оскільки цей параметр з однієї сторони збільшує точність вихідного результату нейромережев. моделі, а з іншої сторони затрачає багато обчислювальних ресурсів при фітингу рекурентн. нейромережев. моделі. Параметр `epochs` представляє собою наступне:

не дробове число число. Число епох для фітінгу нейромережев. моделі. Епоха — це ітерація, що використовує усі вибіркові дані як вхідн. так і вихідні (для параметру `steps_per_epoch` не встановлено значення `None`). Варто зазначити, що в об'єднанні з `initial_epoch`, `epochs` варто розуміти як «кінцеву епоху». Рекурентн. неромережев. модель не навчається кількості ітерацій, що дорівнюють кількості епох, а лише до досягнення епохи індексних епох.

Етап прийняття рішень щодо прогнозуванн. наступних у часі значень середньої кількості авіа пасажирів проектується за допомогою методу `predict()` класу `Model` вид даної програмної компоненти є наступним [10]:

```
Model.predict (
    x,
    batch_size=None,
    verbose="auto",
    steps=None,
    callbacks=None,
    max_queue_size=10,
    workers=1,
    use_multiprocessing=False,
)
```

Важливим параметром даної програмн. компонент. є параметр `workers`, оскільки він забезпечує розподілено-паралельні обчислення по процесорним ядрам обчислювальн. машини. А це особливо важливо у наш час епохи потоку великих даних.

2.4 Проектування архітектури програмної прицизійної системи анал. та прогнозув. авіа пасажирських перевезень

Після детального розгляду проектування окремих програмн. модулів, програмн. компонент. з використанням різного роду програмн. інструментів

програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень логічно перейти до загальної архітектур. програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропоток.). Тобто розглянути проектування програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропоток.) на верхньому абстрактном. рівні. Також перейти до проектування окремих модул. та їх візуалізації даної програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропоток.).

На рисунк., що наведений нище зображено архітектуру програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень на верхньому рівні абстракції.



Рис.2.2 – Архітектура ПСАПАПП на верхньому рівні абстракції

На нище наведеному рисунк. наведено програмн. архітектуру програмн. модуля ВВІД ВХІДН. ДАНИХ ТА ЇХ ВІЗУАЛІЗАЦІЯ.

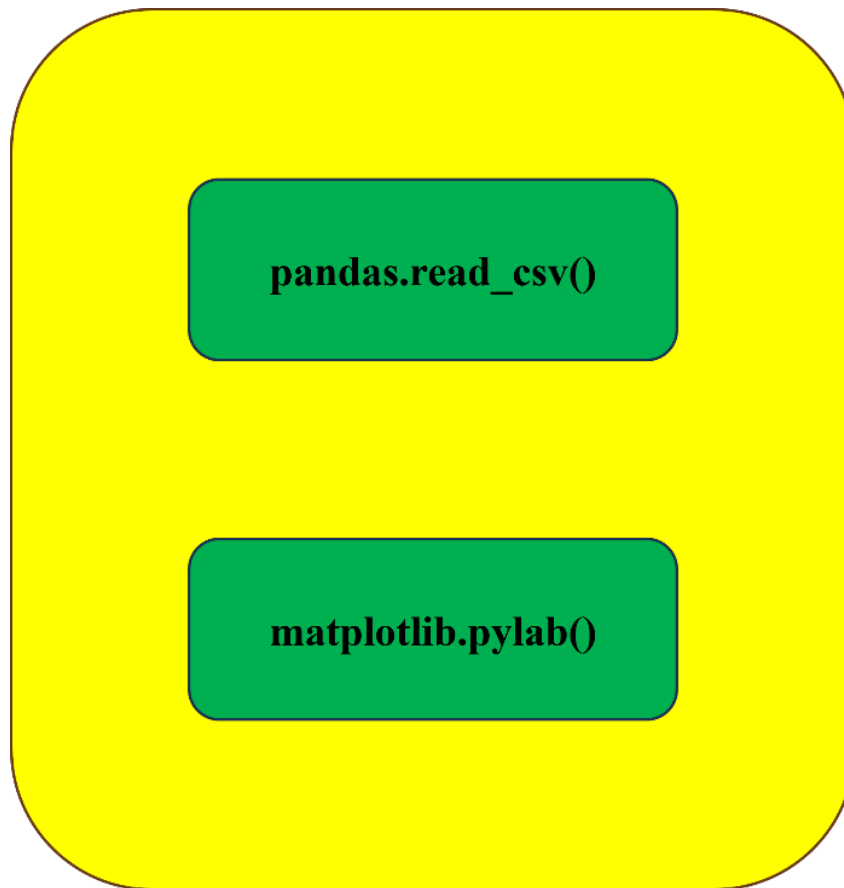


Рис.2.3 – Архітектура програмн. модул. ВВІД ВХІДН. ДАНИХ ТА ЇХ
ВІЗУАЛІЗАЦІЯ

На рисунк. нище наведеному зображено програмн. архітектуру програмног. модуля АНАЛІЗ, який виконує адитивне та мультиплікативн. декомпонуванн. рандомізованого часовог. процесу авіа пасажирськ. перевезень (авіа потоку) на трендов. часов. процес, сезонн. часов. процес та залишков. часов. процес. Відповідно до наведеної архітектури програмн. модуля видно, що він містить програмн. компоненти, на основі яких також виконується аналіз залишковог. часовог. ряду, також даний модуль виконує оцінювання віднозн. похибки моделей адитивног. та мультиплікативног. декомпонування.

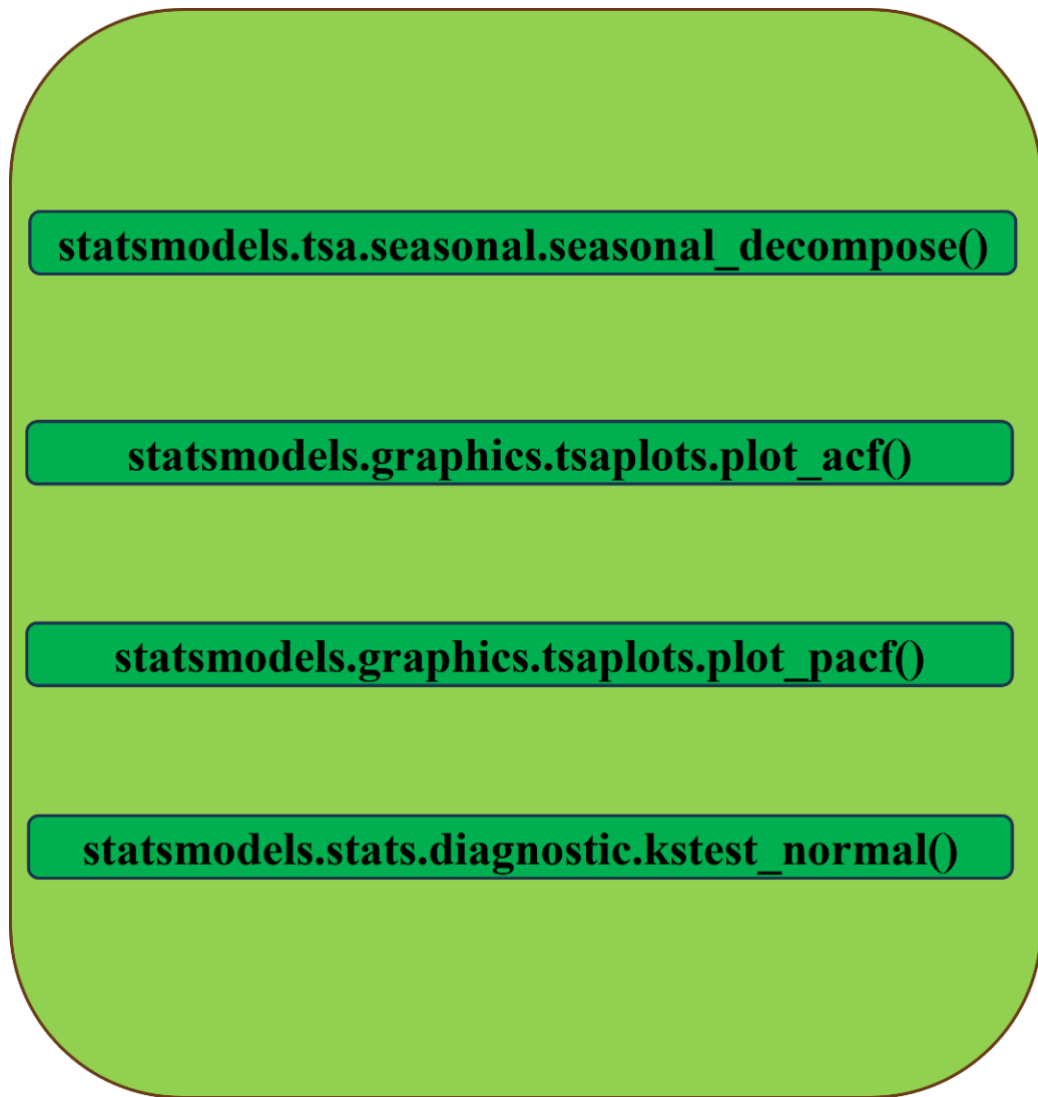


Рис.2.4 – Архітектура програмног. модуля АНАЛІЗ програмн. системи

Нище наведено на рисунк. інший програмн. модуль – програмн. модуль ПРОГНОЗУВАННЯ програмн. сис. для анал. та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень. Зпроектowana архітектура програмног. модуля має вид послідовних шарів через які проходять дані і на основі них робиться прогнозуванн. наступних у часі значень. Варто зазначити, що оскільки в основі проєтуванн. такого програмног. модуля використовується нейромережев. програмн. компонент. LSTM(), то з евристичних знань впливає, що достатньо точно прогнозуванн. можна виконувати на різні часові горизонти у майбутнє.

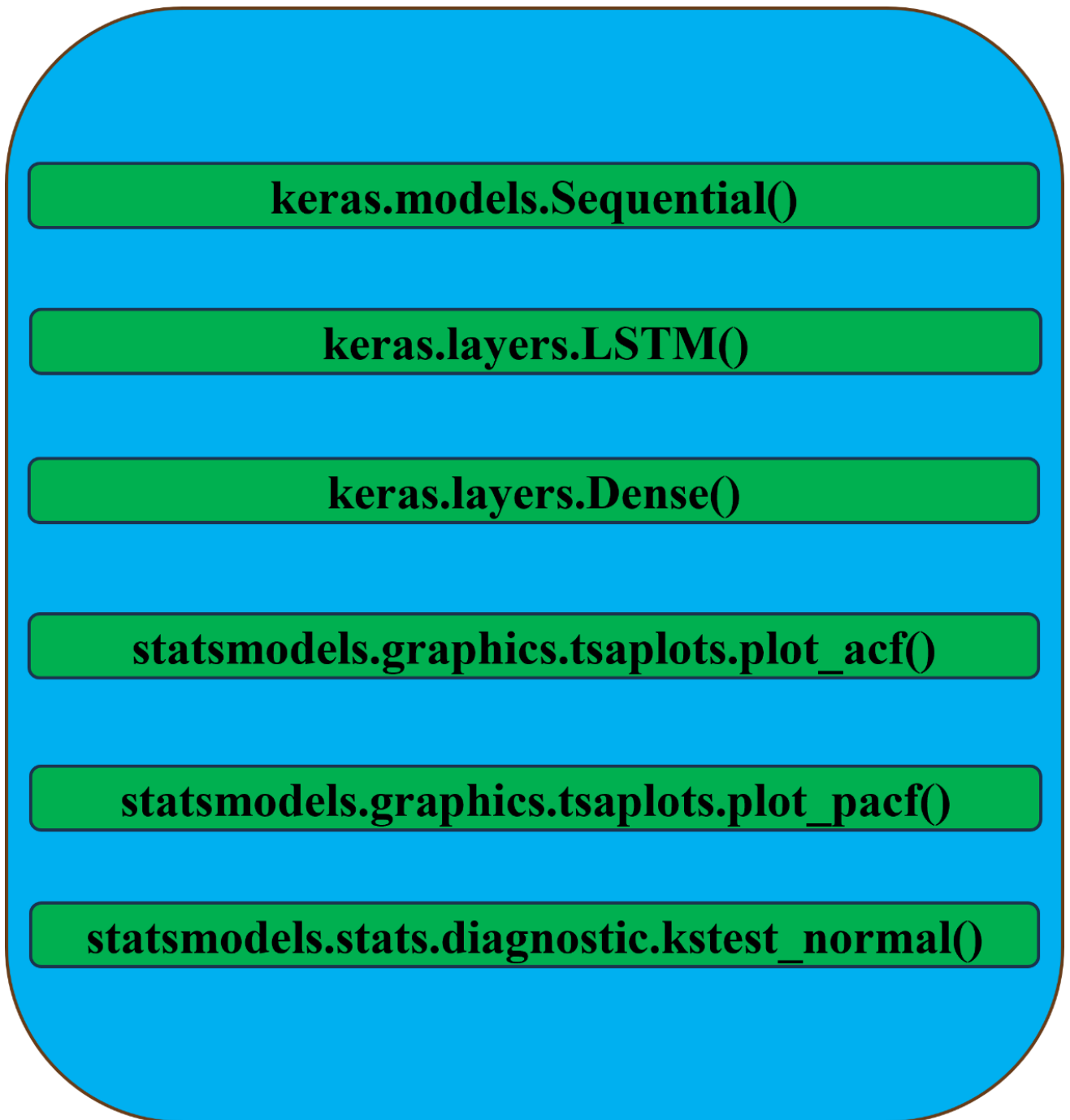


Рис.2.5 – Архітектура програмног. модуля ПРОГНОЗУВАННЯ програмн. системи

На нище наведеному рисунк. наведено програмн. архітектуру програмног. модуля виведення вихідн. даних та їх візуалізацію.

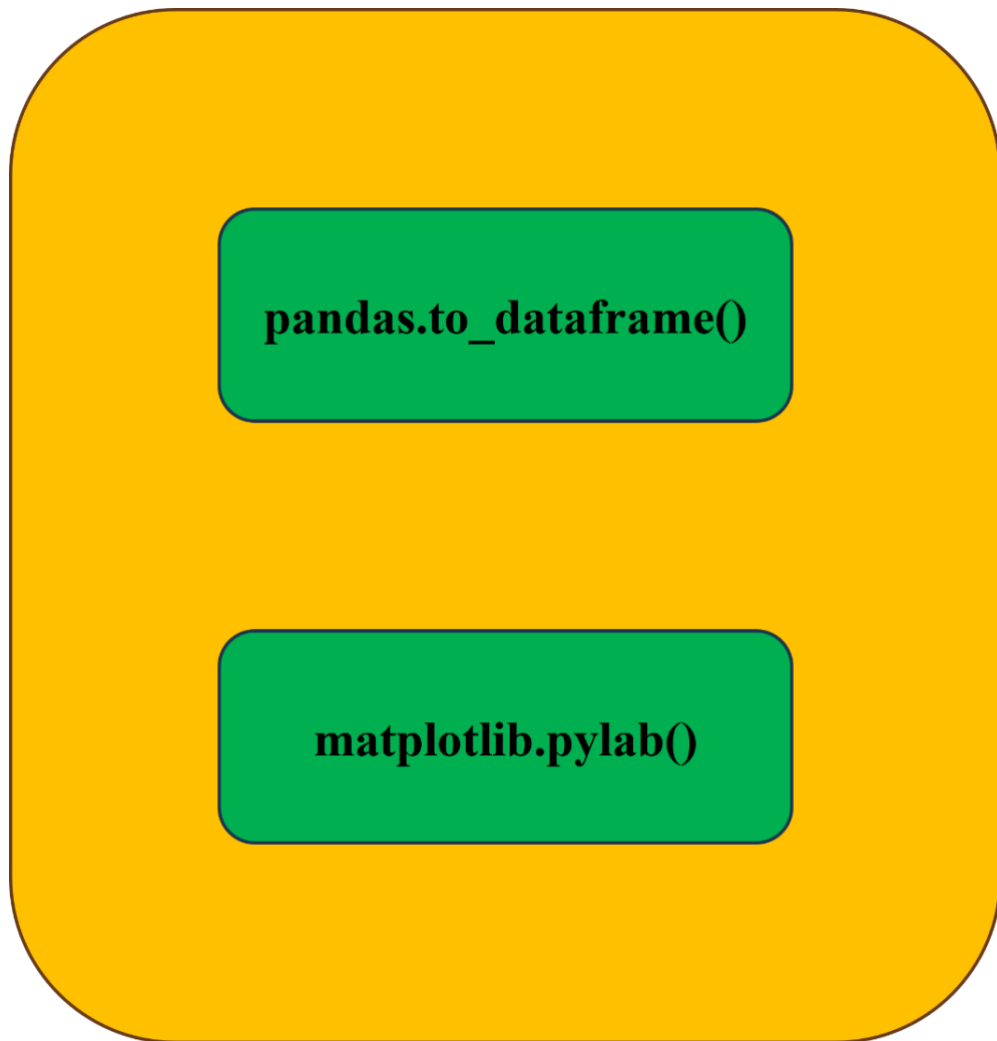


Рис.2.6 – Архітектура програмног. модуля ВИВІД ВИХІДН. ДАНИХ ТА ЇХ ВІЗУАЛІЗАЦІЯ

Сушно буде зазначити, що на цьому зображенні даний програмн. модуль не відображено додатковий функціонал цього програмног. модуля. Програмн. модуль ВИВДЕННЯ ВИХІДН. ДАНИХ ТА ЇХ ВІЗУАЛІЗАЦІЯ також дає змогу зберігати у файли моделей адитивног. та мультимедіативног. декомпонування для зовнішнього їх використання сторонніми програмам. Також, програмн. модуль ВИВДЕННЯ ВИХІДН. ДАНИХ ТА ЇХ ВІЗУАЛІЗАЦІЯ дає змогу зберігати у файли навчену рекурентн. нейромережев. модель для прогнозуванн. майбутніх значень у часі середньої кількості авіа пасажир. і цю попередньо навчену алгоритмічну модель можуть використовувати, як сторонні програми так і дана програмн. систем. у наступні моменти часу.

Підводячи ризику під вище наведеним проектувальним процесом можна бачити, що слушно перейти від етапу проектування до етапу практичного конструювання як окремих програмн. модулів на основі програмн. компонент., так і загалом до практичної розробки в цілому програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку).

РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНЕ КОНСТРУЮВАННЯ ПРОГРАМОЇ ПРИЦИЗІЙНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУ АВІА ПАСАЖИРСЬКИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ

3.1 Вхідні дані для програмної прицизійної системи аналізу та прогнозу авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку)

Вхідні дані програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку в часі) представляють собою фрейм даних кратної кількості авіа пасажир. з рядковим індексом, що інтерпретується, як моменти часу.

Читання даних з файлу та формування з нього фрейму даних в кодї виглядає наступним чином:

```
"""Reading data"""
#Reading 'Time series of international airline passengers'
ts = pd.read_csv('./DATA/TS_OF_INTERNATIONAL_AIRLINE_PASSENGERS/TS_OF_INTERNATIONAL_AIRLINE_PASSENGERS.csv',
                 parse_dates=True,
                 index_col='Time')
```

Оскільки у записці не можливо візуалізувати у повній мірі фрейм вхідних даних, то на рисунку. що наведений нище, візуалізовано частковий вид фрейму числов. вхідних даних – авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку в часі).

Для наочності сприйняття вхідн. даних були використані програмн. інструменти бібліотеки пайтона matplotlib. Програмн. реалізація візуалізац. Вхідн. даних виглядає наступним чином:

```
"""Visualization"""
#Plot of 'Time Series'
plt.plot(ts['Airlinepassengers'])
plt.title('Time Series')
plt.legend(loc='best')
plt.ylabel('Number of international airline passengers')
plt.xlabel('Time (month)')
plt.grid()
plt.show()
```

Time	Airlinepassengers
1949-01-01T00:00:00.000000000	112
1949-02-01T00:00:00.000000000	118
1949-03-01T00:00:00.000000000	132
1949-04-01T00:00:00.000000000	129
1949-05-01T00:00:00.000000000	121
1949-06-01T00:00:00.000000000	135
1949-07-01T00:00:00.000000000	148
1949-08-01T00:00:00.000000000	148
1949-09-01T00:00:00.000000000	136
1949-10-01T00:00:00.000000000	119
1949-11-01T00:00:00.000000000	104
1949-12-01T00:00:00.000000000	118
1950-01-01T00:00:00.000000000	115
1950-02-01T00:00:00.000000000	126
1950-03-01T00:00:00.000000000	141
1950-04-01T00:00:00.000000000	135
1950-05-01T00:00:00.000000000	125
1950-06-01T00:00:00.000000000	149
1950-07-01T00:00:00.000000000	170
1950-08-01T00:00:00.000000000	170



Рис.3.1 – Частковий вид фрейму вхідн. даних авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку в часі)

Проте, часткова візуалізація вхідн. числов. даних у вигляді фрейму даних не дає змоги вичерпно сформуванати бачення форми вхідн. даних для програмн. систем. – форми авіа пасажиропотоку. Тому на рисун. нище візуалізовано авіа пасажиропотік в часі у графічному вигляді.

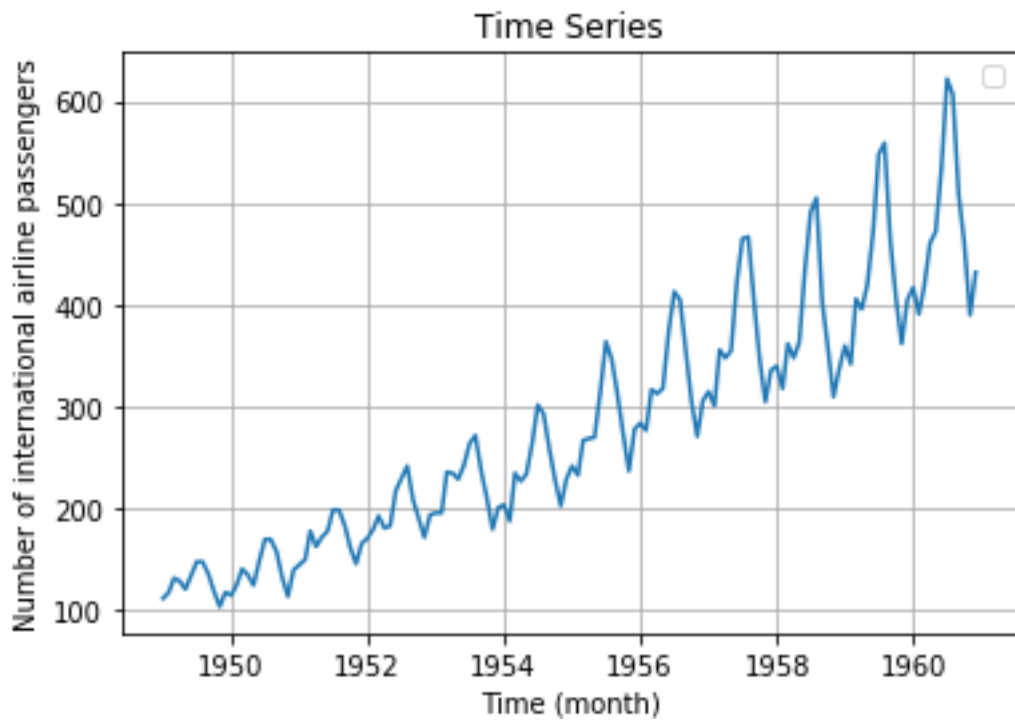


Рис.3.2 – Візуалізація фрейму вхідн. даних авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропотоку в часі)

Програмн. реалізація завантаження вхідн. даних (авіа пасажирських перевезень, авіа пасажиропотоку) у програмн. систем. та їх візуалізація має наступний вид:

```

"""Reading data"""
#Reading 'Time series of international airline passengers'
ts = pd.read_csv('./DATA/TS_OF_INTERNATIONAL_AIRLINE_PASSENGERS/TS_OF_INTERNATIONAL_AIRLINE_PASSENGERS.csv',
                parse_dates=True, index_col='Time')

"""Visualization"""
#Plot of 'Time Series'
plt.plot(ts['Airlinepassengers'])
plt.title('Time Series')
plt.legend(loc='best')
plt.ylabel('Number of international airline passengers')
plt.xlabel('Time (month)')
plt.grid()
plt.show()

```

3.2 Програмні модулі та програмні компоненти і результати їх використання для аналізу авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку)

Загалом, аналіз авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропот. в часі) – це видобування трендов. складов. та сезонн. складов., як часов. процесів, можна виконувати різними способами. Наприклад, на основі моделі адитивн. суміші часов. процесів (трендового. часового. процесу, сезонног. часового. процесу та залишкового. часового. процесу (часового процесу відхилень)) або на основі моделі мультиплікативн. суміші часов. процес. (трендового. часового. процесу, сезонног. часового. процесу та залишкового. часового. процесу, як мультиплікативн. складов. результату факторизації).

3.2.1 Програмні компоненти та результати аналізу авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку) на основі моделі адитив. суміші часових процесів

Зокрема, тут розглядається аналіз – видобування трендов. складов. та сезонн. складов., як часов. процес., на основі адитивн. суміші, фактично вирішується завдання факторизації на адитивн. складові. Також тут виконаний повний аналіз прицизійності (точності) даного підходу.

Перейдемо до практичної реалізації програмн. компонент. програмн. систем., які реалізують аналіз авіа пасажироперевез. (авіа пасажиропот. у часі) на основі підходу, що ґрунтується на адитивн. суміші тренд., сезонност. та відхилень.

Спершу відзначимо, що відносна похибка моделі авіа пасажиропот. на основі адитивн. суміші часов. процесів склала:

$$\delta_{additive} = 5.74\%.$$

Графічний вид вхідн. даних – авіа пасажиропот. та модельних даних на основі адитивн. суміші має вид, що наведений на рисун. нище.

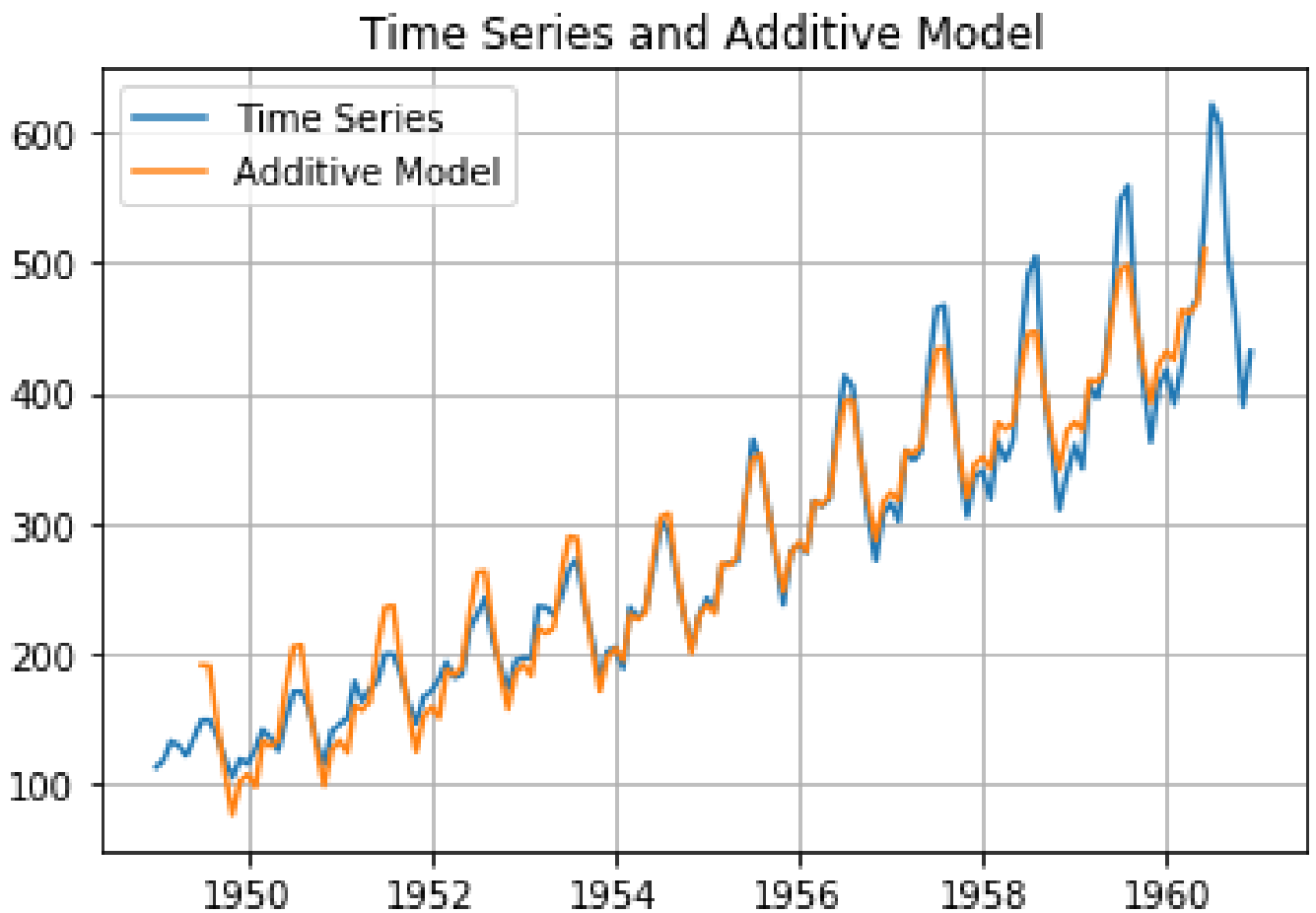


Рис.3.3 – Візуалізація авіа пасажиропот. та результатів його моделюван. на основі моделі адитивн. суміші часов. процесів

Програмн. реалізація аналізу авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропот.) на основі моделі адитивн. суміші часов. процесів має наступний вид:


```

"""Creating additive model.
Extracting trend, seasonality and residual components"""
#Creating and fitting additive model:  $Y[t] = Trend[t] + Seasonal[t] + Residual[t]$ 
add_decomp = seasonal_decompose(ts, model='additive')
#Decomposition
add_trend = add_decomp.trend
add_seasonality = add_decomp.seasonal
add_residuals = add_decomp.resid
#Removing 'NaN' from 'add_residuals'
add_residuals.dropna(inplace=True)
#Plot of Time Series, Trend, Seasonality and Residuals
plt.subplot(411)
plt.plot(ts)
plt.grid()
plt.title('Time Series')
plt.subplot(412)
plt.plot(add_trend)
plt.grid()
plt.title('Additive Trend')
plt.subplot(413)
plt.plot(add_seasonality)
plt.grid()
plt.title('Additive Seasonality')
plt.subplot(414)
plt.plot(add_residuals)
plt.grid()
plt.title('Additive Residuals')
plt.tight_layout()
plt.show()

```

Декомпоновані складові адитивн. суміші: адитивн. трендов. часов. процес, адитивн. сезонн. складова, як часовий процес та адитивн. відхиленн. також, як часовий процес, графічно візуалізовані на рисунк., що наведені нище.

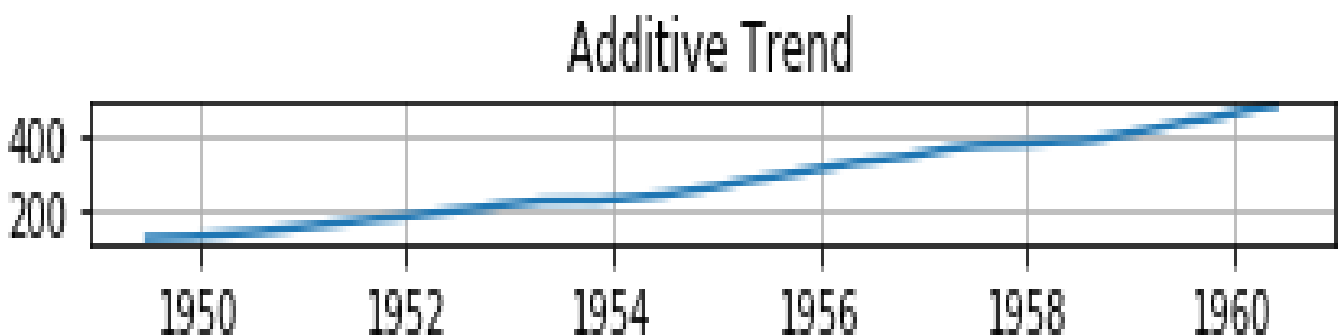


Рис.3.4 – Візуалізація трендов. складов. авіа пасажиропот. на основі моделі адитивн. суміші часов. процесів

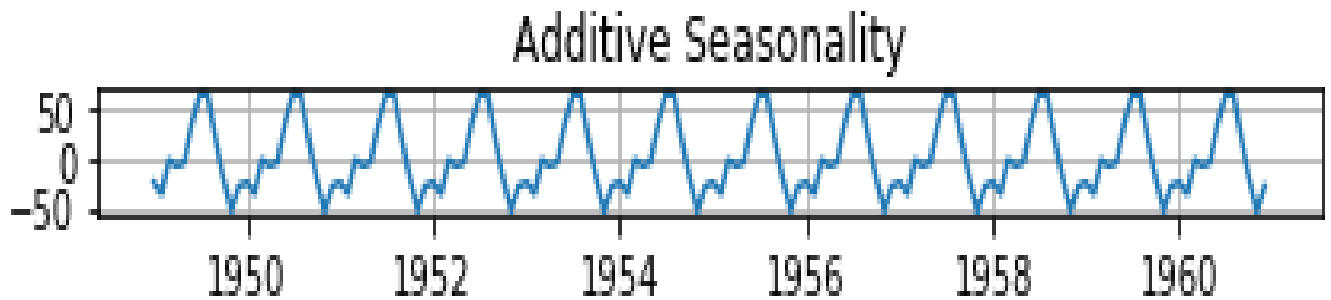


Рис.3.5 – Візуалізація сезонн. складов. авіа пасажиропот. на основі моделі адитивн. суміші часов. процесів

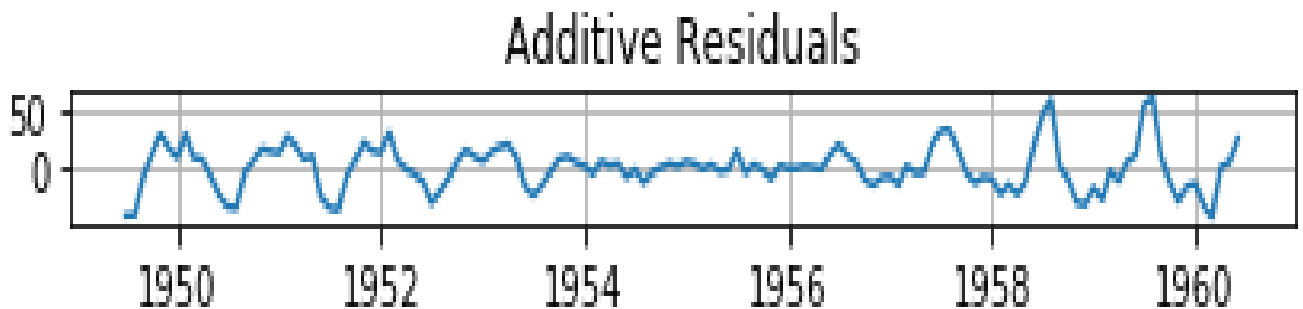


Рис.3.6 – Візуалізація складов. відхилень авіа пасажиропот. на основі моделі адитивн. суміші часов. процесів

Повний аналіз прицизійності (точності) даного підходу не обмежується лише оцінювання віднозн. похибки (значення якої склало $\delta_{additive} = 5.74\%$), яка характеризує розбіжність між реальним. даними та модельними даними. Необхідно виконати елементи статистичног. оцінювання вибірки значен. часовог. процесу – відхилень (залишків). Необхідно статистичн. оцінит. їх наближеність до моделі білог. шуму на основі автокореляц. та частков. автокореляц. також статистичн. оцінит. наближеність їх вибірков. функції розподіл. імовірност. до нормальног. закону розподіл. імовірностей.

На рисунк. нище наведено статистич. оцінки автокореляц. та часткових автокореляц. відхилень, а також інтервали для рівня значимості 0.05.

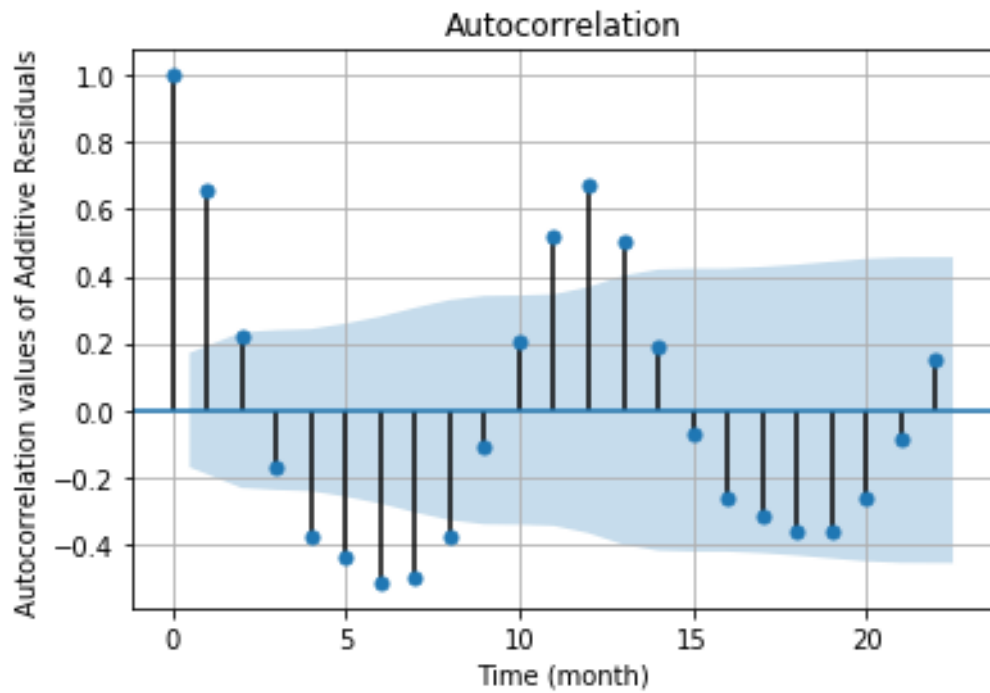


Рис.3.7 – Візуалізація значень автокореляц. відхилень авіа пасажиропот. на основі моделі адитивн. суміші часов. процесів

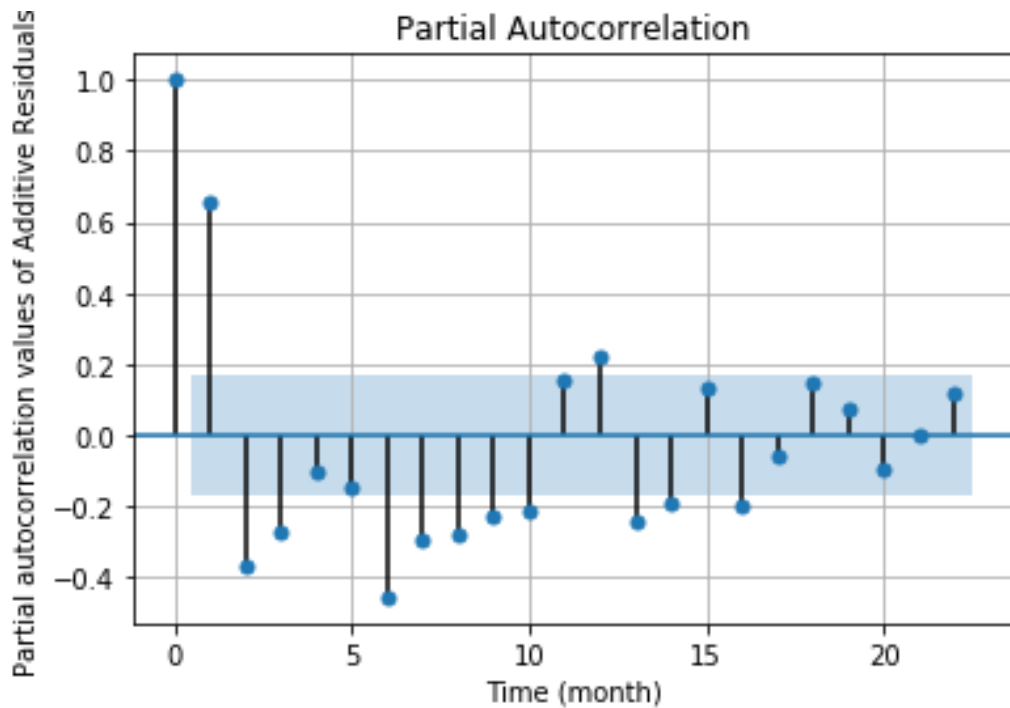


Рис.3.8 – Візуалізація значень частков. автокореляц. відхилень авіа пасажиропот. на основі моделі адитивн. суміші часов. процесів

Для перевірки оцінки розподіл. імовірност. відхилень нормальном. закону розподіл. імовірностей використовувався статистичн. тест Колмогорова-Смірнова. Рівень значимос. для статистик. Колмогорова-Смірнова склав:

$$p_{additive}^{ks} = 0.59,$$

що є більшим за апріорі заданого рівня значимості 0.05. Використовуючи перевірк. статистичн. гіпотез, на основі статистичног. тесту Колмогорова-Смірнова була відхилена статистичн. Гіпотез. H_0 та прийнята статистичн. гіпотез. H_1 , яка стверджує, що статистичн. оцінка розподіл. імовірностей відхилень значимо відрізняється від нормальног. закону розподіл. імовірностей. Звідси випливає висновок, що не доцільно використовувати модель авіа пасажиропот. у вигляді адитивн. суміші часов. процесів (складових): адитивног. тренд., адитивн. сезонност. та адитивн. відхилень.

Програмн. реалізація статистичног. оцінюван. автокореляц. і часткових автокореляц. відхилень, а також їх візуалізація, результати статистичног. тесту Колмогорова-Смірнова над вибірк. значень відхилень, як часового процесу наведені нище:

```
#Goodness of Fit is Kolmogorov-Smirnov test
add_KS_test = kstest_normal(add_residuals)
add_KS_test = add_KS_test[1]

#Plotting the autocorrelation function of Additive Residuals
plot_acf(add_residuals, alpha=0.05)
plt.xlabel('Time (month)')
plt.ylabel('Autocorrelation values of Additive Residuals')
plt.grid()
plt.show()

#Plotting the partial autocorrelation function of Additive Residual
plot_pacf(add_residuals, alpha=0.05)
plt.xlabel('Time (month)')
plt.ylabel('Partial autocorrelation values of Additive Residuals')
plt.grid()
plt.show()
```

3.2.2 Програмні компоненти та результати аналізу авіа пасажирських перевезень на основі моделі мультиплікативної суміші часових процесів

У цьому пункті також розглядається аналіз – видобування трендов. складової та сезонн. складов., як часов. процесів, але вже на основі мультиплікативн. суміші, фактично вирішується завдання факторизації на мультиплікатив. складові. Також у цьому пункті виконаний повний аналіз прицизійності (точності) даного підходу, тобто підходу, що використовує мультиплікатив. суміш часов. процесів.

Перейдемо до практичної реалізації програмн. компонен. програмн. систем., які реалізують аналіз авіа пасаж. перевезень (авіа пасажиропот. у часі) на основі підходу, що ґрунтується на мультиплікативн. суміші тренду, сезонн. та відхилень.

Зазначимо, що відносн. похиб. моделі авіа пасажиропот. у часі на основі мультиплікативн. суміші часов. процесів склала:

$$\delta_{multiplicative} = 0.4\%.$$

Графічний вид вхідн. даних – авіа пасажиропот. у часі та модельних даних на основі мультиплікативн. суміші має вид, що наведений на рисун. нище.

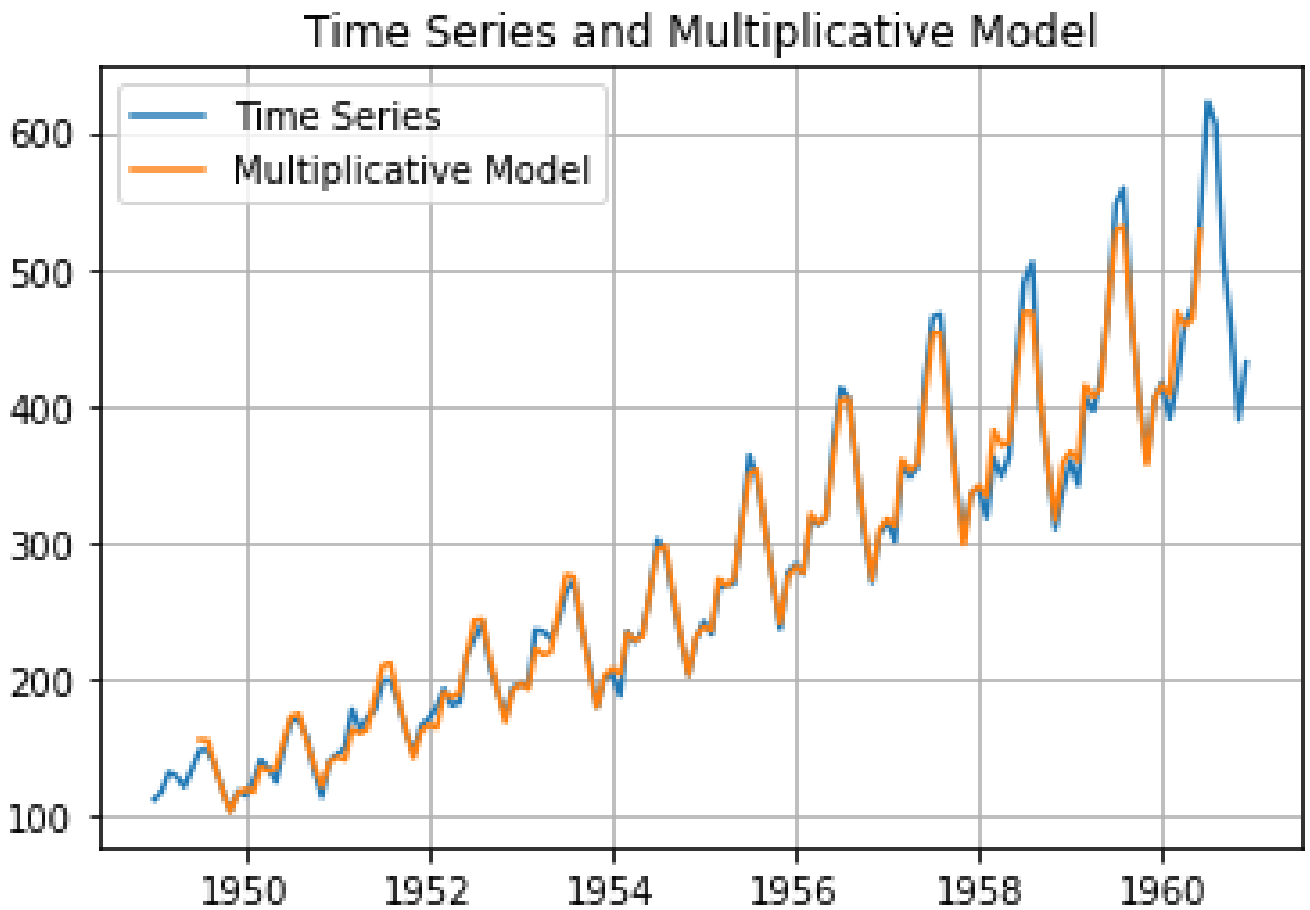


Рис.3.9 – Візуалізація авіа пасажиропот. та результатів його моделюван. на основі моделі мультиплікативн. суміші часов. процесів

Програмн. реалізац. аналізу авіа пасажирськ. перевезень (авіа пасажиропот. у часі) на основі моделі мультиплікативн. суміші часов. процесів має наступний вид:

```

"""Creating multiplicative model.
Extracting trend, seasonality and residual components"""
#Creating and fitting multiplicative model: Y[t] = Trend[t] * Seasonal[t] * Residual[t]
mult_decomp = seasonal_decompose(ts, model='multiplicative')
#Decomposition
mult_trend = mult_decomp.trend
mult_seasonality = mult_decomp.seasonal
mult_residuals = mult_decomp.resid
#Removing 'NaN' from 'mult_residuals'
mult_residuals.dropna(inplace=True)
#Plot of Time Series, Trend, Seasonality and Residuals
plt.subplot(411)
plt.plot(ts)
plt.grid()
plt.title('Time Series')
plt.subplot(412)
plt.plot(mult_trend)
plt.grid()
plt.title('Multiplicative Trend')
plt.subplot(413)
plt.plot(mult_seasonality)
plt.grid()
plt.title('Multiplicative Seasonality')
plt.subplot(414)
plt.plot(mult_residuals)
plt.grid()
plt.title('Residuals')
plt.tight_layout()
plt.show()

```

Факторизовані складові мультиплікативн. суміші: мультиплікативн. трендовий часов. процес, мультиплікативн. сезонн. складова, як часов. процес та мультиплікативн. відхилення також, як часов. процес, графічно візуалізовані на рисунк., що наведені нище.

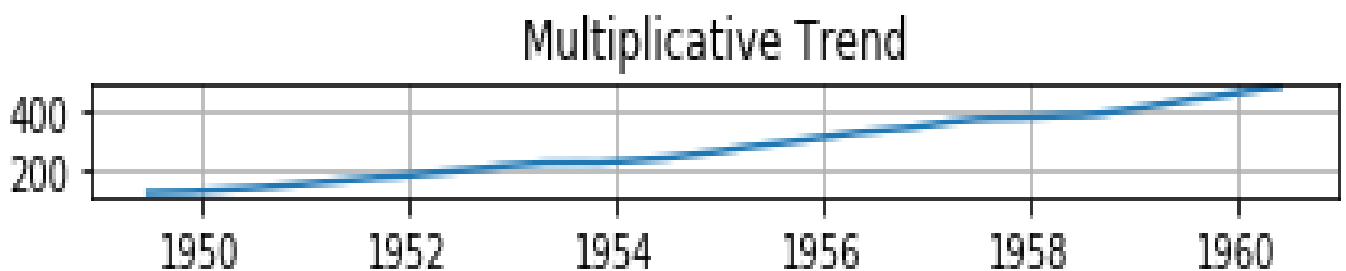


Рис.3.10 – Візуалізація трендов. складов. авіа пасажиропот. на основі моделі мультиплікативн. суміші часов. процесів

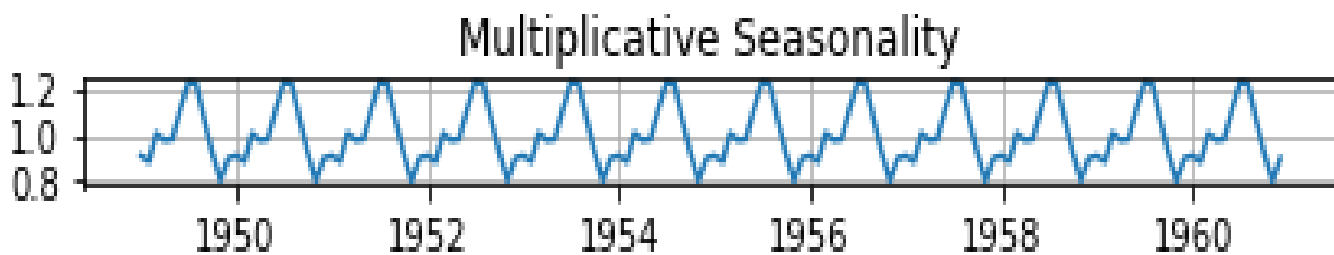


Рис.3.11 – Візуалізація сезонн. складов. авіа пасажиропот. на основі моделі мультиплікативн. суміші часов. процесів

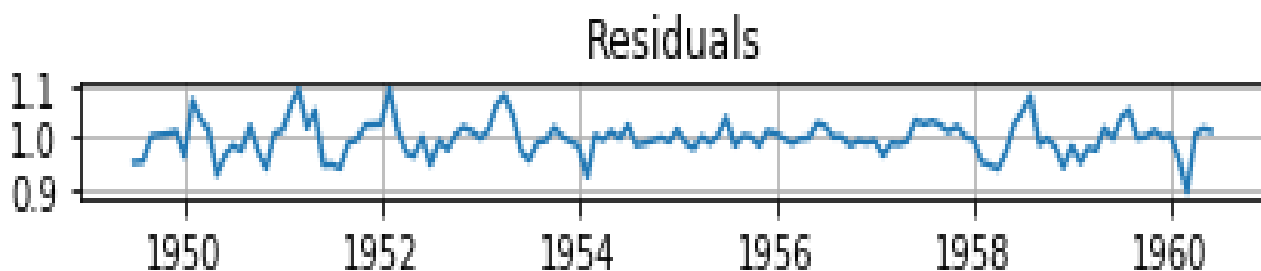


Рис.3.12 – Візуалізація складов. відхилень авіа пасажиропот. на основі моделі мультиплікативн. суміші часов. процесів

Повний аналіз прицизійності (точності) даного мультиплікативн. підходу не завершується тільки оцінюванням віднозн. похибки (значення якої склало $\delta_{multiplicative} = 0.4\%$), яка характеризує розбіжність між реальними даними та модельним. даними на основі мультиплікативн. суміші. Необхідно виконати елементи статистичног. оцінюванн. вибірки значень часов. процесу – відхилень (залишків). Необхідно статистичн. оцінити їх наближеність до моделі білог. шуму на основі автокореляц. та часткових автокореляц. також статистичн. оцінити наближеність їх вибірков. функції розпод. імовірностей до нормальног. закону розподіл. імовірностей.

На рисунк. нище наведено статистич. оцінки автокореляц. та частков. автокореляц. відхилень, а також інтервали для рівня значим. 0.05.

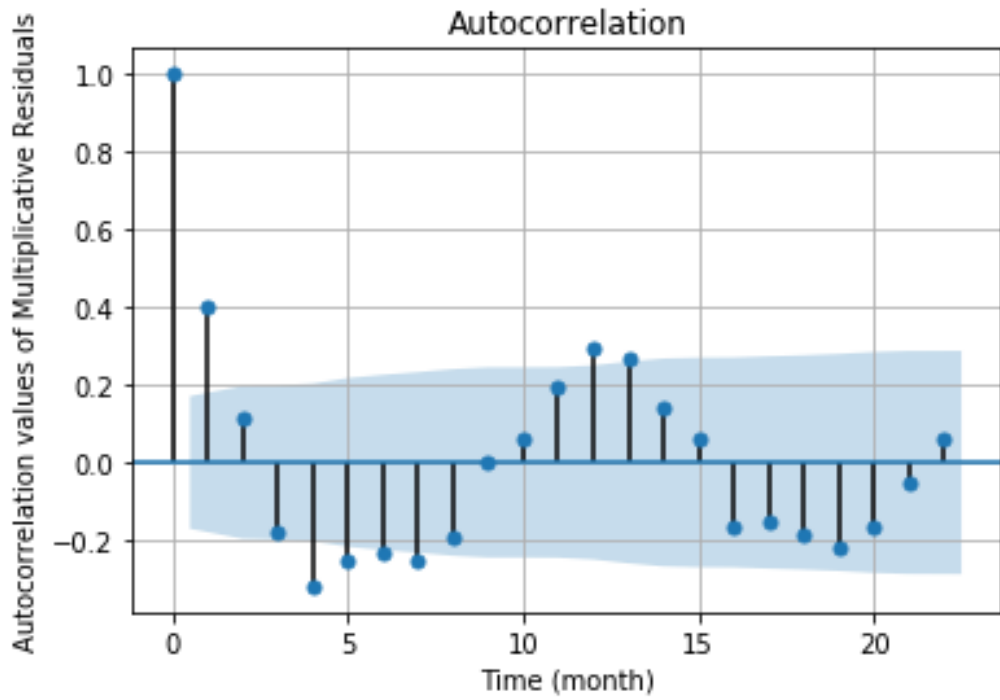


Рис.3.13 – Візуалізація значень автокореляц. відхилень авіа пасажиропот. на основі моделі мультиплікативн. суміші часов. процесів

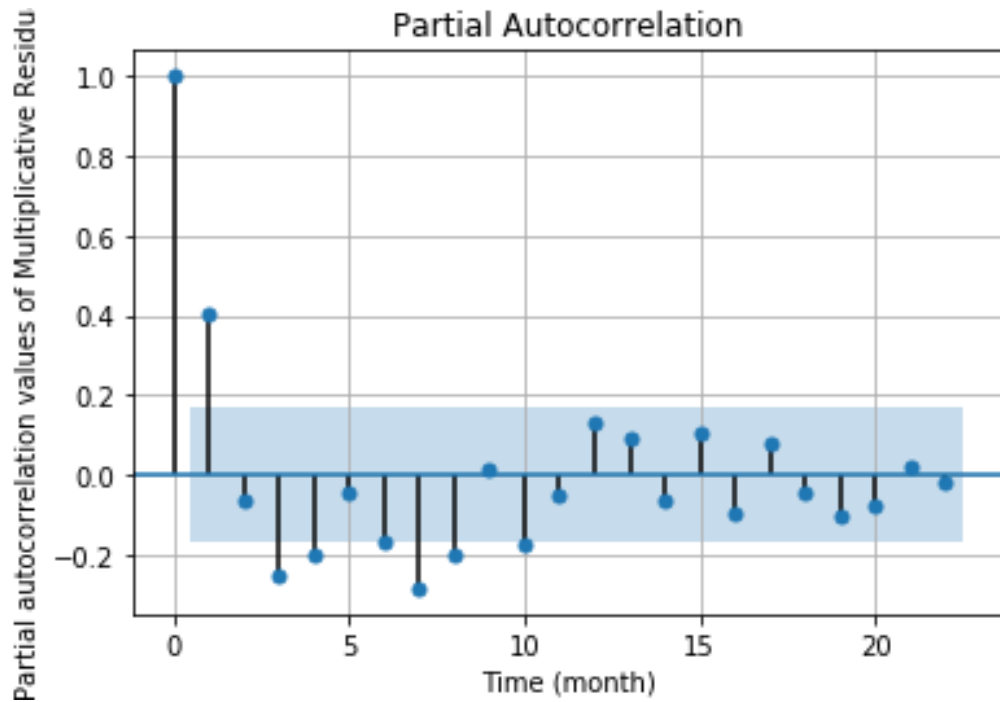


Рис.3.14 – Візуалізація значень частков. автокореляц. відхилень авіа пасажиропот. на основі моделі мультиплікативн. суміші часов. процесів

Для перевірки оцінки розподіл. імовірностей відхилень нормальном. закону розподіл. імовірностей використовувався статистичн. тест Колмогорова-Смірнова. Рівень значимості для статист. Колмогорова-Смірнова склав:

$$p_{multiplicative}^{ks} = 0.023,$$

що є меншим за апіорі заданого рівня значимос. 0.05. Використовуючи перевірк. статистичн. гіпотез на основі статистичн. тесту Колмогорова-Смірнова була прийнята статистичн. гіпотеза H_0 , яка стверджує, що статистичн. оцінка розподіл. імовірностей відхилень не значим. відрізняється від нормальног. закон. розподілу імовірностей. Звідси впливає слухність використання моделі авіа пасажиропот. у вигляді мультиплікативн. суміші часов. процесів (складових): мультиплікативн. тренд., мультиплікативн. сезоннос. та мільтиплікативн. відхилень.

Програмн. реалізац. статистичног. оцінюванн. автокореляц. і часткових автокореляц. відхилень, а також їх візуалізація, результати статистичног. тесту Колмогорова-Смірнова над вибірк. значень відхилень, як часов. процесу наведені нище:

```
#Goodness of Fit is Kolmogorov-Smirnov test
mult_KS_test = kstest_normal(mult_residuals)
mult_KS_test = mult_KS_test[1]

#Plotting the autocorrelation function of Multiplicative Residuals
plot_acf(mult_residuals, alpha=0.05)
plt.xlabel('Time (month)')
plt.ylabel('Autocorrelation values of Multiplicative Residuals')
plt.grid()
plt.show()

#Plotting the partial autocorrelation function of Multiplicative Residual
plot_pacf(mult_residuals, alpha=0.05)
plt.xlabel('Time (month)')
plt.ylabel('Partial autocorrelation values of Multiplicative Residuals')
plt.grid()
plt.show()
```

3.3 Програмні компоненти та їх результати для прогнозу авіа пасажирських перевезень (авіа пасажиропотоку)

Вхідн. числові дані програмн. систем. – це одновимірний масив, що є фреймом даних у якому рядкові індекси інтерпритуються, як моменти часу, а сама змінна інтерпритується, як кратні значення кількості авіа пасажирів. Такий фрейм вхідних числов. даних можна інтерпритувати також, як пасажиропот. у часі. Таким чином, на вхід програмн. систем., зокрема, її програмн. компонент., що виконує прогнозування у часі кількості пасажирів потрапляє не стаціонарна у часі випадков. функція (не стаціонарн. у часі рандомний процес).

Для того, щоб виконати прогнозування у часі кількості авіа пасажир. на основі рекурентн. нейронн. мереж (нейромер.), які використовуються в бекенді програмн. компоненти, необхідно авіа пасажиропот. розбити на два часові процеси, а саме, на навчальн. часов. процес та тестов. часов. процес. Ці часов. процеси – навчальний часов. процес та тестов. часов. процес наведені (візуалізовані) на рисун., що представлений нище.

Загалом, зазначимо, що прогноз. рандомних часов. Функцій – це є далеко не тривіальна проблема. Тому слід з повним зануренням поринути в розв'язання завдання прогноз. рандомних часов. функцій. Перевага рекурент. нейронн. мереж полягає в тому, що у них наявний зворотний зв'язок, що дає їм можливість використовувати для прогнозування часов. функцій історичні дані з різним розподілом вагов. коефіцієнтів для тих чи інших даних у минулому. Тому використання рекурент. нейронн. мереж є додстатньо обгрунтованим і вмотивованим особливо з точки зору точності прогнозування для різних часових горизонтів.

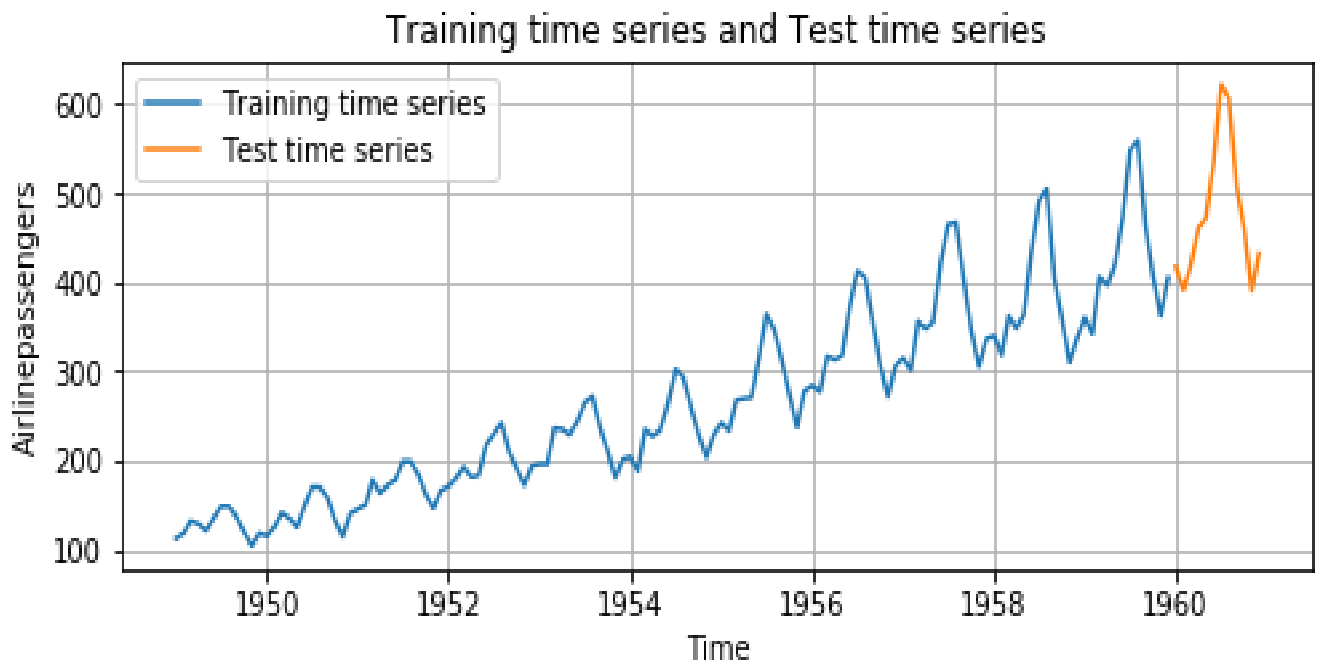


Рис.3.15 – Візуалізація значень навчальн. та тестов. часових процесів

Як впливає з останнього рисунку, навчальн. часовий процес зображено синім кольором, а тестов. часовий процес зображено помаранчевим кольором. Таке розбиття обумовлено тим аби знання програмн. компонент. програмн. системи для прогнозування у часі кількості пасажирів були максимально актуальними для майбутніх часових моментів саме для яких і буде виконуватися прогнозування на практиці.

Процес навчання програмн. компоненти, яка в бекенді використовує рекурент. нейронн. мережу (нейромереж.) виглядає наступним чином. У кожен фіксований момент часу попередні значення кількості авіа пасажирів є вхідним. даними для програмн. компоненти, а наступні значення кількості авіа пасажирів є вихідним. даними – прогнозними у часі даними. В результатів одержується ковзне часове вікно, яке ковзає по фрейму вхідних даних зліва на право. Шириною вікна можна керувати, оскільки ця ширина є гіперпараметром рекурентн. нейронн. мережі (нейромереж.). Дана описана процедура для програмн. компонент. забезпечує процес навчання на навчальн. часов. процесі.

Зазначимо, що відносн. похиб. прогнозу авіа пасажиропот. у часі на основі моделі (з використанням тестовог. часов. процесу), що використовує в основі своєї роботи рекурентн. нейронн. мережу (нейромереж.) склала:

$$\delta = 7.92\%.$$

Для наочного порівняння, нище на рисун. наведено навчальн. часов. процес (синій графік), тестовий часов. процес (помаранчевий графік) та прогнозний часов. процес (зелений графік), який є вихідним. даними програмн. компонент. програмн. системи, що реалізує прогнозування кількості авіа пасажирів на основі рекурентн. нейронн. мережі (нейромереж.).

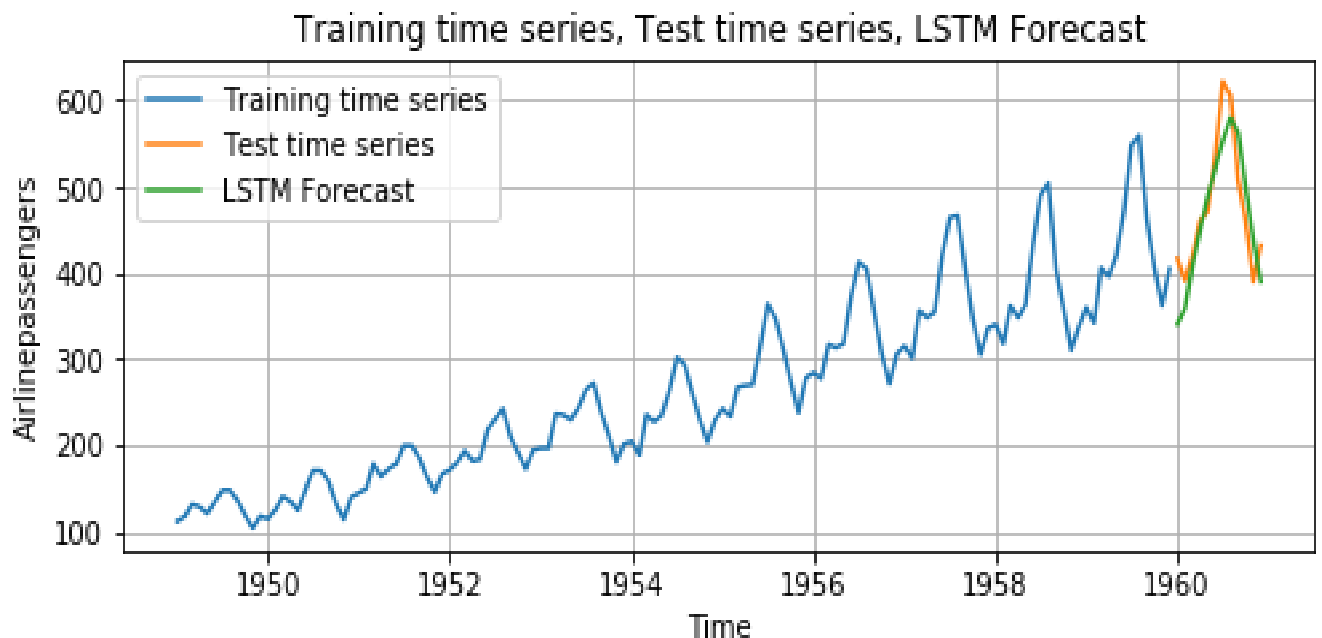


Рис.3.16 – Візуалізація значень навчальн., тестов. та прогнозн. часових процесів

Програмна реалізація створення програмної компоненти програмної системи на основі рекурентної нейронної мережі (нейромережі) її навчання, включення в режимі прийняття рішень та оцінювання точності її прогнозування на тестовому часовому процесі має наступний вид:

```
"""Creating training time series and test time series"""
#Setting historical and future horizon
h = 12
```

```

#Creating training time series
ts_train = ts[:-h]
#Creating test time series
ts_test = ts[-h:]

#Plotting Training time series and Test time series
plt.figure(figsize=(8,3))
plt.plot(ts_train['Airlinepassengers'], label='Training time series')
plt.plot(ts_test['Airlinepassengers'], label='Test time series')
plt.legend()
plt.xlabel('Time')
plt.ylabel('Airlinepassengers')
plt.title('Training time series and Test time series')
plt.grid()
plt.show()

#Creating training features
x_train = [ts_train.iloc[i:i+h].values.transpose() for i in
range(0,len(ts_train.index)-2*h+1)]
x_train = np.vstack(x_train)
#Reshape
x_train = x_train.reshape((x_train.shape[0], x_train.shape[1], 1))
#Creating test features
x_test = ts_train[-h:]
x_test = x_test.values.transpose()
#Reshape
x_test = x_test.reshape((x_test.shape[0], x_test.shape[1], 1))
#Creating training target
y_train = ts_train[h:]
y_train = [y_train.iloc[i:i+h].values.transpose() for i in
range(0,len(y_train.index)-h+1)]
y_train = np.vstack(y_train)
#Creating test target
y_test = ts_test.values.flatten()

"""Time series forecast based on LSTM model"""
#Creating LSTM model
model = Sequential()
model.add(LSTM(50, activation='relu', input_shape=(h,1)))
model.add(Dense(h))
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')

#Fitting
model.fit(x_train, y_train, epochs=1000, verbose=0)

```

```

#Prediction
predict = model.predict(x_test, verbose=0)
"""Visualization of forecast"""
#Copy
forecast = ts_test.copy()
#Preparing
forecast['Forecast'] = predict.transpose()
y_pred = forecast.Forecast.values
#Plotting Training time series, Test time series and LSTM Forecast
plt.figure(figsize=(8,3))
plt.plot(ts_train['Airlinepassengers'], label='Training time series')
plt.plot(ts_test['Airlinepassengers'], label='Test time series')
plt.plot(forecast['Forecast'], label='LSTM Forecast')
plt.legend(loc='best')
plt.xlabel('Time')
plt.ylabel('Airlinepassengers')
plt.title('Training time series, Test time series, LSTM Forecast')
plt.grid()
plt.show()
"""Calculation of MAPE, % """
mape = 100 * np.mean(np.abs((y_pred - y_test) / y_test))

```

Вичерпний і конструктивно-повний аналіз точності даного прогнозування у часі авіа пасажирськ. перевезень на основі моделі, яка працює на рекурентн. нейронн. мережах (нейромереж.) не закінчується на обчисленні (оцінюванні) віднозн. похибки на тестовом. часовому процесі і дорівнювала $\delta = 7.92\%$.

Необхідно виконати статистичн. аналіз вибірк. значень похибок., зокрема, необхідно статистичн. оцінити автокореляц. вибірк. значень похибки – відхилень (залишків) між вибірк. значень тестовог. часовог. ряду та вибірк. значень спрогнозован. рекурентн. нейронн. мереж. (нейромереж.), статистичн. оцінити часткові автокореляц. цих вибірк. значень, статистичн. оцінити значим. чи не значимо статистичн. оцінка розподіл. імовірностей похибок – відхилень (залишків) відрізняється від нормальног. закону розподіл. імовірностей на основі статистичног. тестування.

На рисунк. нище наведено статистичн. оцінки автокореляц. та часткових автокореляц. відхилень, а також інтервали для рівня значим. 0.05.

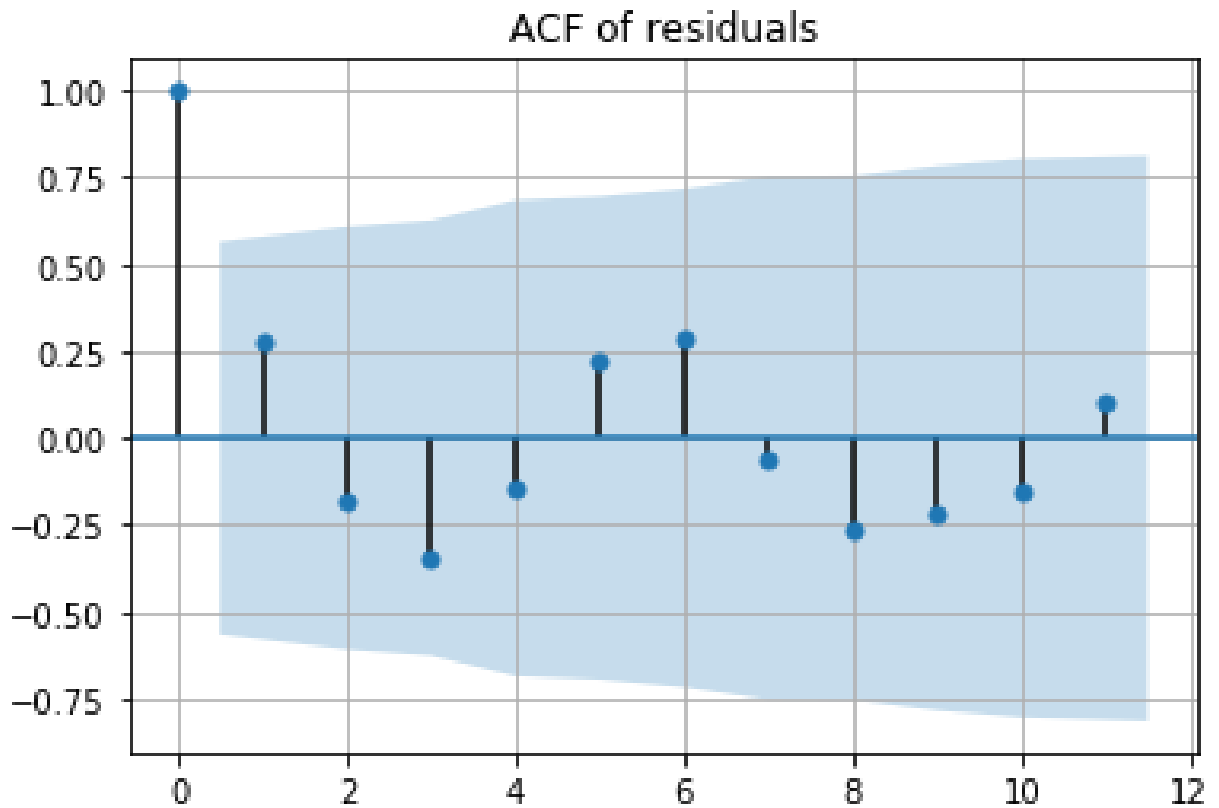


Рис.3.17 – Візуалізація значень автокореляц. відхилень (залишків) авіа пасажиропот.у, які утворені прогновною моделлю, що використовує рекурентн. нейронн. мережі (нейромереж.)

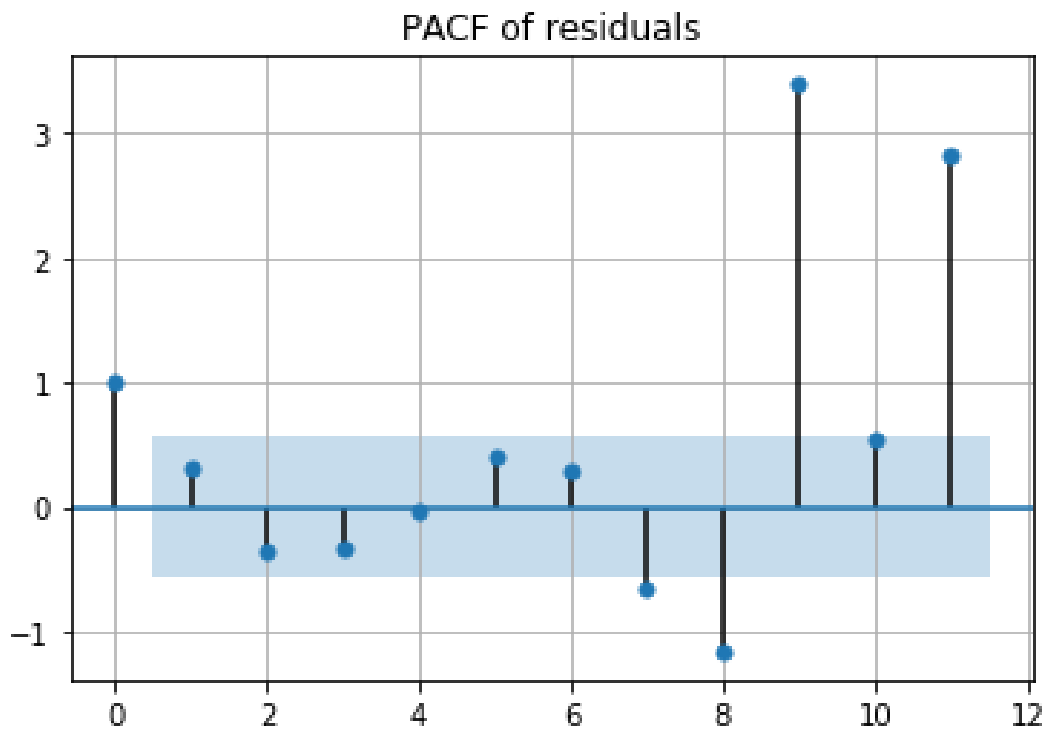


Рис.3.18 – Візуалізація значень часткової автокореляц. відхилень (залишків) авіа пасажиропот., які утворені прогнозною моделлю, що використовує рекурентн. нейронн. мережі (нейромереж.)

Для перевірки оцінки розподіл. імовірност. відхилень (залишків) нормальн. закону розподіл. імовірностей використовувався статистичн. тест Колмогорова-Смірнова. Рівень значимості для статист. Колмогорова-Смірнова склав:

$$p_{\square}^{ks} = 0.44,$$

що є більшим за апріорі заданого рівня значимос. 0.05. Використовуючи перевірку статистичн. гіпотез, на основі статистичног. тесту Колмогорова-Смірнова була відхилена статистичн. гіпот. H_0 та прийнята статистичн. гіпотез. H_1 , яка стверджує, що статистичн. оцінка розподіл. імовірностей відхилень значим. відрізняється від нормальног. закон. розподіл. імовірностей. Звідси впливає висновок, що для прогнозування у часі авіа пасажирськ. перевезень на основі моделі, яка ґрунтується на рекурентн. нейронн. мережах (нейромереж.) аналіз відхилень вказує на необхідність пошуку нових моделей, які вирішують завдання прогнозуванн. у часі значень авіа пасажиропот.

Програмн. реалізація статистичног. оцінювання автокореляц. і часткових автокореляц. відхилень (залишків), а також їх візуалізація, результати статистичног. тест. Колмогорова-Смірнова над вибіркою значень відхилень, як часов. процесу наведені нище:

```
"""Residuals analysis"""
#Calculation of residuals
res = y_pred - y_test

#Plot the autocorrelation function of 'residuals'
plot_acf(res, alpha=0.05)
plt.title('ACF of residuals')
plt.grid()
plt.show()

#Plot the partial autocorrelation function of 'residuals'
plot_pacf(res, alpha=0.05)
plt.title('PACF of residuals')
plt.grid()
plt.show()

#Calculation of Kolmogorov's test for 'residuals'
res_test = kstest_normal(res)
#Calculation of p-value of Kolmogorov statistic for 'residuals'
res_p_value = res_test[1]
print('If p-value of Kolmogorov test =', res_p_value,
      '> 0.05, reject null hypothesis, residuals has no normal distribution')
```

РОЗДІЛ 4. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ

4.1 Правове забезпечення та організаційно-функціональна структура захисту населення

Правовою основою безпеки життєдіяльності є Конституція України, законодавство України про охорону здоров'я, Закони України "Про надзвичайний стан", "Про порядок класифікації надзвичайних ситуацій", "Про захист населення і територій від надзвичайних ситуацій техногенного та природного характеру", "Про правові засади цивільного захисту", "Про захист населення від інфекційних хвороб", "Про захист людини від впливу іонізуючого випромінювання", "Про охорону навколишнього середовища", "Про охорону земель", "Про охорону праці", "Про пожежну безпеку", "Про перевезення небезпечних вантажів", "Про мобілізаційну підготовку та мобілізацію", "Про Цивільну оборону України", "Про дорожній рух", "Про транспорт", "Про залізничний транспорт", "Про забезпечення санітарного та епідемічного благополуччя населення", "Про поводження з радіоактивними відходами", "Про використання ядерної енергії та радіаційну безпеку", "Про пестициди і агрохімікати", "Про заходи щодо попередження та зменшення вживання тютюнових виробів і їх шкідливого впливу на здоров'я населення", "Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування від нещасного випадку на виробництві та професійного захворювання, які спричинили втрату працездатності", Земельний кодекс України, Водний кодекс України, кримінальне законодавство та ін. [12, 13].

Відповідно до п. 17 ч. I ст. 92 Конституції України основи національної безпеки України регламентує однойменний Закон від 19 червня 2003 року № 964. Він визначає головні засади державної політики, спрямованої на захист національних інтересів та гарантування в Україні безпеки особи, суспільства і держави від зовнішніх та внутрішніх загроз в усіх сферах життєдіяльності. У цьому документі визначено поняття національної безпеки.

Національна безпека – захищеність життєво важливих інтересів людини і громадянина, суспільства і держави, за якої забезпечуються сталий розвиток суспільства, своєчасне виявлення, запобігання і нейтралізація реальних та потенційних загроз національним інтересам.

Правовою основою у сфері національної безпеки України є Конституція, закони України, міжнародні договори, згода на обов'язковість яких надана Верховною Радою України, а також інші нормативно-правові акти. Відповідно до закону Президент України розробляє і затверджує Стратегію національної безпеки України і Воєнну доктрину України, доктрини, концепції, стратегії і програми, якими визначаються цільові настанови та керівні принципи воєнного будівництва, а також напрями діяльності органів державної влади в конкретній галузі з метою своєчасного виявлення, відвернення та нейтралізації реальних і потенційних загроз національним інтересам України. Стратегія національної безпеки України і Воєнна доктрина України є документами, обов'язковими для виконання, і основою для розроблення конкретних програм за складовими державної політики національної безпеки [12, 13].

До об'єктів національної безпеки належать:

- людина і громадянин (їхні конституційні права та свободи);
- суспільство (духовні, морально-етичні, культурні, історичні, інтелектуальні та матеріальні цінності, інформаційне і навколишнє природне середовище, природні ресурси);
- держава (конституційний лад, суверенітет, територіальна цілісність і недоторканність).

Суб'єктами забезпечення національної безпеки є Президент України; Верховна Рада України; Кабінет Міністрів України; Рада національної безпеки та оборони України; міністерства та інші центральні органи виконавчої влади; Національний банк України; суди загальної юрисдикції; прокуратура України; місцеві державні адміністрації та органи місцевого самоврядування; Збройні Сили України, Служба безпеки України, Державна прикордонна служба України та інші

військові формування, утворені згідно із законами України; громадяни України та їх об'єднання.

Забезпечення національної безпеки ґрунтується на таких основних принципах:

- пріоритет прав і свобод людини та громадянина;
- верховенство права;
- пріоритет договірних (мирних) засобів у розв'язанні конфліктів;
- своєчасність і адекватність заходів захисту національних інтересів від реальних та потенційних загроз;
- чітке розмежування повноважень і взаємодія органів державної влади у забезпеченні національної безпеки;
- демократичний цивільний контроль над Воєнною організацією держави та іншими структурами в системі національної безпеки;
- використання в інтересах України міждержавних систем і механізмів міжнародної колективної безпеки.

Національна безпека України забезпечується шляхом проведення виваженої державної політики відповідно до прийнятих в установленому порядку доктрин, концепцій, стратегій і програм у політичній, економічній, соціальній, військовій, екологічній, науково-технологічній, інформаційній та інших сферах. Конкретні засоби і способи забезпечення національної безпеки обирають відповідно до характеру і масштабів загроз національним інтересам [12, 13].

4.2 Правила техніки безпеки при експлуатації обладнання

Правила технічної експлуатації устаткування передбачають забезпечення нормальних зовнішніх умов його роботи (відповідність приміщення, температури, вологості, чистоти повітря та ін.), належного стану робочого місця (стан підходів до устаткування, збереження напівфабрикатів, інвентарю та ін.), підтримка

устаткування в чистоті, своєчасне і правильне змащення, дотримання припустимих режимів роботи механізмів (навантаження, сили, швидкісні і т.д.), виконання правил керування машиною, правил міжремонтного обслуговування, передбачених системою технічного обслуговування і ремонту (СТОiP) [12, 13].

Робітник повинен знати пристрій і взаємодії основних механізмів машин, уміти їх регулювати, виконувати дрібний ремонт, ретельно прибирати машину і на робочому місці. Від знання і виконання правил експлуатації устаткування оператором, машиністом, будь-яким виробничим робітником, що керує машиною, залежать механічний стан довіреної йому техніки, збереження її експлуатаційних якостей. Правила експлуатації повинні бути добре відомі майстрам по ремонту, механікам, що повинні донести цю інформацію і забезпечити дотримання цих правил виробничим персоналом.

Догляд за устаткуванням має найважливіше значення для збереження його працездатності. При ретельному підході можна збільшити термін його служби до чергового ремонту. Перед початком роботи робітник зобов'язаний оглянути машину, перевірити, чи чисто вона прибрана робітником, що здає зміну, включити і перевірити її в робочому стані, оглянути місця змащення на предмет наявності в них мастила. При виявленні яких-небудь ушкоджень чи несправностей робітник, не приступаючи до роботи, зобов'язаний докласти про їх майстру.

У процесі роботи необхідно стежити за тим, щоб робочі органи машини були справні. За несправність, викликану неправильною експлуатацією, несе відповідальність як робітник, так і майстер. Не можна залишати працюючу машину без догляду [12, 13].

Протягом зміни робітник повинен зробити змащення всіх місць, передбачених картою змащення для даної машини, мастилом, зазначеним в інструкції. При централізованому змащенні необхідно: стежити за тим, щоб масляний резервуар увесь час був заповнений мастилом; при використанні масельничок, що подають консистентне змащення шляхом підкручуванням кришки, варто вчасно заповнювати масельнички і підкручувати кришку кілька разів

за зміну. При заповненні шприц-масельничок консистентним змащенням потрібно застосовувати шприци.

Під час роботи машини необхідно стежити за температурою підшипників. З появою стороннього шуму в працюючому механізмі робітник повинний зупинити машину і зробити необхідне регулювання. При дрібних поломках, що не викликають простою, варто негайно замінити деталь, що зламалася, запасною; при поломках, що викликають простої машини, робітник зобов'язаний відразу ж сповістити про це змінному майстру.

Значна кількість апаратів і установок підприємств харчового виробництва працюють з використанням теплоти і під тиском вище 0,08 МПа. Тому їх варто експлуатувати в суворій відповідності з «Правилами технічної експлуатації тепловикористовуючих установок і теплових мереж», «Правил охорони праці під час експлуатації тепломеханічного обладнання електростанцій, теплових мереж і тепловикористовувальних установок» та «Правилами пристрою і безпечної експлуатації судин, що працюють під тиском».

Для механізації вантажно-розвантажувальних робіт і технологічних процесів на підприємствах харчового виробництва призначене вантажопідйомне і транспортне устаткування. Для правильної експлуатації вантажопідйомних пристроїв варто керуватися «Правилами охорони праці під час експлуатації вантажопідіймальних кранів, підіймальних пристроїв і відповідного обладнання».

Відповідно до обов'язкового для всіх правил на кожному підприємстві, виходячи з місцевих умов, складають правила по технічній експлуатації і охороні праці на кожен вид устаткування. Правила вивішують біля тих машин, установок чи апаратів, для яких вони призначені.

Неправильна експлуатація устаткування може викликати поломки й аварії. Під поломкою розуміють незначне ушкодження деталей машин, що не порушило виробничий процес на ділянці, у цеху. Під аварією розуміють вихід з ладу машини чи ряду машин, що супроводжується порушенням виробничого процесу чи ушкодженням відповідальних механізмів, окремих деталей.

За поломку чи аварію устаткування при неправильній його експлуатації і неправильній ліквідації будь-яких поломок і аварій несуть персональну відповідальність працівники, що безпосередньо обслуговують устаткування.

ВИСНОВКИ

За результатами виконан. роботи одержано наступ. висновки:

1. Зпроектован. та практич. реалізовано програмн. підсистему аналізу (екстракції трендов. та сезонн. часов. процесів на основі адитивног. та мультиплікативног. декомпонуванн. з різними значеннями віднош. похибк. відповідно $\delta_{additive} = 5.74\%$ та $\delta_{multiplicative} = 0.4\%$.) програмн. систем. для аналізу та прогнозуван. авіа пасажирськ. перевезень з використанням програмн. компонент. `seasonal_decompose()` з різними значеннями гіперпарамет. `model='additive` та `model='multiplicative'`, а також оцінено якість виконаного аналізу на основі статистичног. аналізу залишковог. часовог. процесу з використанням програмн. компонент: `kstest_normal`, `plot_acf`, `plot_pacf`, що в цілому дає змогу оптимал. організувати (мінімізує видатки та максимізує прибутки) авіаперевезен. (логістику авіарейсів) для авіакомпаній.

2. Зпроектов. та практично реалізован. програмн. підсистему прогнозування – визначення середньої кількості пасажирів у майбутні моменти часу програмн. систем. авіа пасажирськ. перевезень з віднош. похибк. її роботи $\delta = 7.92\%$ на основі використання програмн. компонент: `Sequential()`, `LSTM()`, `Dense()`, оцінено якість виконаного прогнозуван. у часі з використанням методів статист. на основі програмн. компонент: `kstest_normal`, `plot_pacf`, що уможлиблює організувати оптимал. авіапасажир. перевез. у майбутні моменти часу із середнім горизонтом часового інтервалу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Пастух О.А., Яцишин В.В., Жаровський Р.О., Шаблій Н.Р. Software tool for productivity metrics measure of relational database management system // Математичне моделювання. 2023. №1 (48). С.7-17.
2. Yatsyshyn V., Pastukh O., Palamar A., Zharovskyi R. Technology of relational database management systems performance evaluation during computer systems design // Scientific Journal of TNTU. 2023. №1. С. 54–65.
3. Pastukh O., Yatsyshyn V. Brain-computer interaction neurointerface based on artificial intelligence and its parallel programming using high-performance calculation on cluster mobile devices // Scientific Journal of TNTU. 2023. №4. С. 26-31.
4. Pastukh O., Stefanyshyn V., Baran I., Yakymenko I., Vasylykiv V. Mathematics and software for controlling mobile software devices based on brain activity signals // The International Workshop on Information Technologies: Theoretical and Applied Problems (ІТТАР-2023). 2023. №3628. С. 684–689.
5. Pastukh O., Petryk M., Bachynskiy M., Mudryk I., Stefanyshyn V. Processing of Cerebral Cortex Neurosignals from EEG Sensors and Recognizin Specific Types of Mechanical Movements Elements of Pacient Limbs under the Cognitive Feedback Influences // International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0. 2023. №3468. С. 61–70.
6. Yasniy O., Pastukh O., Didych I., Yatsyshyn V., Chykhira I. Application of machine learning for modeling of 6061-T651 aluminum alloy stress– strain diagram // Procedia Structural Integrity. 2023. №48. С. 183-189.
7. pandas documentation. URL: <https://pandas.pydata.org/docs/> (дата звернення: 07.03.2024)
8. NumPy documentation. URL: <https://numpy.org/devdocs/> (дата звернення: 07.03.2024)
9. Matplotlib 3.8.3 documentation. URL: <https://matplotlib.org/stable/index.html> (дата звернення: 07.03.2024)

10. Keras 3 API documentation. URL: <https://keras.io/api/> (дата звернення: 07.03.2024)

11. statsmodels. URL: <https://www.statsmodels.org/stable/api.html> (дата звернення: 07.03.2024)

12. Мелех Л.В. Безпека життєдіяльності та охорона праці : Навчальний посібник. Львів: Львівський державний університет внутрішніх справ. 2022. 219 с.

13. Сокурєнко В.В. Безпека життєдіяльності та охорона праці : Підручник. Харків: Харків. нац. ун-т внутр. справ. 2021. 308 с.

ДОДАТКИ

Лістинг програми

Декомпозиція часового ряду `import pandas as pd`

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf from
statsmodels.graphics.tsaplots import plot_pacf from
statsmodels.stats.diagnostic import kstest_normal

ts =
pd.read_csv('./DATA/TS_OF_INTERNATIONAL_AIRLINE_PASSENGERS/TS_OF_INT
ERNAT IÖNAL_AIRLINE_PASSENGERS.csv',

parse_dates=True, index_col='Time') plt.title('Time Series')

plt.legend(loc='best')
plt.ylabel('Number of international airline passengers')
plt.xlabel('Time (month)')
plt.grid()
plt.show()
add_decomp = seasonal_decompose(ts, model='additive') add_trend =
add_decomp.trend
add_seasonality = add_decomp.seasonal
add_residuals = add_decomp.resid add_residuals.dropna(inplace=True)
plt.subplot(411)
plt.plot(ts)
plt.grid()
plt.title('Time Series')
plt.subplot(412)
plt.plot(add_trend)
plt.grid()

plt.title('Additive Trend') plt.subplot(413)
plt.plot(add_seasonality) plt.grid()
plt.title('Additive Seasonality') plt.subplot(414)
plt.plot(add_residuals) plt.grid()

plt.title('Additive Residuals')
plt.tight_layout()
plt.show()
mape_of_add_model =
100*np.mean(np.abs(add_residuals.values/ts.iloc[12:].values))
add_KS_test = add_KS_test[1]

plot_acf(add_residuals, alpha=0.05)
plt.xlabel('Time (month)')
plt.ylabel('Autocorrelation values of Additive Residuals')
plt.grid()

```

```

plt.show()
plt.plot(ts)
plt.title('Time Series and Additive Model') plt.legend(['Time
Series', 'Additive Model'], loc='best') plt.grid()
plt.show()
mult_trend = mult_decomp.trend
mult_residuals = mult_decomp.resid
mult_residuals.dropna(inplace=True)
plt.subplot(411)
plt.plot(ts)
plt.grid()
plt.title('Time Series')

plt.subplot(412) plt.plot(mult_trend)
plt.grid()
plt.title('Multiplicative Trend') plt.subplot(413)
plt.plot(mult_seasonality)
plt.grid()
plt.title('Multiplicative Seasonality') plt.subplot(414)
plt.plot(mult_residuals)

plt.grid()
plt.title('Residuals')
plt.tight_layout()
plt.show()
mape_of_mult_model =
100*np.mean(np.abs(mult_residuals.values/ts.iloc[12:].values))
mult_KS_test = kstest_normal(mult_residuals)
mult_KS_test = mult_KS_test[1]
plot_acf(mult_residuals, alpha=0.05)
plt.xlabel('Time (month)')
plt.ylabel('Autocorrelation values of Multiplicative Residuals')
plt.grid()
plt.show()
plot_pacf(mult_residuals, alpha=0.05)
plt.xlabel('Time (month)')
plt.ylabel('Partial autocorrelation values of Multiplicative
Residuals')
plt.grid()
plt.show()
plt.plot(ts)
plt.plot(mult_trend * mult_seasonality)
plt.title('Time Series and Multiplicative Model')

plt.legend(['Time Series', 'Multiplicative Model'], loc='best')
plt.grid()
plt.show()

```

Прогнозування часового ряду `import pandas as pd`

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from keras.models import Sequential

```

```

from keras.layers import LSTM
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_pacf

ts =
pd.read_csv('./DATA/TS_OF_INTERNATIONAL_AIRLINE_PASSENGERS/TS_OF_INTERNATIONAL_AIRLINE_PASSENGERS.csv',

parse_dates=True, index_col='Time')
plt.plot(ts['Airlinepassengers'].)

plt.title('Time series of international airline passengers')
plt.legend(loc='best')
plt.ylabel('Number of international airline passengers')
plt.xlabel('Time (month)')

plt.grid()
plt.show()
h = 12
ts_train = ts[:h]
ts_test = ts[-h:]
plt.figure(figsize=(8,3))
plt.plot(ts_train['Airlinepassengers'], label='Training time series')
plt.plot(ts_test['Airlinepassengers'], label='Test time series')
plt.legend()

plt.xlabel('Time')
plt.ylabel('Airlinepassengers')
plt.title('Training time series and Test time series')
plt.grid()
plt.show()
x_train = [ts_train.iloc[i:i+h].values.transpose() for i in range(0,len(ts_train.index)-2*h+1)]
x_train = np.vstack(x_train)
x_train = x_train.reshape((x_train.shape[0], x_train.shape[1], 1))
x_test = ts_test[-h:]
x_test = x_test.values.transpose()
x_test = x_test.reshape((x_test.shape[0], x_test.shape[1], 1))
y_train = ts_train[h:]
y_train = [y_train.iloc[i:i+h].values.transpose() for i in range(0,len(y_train.index)-h+1)]
y_train = np.vstack(y_train)
y_test = ts_test.values.flatten()
model = Sequential()
model.add(LSTM(50, activation='relu-', input_shape=(h,1)))
model.add(Dense(h))
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
model.fit(x_train, y_train, epochs=1000, verbose=0)
predict = model.predict(x_test, verbose=0)
forecast = ts_test.copy()
forecast['Forecast'] = predict.transpose()
y_pred = forecast.Forecast.values
plt.figure(figsize=(8,3))
plt.plot(ts_train['Airlinepassengers'], label='Training time series')
plt.plot(ts_test['Airlinepassengers'], label='Test time

```

```
series')
plt.plot(forecast['Forecast'], label='LSTM Forecast')
plt.legend(loc='best')
plt.xlabel('Time')

plt.ylabel('Airlinepassengers')
plt.title('Training time series, Test time series, LSTM Forecast')
plt.grid()
plt.show()
mape = 100 * np.mean(np.abs((y_pred - y_test) / y_test))
res = y_pred - y_test
plot_acf(res, alpha=0.05)
plt.title('ACF of residuals')
plt.grid()
plt.show()
plot_pacf(res, alpha=0.05)
plt.title('PACF of residuals')
plt.grid()
plt.show()
res_test = kstest_normal(res)
res_p_value = res_test[1]
```


Тези доповіді на конференції

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет
імені Івана Пулюя
Маріборський університет (Словенія)
Технічний університет в Кошице (Словаччина)
Каунасський технологічний університет (Литва)
Львівський національний університет
імені Івана Франка,
Гірничо-металургійна академія ім. Станіслава Сташиця (Польща)
Луцький національний технічний університет,
Чернівецький національний університет
імені Юрія Федьковича,
Вроцлавський економічний університет (Польща)
Університет технологій та економіки
імені Хелени Ходковської (Польща)
Донбаська державна машинобудівна академія



Студентське наукове
товариство



VII МІЖНАРОДНА
студентська науково - технічна конференція
"ПРИРОДНИЧІ ТА ГУМАНІТАРНІ
НАУКИ.

АКТУАЛЬНІ ПИТАННЯ"

25-26 квітня 2024 р.

(збірник тез конференції)

Тернопіль 2024

Марків К. РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ КРУЇЗНОЇ КОМПАНІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ SPRING FRAMEWORK	331
Музика В. АСИНХРОННІСТЬ ПРОГРАМУВАННЯ В РОЗРОБЦІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	332
Петришин Я., Марцинюк Я. РОЛЬ CI/CD У ПІДВИЩЕННІ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА НАДІЙНОСТІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	333
Бурса В., Мудрик І. АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ОЦІНКИ РІВНЯ ЗНАННЯ ІНОЗЕМНОЇ МОВИ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	335
Антонюк Д., Пастух О. АРХІТЕКТУРА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ НА ОСНОВІ АНСАМБЛЮВАННЯ АЛГОРИТМІВ	336
Чорна Х., Пастух О. ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУ ПАСАЖИРОПЕРЕВЕЗЕНЬ	337
Бабинець К., Пастух О. ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕКСТОВОЇ ІНФОРМАЦІЇ	338
Бойко Д., Пастух О. ПРОГРАМА ДЛЯ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ЩОДО КРЕДИТУВАННЯ	339
Яковів Б., Пастух О. ПРОГРАМНА СИСТЕМА ДЛЯ НЕВРОЛОГІЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ	340
Гашинський Р., Мельник Н. АВТОМАТИЗОВАНИЙ АНАЛІЗ СХЕМИ ДОКУМЕНТІВ З ЧАСТКОВО-СТРУКТУРОВАНИМИ ДАНИМИ	341

УДК 629.735.072.8.08:004(043.2)

Чорна Х. – ст. гр. СП-41, Пастух О.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУ ПАСАЖИРОПЕРЕВЕЗЕНЬ

Науковий керівник: д.т.н., професор Пастух О.А.

Chorna Kh., Pastukh O.

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

SOFTWARE FOR PASSENGER TRAFFIC ANALYSIS AND FORECAST

Supervisor: Dr.Sc., Professor Pastukh O.A.

Одним із трендів у сучасній економіці, який на практиці швидко розвивається, є логістика, як транспортних перевезень так і пасажироперевезень. Це випливає з факту виникнення все більшої та більшої кількості фірм, які займаються логістичною перевезень.

Одним із актуальних завдань у логістиці перевезень є їх оптимізація, а для цього виникає потреба розробки програмного забезпечення. Для розробки ефективного програмного забезпечення необхідно априорі виконати проектування його архітектури і тоді на основі неї можна конструювати програмне забезпечення.

На рис.1 наведено проект архітектури програмного забезпечення на верхньому рівні для аналізу та прогнозу логістичних процесів перевезення пасажирів.



Рис.1 – Верхній абстрактний рівень архітектури програмного забезпечення

Як зображено на рис.1, на верхньому рівні абстракції проекту архітектури програмного забезпечення є два потоки по яких проходить обробка даних. Перший виконує аналіз сезонності пасажироперевезень на основі перетворення Фур'є, другий прогнозування кількості пасажироперевезень у майбутні моменти часу.

Диск з роботою