

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського  
«Харківський авіаційний інститут»

Факультет програмної інженерії та бізнесу  
Кафедра інженерії програмного забезпечення

## Пояснювальна записка до дипломного проекту

магістра  
(освітній ступінь)

на тему «Інтелектуальна система координування літальних апаратів за  
допомогою пульсарів»

XAI.603.657П1.121.156301.20В

Виконав: студент 6 курсу групи №657П1  
Спеціальність 121 – Інженерія програмного  
забезпечення

(код та найменування)

Освітня програма Хмарні обчислення  
та Інтернет речей

(найменування)

Баденко М.С.

(прізвище й ініціали студента)

Керівник: Манжос Ю.С

(прізвище й ініціали)

Рецензент: Коваленко А.А

(прізвище й ініціали)

**Міністерство світи і науки України**  
**Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського**  
**«Харківський авіаційний інститут»**

Факультет програмної інженерії та бізнесу  
(повне найменування)

Кафедра інженерії програмного забезпечення  
(повне найменування)

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 121 – інженерія програмного забезпечення  
(код та найменування)

Освітня програма хмарні обчислення та Інтернет речей  
(найменування)

**ЗАТВЕРДЖУЮ**  
**Завідувач кафедри**

\_\_\_\_\_  
(підпис)  
“ \_\_\_\_\_ ”

\_\_\_\_\_  
(ініціали та прізвище)

\_\_\_\_\_ 2020 року

**З А В Д А Н Н Я**  
**НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ СТУДЕНТУ**

\_\_\_\_\_  
Баденко Максиму Сергійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дипломного проекту Інтелектуальна система координування літальних апаратів за допомогою пульсарів

керівник дипломного проекту Манжос Юрій Семенович доц., каф.603

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Університету № \_\_\_\_\_ від “ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2020 року

2. Термін подання студентом проекту \_\_\_\_\_

3. Вихідні дані до проекту

вимоги до інтелектуальної системи координування літальних апаратів за допомогою пульсарів.

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналіз проблемної області та постановка завдання

2. Моделі і методи координування літальних апаратів за допомогою пульсарів

3. Розроблення прототипу програмного забезпечення для обробки штучних даних випромінювання пульсарів для визначення координатів у просторі

5. Перелік графічного матеріалу Пояснювальна записка – 1(усього –72 сторінки),  
рисунків, рисунків – 27, таблиць – 32, додатків – 1.

## 6. Консультанти розділів проекту

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	Манжос Ю.С. доц., каф.603		
2	Манжос Ю.С. доц., каф.603		
3	Манжос Ю.С. доц., каф.603		

Нормоконтроль \_\_\_\_\_ «\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.  
(підпис) (ініціали та прізвище)

7. Дата видачі завдання «\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту	Строк виконання етапів проекту	Примітка
1	Аналіз проблемної області та постановка завдання	24.12.2019	
2	Моделі і методи координування літальних апаратів за допомогою пульсарів	26.05.2020	
3	Розроблення прототипу програмного забезпечення для обробки штучних даних випромінювання пульсарів для визначення координатів у просторі	15.11.2020	
4	Оформлення пояснювальної записки	15.11.2020–01.12.2020	
5	Предзахист дипломного проекту	23.11.2020	
6	Захист дипломного проекту	03.12.2020	

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Баденко М.С.  
(прізвище та ініціали)

Керівник проекту \_\_\_\_\_  
(підпис)

Манжос Ю.С.  
(прізвище та ініціали)

## РЕФЕРАТ

Дипломний проект магістра на тему «Інтелектуальна система координування літальних апаратів за допомогою пульсарів»: 72 сторінок., 27 рисунків, 30 джерел.

Метою дипломного проекту магістра є підвищення ефективності визначення поточних координат літального апарату за допомогою штучного інтелекту та природного базису навігаційної системи – рентгенівських пульсарів.

Я пропоную рішення цієї проблеми: створити систему координування літальних апаратів за допомогою пульсарів

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні завдання:

- проаналізувати існуючі системи та підходи до навігації літальних апаратів за допомогою рентгенівського випромінювання пульсарів, а також супутні системи
- проаналізувати сучасні методи роботи з рентгенівським випромінюванням пульсарів
- проаналізувати методи інтеграції вхідних даних з інфраструктурою літального апарату
- проаналізувати вимоги до програмного забезпечення
- розробити архітектуру програмного забезпечення

Астрономічні об'єкти використовувалися для навігації протягом століть. Більш того, навіть при наявності сучасних технологічних засобів орієнтування за зірками час від часу використовують при морської навігації. Для цілей космічної навігації в навколосемному просторі зручно використовувати існуючі засоби позиціонування, такі як глобальна навігаційна система(GPS) і їй подібні. Вони можуть забезпечити повноцінну навігацію космічного апарату (КА), що вимагає знання точного часу, положення, швидкості. Однак ці супутникові системи мають обмежені можливості для експлуатації КА відносно далеко від Землі або при втраті зв'язку через відмову або непередбачених обставин. Мережа далекого космічного зв'язку (ДКЗ) допомагає навігації КА далеко від Землі, визначаючи дальність і швидкість зміни дальності уздовж радіопроменя. Точність цих величин знижується зі збільшенням відстані КА від земного спостерігача.

Розроблена система дає можливість розв'язання навігаційних задач без використання радіовипромінювання, збільшення точності розв'язання навігаційних задач, завдяки запропонованим методам ідентифікації рентгенівських пульсарів а також підвищити надійність навігаційної системи в умовах зовнішнього засвічення рентгенівським випромінюванням та знівелює вплив засобів радіоелектронної боротьби на літальні апарати.

НАВИГАЦІЯ, КОСМІЧНИЙ АПАРАТ, МЕРЕЖА ДАЛЕКОГО КОСМІЧНОГО ЗВ'ЯЗКУ, ПУЛЬСАР, ВИПРОМІНЮВАННЯ.

## РЕФЕРАТ

Дипломный проект магистра на тему «Интеллектуальная система координации летательных аппаратов с помощью пульсаров»: 72 страниц, 27 рисунков, 30 источников.

Целью дипломного проекта магистра является повышение эффективности определения текущих координат летательного аппарата с помощью искусственного интеллекта и природного базиса навигационной системы - рентгеновских пульсаров.

Я предлагаю следующее решение этой проблемы: создать систему координации летательных аппаратов с помощью пульсаров

Для достижения цели необходимо решить следующие задачи:

- проанализировать существующие системы и подходы к навигации летательных аппаратов с помощью рентгеновского излучения пульсаров, а также сопутствующие системы
- проанализировать современные методы работы с рентгеновским излучением пульсаров
- проанализировать методы интеграции входных данных с инфраструктурой летательного аппарата
- проанализировать требования к программному обеспечению
- разработать архитектуру программного обеспечения

Астрономические объекты использовались для навигации на протяжении веков. Более того, даже при наличии современных технологических средств ориентирования по звездам время от времени используют при морской навигации. Для целей космической навигации в околоземном пространстве удобно использовать существующие средства позиционирования, такие как глобальная навигационная система (GPS) и ей подобные. Они могут обеспечить полноценную навигацию космического аппарата (КА), что требует знания точного времени, положения, скорости. Однако эти спутниковые системы имеют ограниченные возможности для эксплуатации КА относительно далеко от Земли или при потере связи из-за отказа или непредвиденных обстоятельств. Сеть дальней космической связи (ДКС) помогает навигации КА далеко от Земли, определяя дальность и скорость изменения дальности вдоль радиолуча. Точность этих величин снижается с увеличением расстояния КА от земного наблюдателя.

Разработанная система дает возможность навигационных задач без использования радиоизлучения, увеличение точности решения навигационных задач, благодаря предложенным методам идентификации рентгеновских пульсаров а также повысить надежность навигационной системы в условиях внешней засветки рентгеновским излучением и нивелирует влияние средств радиоэлектронной борьбы на летательные аппараты.

НАВИГАЦИЯ, КОСМИЧЕСКИЙ АППАРАТ, СЕТЬ ДАЛЬНЕЙ КОСМИЧЕСКОЙ СВЯЗИ, ПУЛЬСАР, ИЗЛУЧЕНИЯ.

## ABSTRACT

Master's thesis on "Intelligent system of coordination of aircraft using pulsars": 72 pages, 27 figures, 37 sources.

The purpose of the master's thesis project is to increase the efficiency of determining the current coordinates of the aircraft using artificial intelligence and the natural basis of the navigation system - X-ray pulsars.

I propose a solution to this problem: to create a system for coordinating aircraft with pulsars

To achieve this goal, it is necessary to solve the following problem:

- analyze existing systems and approaches to aircraft navigation using X-ray pulsars, as well as related systems
- to analyze modern methods of working with X-rays of pulsars
- analyze the methods of integration of input data with the infrastructure of the aircraft
- analyze software requirements
- develop software architecture

Astronomical objects have been used for navigation for centuries. Moreover, even in the presence of modern technological means of orienting the stars from time to time used in maritime navigation. For space navigation purposes, it is convenient to use existing positioning tools, such as the Global Navigation System (GPS) and the like. They can provide full navigation of the spacecraft (SP), which requires knowledge of exact time, position, speed. However, these satellite systems have limited capabilities to operate the spacecraft relatively far from Earth or in the event of loss of communication due to failure or unforeseen circumstances. The long-range space communication network (FTS) helps to navigate the spacecraft far from the Earth, determining the range and speed of change of range along the radio beam. The accuracy of these values decreases with increasing distance of the spacecraft from the terrestrial observer.

The developed system allows to solve navigation problems without the use of radio radiation, increase the accuracy of navigation problems, thanks to the proposed methods of X-ray pulsar identification, as well as increase the reliability of the navigation system in external X-ray illumination and eliminate the impact of electronic warfare on aircraft.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	11
1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ.....	14
1.1 Аналіз рентгенівського випромінювання пульсарів. <b>Ошибка! Закладка не определена.</b>	
1.2 Дослідження системи навігації заснованої на пульсарах .....	17
1.2.1 Вимірювання швидкості .....	18
1.2.2 Орієнтація.....	18
1.2.3 Вимірювання часу .....	19
1.2.4 Вимірювання положення .....	19
1.3 Аналіз методів створення штучного інтелекту для астронавігації по пульсарам. ....	24
1.4 Аналіз сучасних приладів що працюють з рентгенівським випромінюванням пульсарів .....	<b>Ошибка! Закладка не определена.</b>
1.4.1 Огляд системи XPNAV-1.....	27
1.4.2 Огляд системи SEXTANT .....	29
1.5 Висновки з розділу 1 .....	29
2 МОДЕЛІ І МЕТОДИ КООРДИНУВАННЯ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ПУЛЬСАРІВ .....	30
2.1 Аналіз відомих пульсарів.....	30
2.2 Відбір опорних пульсарів.....	31
2.3 Способи вимірювання швидкості.....	34
2.4 Синхронізація сигналів .....	36
2.5 Аналіз точності обробки сигналів.....	38
2.6 Аналіз методів обробки сигналів .....	39
2.7 Опис подій та нормалізації під час руху КА.....	41
2.8 Опис та вибір класифікатора.....	42
2.8.1 Використання нейронних мереж в якості класифікатора .....	43
2.8.2 Підготовка вихідних даних.....	43
2.8.3 Кодування вихідних значень .....	44
2.8.4 Вибір обсягу мережі .....	46
2.8.5 Алгоритм побудови класифікатора на основі нейронних мереж.....	47
2.9 Нейронні мережі прямого поширення.....	48
2.10 Висновки з розділу 2 .....	52

3	РОЗРОБЛЕННЯ ПРОТОТИПУ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ОБРОБКИ ШТУЧНИХ ДАННИХ ВИПРОМІНЮЮВАННЯ ПУЛЬСАРІВ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТІВ У ПРОСТОРИ .....	53
3.1.1	Distance-Based Anomaly Detection.....	54
3.1.2	Виявлення відхилень на основі відстані Orca .....	54
3.1.3	IMS Індуктивна система моніторингу.....	55
3.2	Інтеграція інтелектуальної системи .....	56
3.2.1	Архітектура корекції місцеположення.....	56
3.2.2	Архітектура P-δP .....	58
3.3	Розроблення прототипу програмного забезпечення .....	61
3.3.1	Формування цілей і постановка задачі для розробки програмного комплексу .....	61
3.3.2	Побудова діаграми варіантів використання .....	61
3.3.3	Вимоги до ПО .....	63
3.3.3	Специфікація варіантів використання.....	65
3.4	Розробка макетів екранних форм .....	67
3.5	Початкові дані .....	70
3.6	Архітектура додатку .....	71
3.7	Висновки з розділу 3.....	72
	ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ .....	74
	<i>ДОДАТОК А.</i> .....	76



## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ARGOS – Advanced Research and Global observation Satellite ;  
GPS – Global Positioning System - система глобального позиціонування;  
SEXTANT – Station Explorer for X-ray Timing and Navigation Technology;  
SNR – рівень відносини сигналу до шуму;  
USA – Unconventional Stellar Aspect;  
TOA – time of arrival;  
ДКС – Мережа далекого космічного зв'язку;  
КА – Космічний апарат;  
РНДБ – Радіоінтерферометри з наддовгими базами ;

## ВСТУП

Основним завданням навігації є визначення координат і швидкостей КА за результатами вимірювань і обробки. Тут слід додати: в певній системі координат. До завдань навігації включають також і завдання орієнтації космічного апарату в просторі. У моїй роботі ми будемо розглядати тільки завдання, пов'язані з виміром положення і швидкості КА в просторі, завдання, пов'язані з орієнтацією КА, ми розглянемо дуже стисло.

Головний мотив звернення до теми - можливість організації стійкої автономної навігаційної системи, що не залежить від стану каналу ДКС і наявності телеметрії.

Пульсар - це сильно намагнічена, що обертається нейтронна зірка, яка випускає пучок електромагнітного випромінювання. Це випромінювання можна спостерігати тільки тоді, коли пучок випромінювання спрямований у бік Землі. нейтронні зірки є дуже щільними і мають короткі, регулярні періоди обертання. Це дозволяє дуже точно обчислити інтервал між імпульсами. Стабільність періодів пульсарів робить їх дуже корисними інструментами. Спостереження пульсара в подвійній зоряній системі, що складається з двох нейтронних зірок, були використані для непрямого підтвердження існування гравітаційного випромінювання. Перші екзопланети були виявлені близько пульсара PSR B1257 + 12. Певні типи пульсарів можуть бути використані для побудови пульсарної шкали часу, незалежної від міжнародної атомної шкали ТАІ. Пульсари спостерігаються в основному в трьох діапазонах електромагнітного спектра: радіо-, рентгенівському і гамма-діапазонах. існують два основних фізичних механізми випромінювання. Перший - випромінювання за рахунок обертальної енергії нейтронної зірки. Другий - аккреція речовини на пульсар і його розкрутка. Цей механізм діє, коли пульсар входить у подвійну зоряну систему і речовина перетікає з другого компонента (нормальної зірки). Перетікає речовина створює гаряче пляма на поверхні нейтронної зірки, яке і генерує імпульсне рентгенівське випромінювання. По всій видимості, існує ще один фізичний механізм для генерації імпульсів, але його обговорення виходить за рамки цієї статті.

Радіопульсари, або пульсари, основне випромінювання яких йде в радіодіапазоні, були відкриті першими, і частина з них є дуже стабільними джерелами імпульсів. Стабільність обертання пульсарів і, отже, періоду повторення імпульсів дозволяє вважати пульсари дуже хорошими «годинами». Стабільність таких годин може бути краще стабільності сучасних атомних годин, особливо на тривалих інтервалах вимірів.

Однак вони є досить слабкими джерелами і для їх спостереження необхідні радіотелескопи діаметром близько 25-100 м. Тому для цілей космічної навігації використовувати їх навряд чи доцільно.

Для цілей космічної навігації більш зручні рентгенівські пульсари. Значну частину свого енергії ці пульсари випромінюють в рентгенівському діапазоні.

Таким чином, навігація також може здійснюватися з використанням яскравих рентгенівських пульсарів в якості опорних джерел.

Розробка прототипів таких систем йде в даний час в США і Європі [5-10].

В даний час відомо більше 150 рентгенівських пульсарів. Тому що для цілей навігації необхідно якомога точніше визначення моментів прибуття імпульсів (МПП) пульсарів, найбільший інтерес представляють мілісекундні пульсари з вузькими імпульсами, яких відомо більше 40. Майже три чверті з відомих мілісекундних рентгенівських пульсарів були виявлені в кульових скупченнях.

Пульсар генерує стабільний пульсуючий сигнал, який з високою точністю у часі реєструється детекторами на космічних апаратах.

Якщо одночасно виміряти сигнали від декількох пульсарів, то, знаючи їх точне положення на небі і табличні параметри сигналів (періоди і фази), космічний або літальний апарат може автономно визначити своє становище, без використання додаткової інформації від наземних станцій.

**Актуальність теми** можливість розв'язання навігаційних задач без використання радіовипромінювання.

**Об'єкт дослідження** – рентгенівське випромінювання пульсарів як базис для розв'язання навігаційних задач.

**Метою роботи** є підвищення ефективності визначення поточних координат літального апарату за допомогою штучного інтелекту та природного базису навігаційної системи – рентгенівських пульсарів.

**Методи дослідження.** Методи лінійної алгебри, як засіб визначення поточних кутових координат. Методи математичної статистики, як засіб визначення похибки вимірювання. Методи штучного інтелекту для ідентифікації пульсарів за фундаментальною вимірюваною величиною – спостережуваній фазі надходження рентгенівського імпульсу пульсару на детектор.

**Наукова новизна отриманих результатів.** Збільшення точності розв'язання навігаційних задач, завдяки запропонованим методам ідентифікації рентгенівських пульсарів.

**Практичне значення отриманих результатів.** Розроблене ПЗ дозволить підвищити надійність навігаційної системи в умовах зовнішнього засвічення рентгенівським випромінюванням. А також знівелює вплив засобів радіоелектронної боротьби на літальні апарати.

# 1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

## 1.1 Аналіз рентгенівського випромінювання пульсарів.

Усі небесні джерела, які випромінюють достатню кількість рентгенівських фотонів, можуть бути обрані в якості реперних для здійснення в будь-якій формі навігації КА. Рентгенівські пульсари володіють найкращими характеристиками для визначення часу і положення.

Однак деякі їх властивості ускладнює використання в навігації. Пульсари випромінюють в декількох діапазонах електромагнітного спектра. У різних діапазонах вони не обов'язково будуть мати ідентичне тимчасове поведінку. Недавні порівняльні дослідження пульсара Крабовидної туманності в оптичному, радіо- і рентгенівському діапазонах показують, що моменти приходу імпульсу в різних смугах спектра [1, 2]. Тут треба відзначити, що переважна більшість пульсарів спостерігається тільки в радіодіапазоні і лише невелике число - також в оптичному, рентгенівському і гамма-діапазонах. Рентгенівські та гамма-пульсари можна спостерігати тільки з космічних апаратів, наземними засобами спостережень їх неможливо виявити через сильне поглинання рентгенівських і гамма-променів земною атмосферою.

Треба також відзначити, що більшість рентгенівських пульсарів - слабкі джерела. Пульсар в Крабовидної туманності (PSR B0531 + 21) – самий яскравий пульсар в рентгенівському діапазоні, його потік становить:

$$\sim 9.9 \cdot 10^{-9} \text{ ерг} \cdot \text{см}^{-2} \cdot \text{с}^{-1} \text{ в діапазоні } 2^{-10} \text{ кеВ.}$$

Наступний за яскравістю пульсар в кілька разів слабкіше, ніж пульсар в Крабовидної туманності. Через слабкість цих джерел, необхідно досить довгий час накопичення сигналу для отримання точного профілю імпульсу. Тому для їхніх спостережень можуть бути необхідні кілька детекторів одночасно[3].

Найбільш яскраві рентгенівські джерела знаходяться в Галактиці дуже далеко від Сонячної системи. На відміну від штучних систем навігації, таких як ГЛОНАСС, відстані до рентгенівських джерел невідомі з точністю, яка забезпечила б абсолютне визначення дальності між джерелом і детектором. Однак кутове становище на небі вимірюється з високою точністю і це може бути використано при визначенні положення в просторі. Хоча небесні джерела і мають власний рух щодо Сонячної системи, величина цього руху настільки мала в порівнянні з типовими часом спостереження джерела, що їх можна вважати нерухомими [4].

Пульсари характеризуються інтегральним імпульсом, який є досить стабільним. Його форма практично постійна в часі. Для формування інтегрального імпульсу необхідно скласти кілька тисяч імпульсів від окремого пульсара. Хоча пульсари однозначно впізнавані через їх різних форм інтегральних імпульсів, кожен ухвалений імпульс від конкретного пульсара не можна безпосередньо ідентифікувати[5]. Це пов'язане з сильною варіацією форми таких імпульсів. Тому навігаційна система, яка визначає радіус-вектор

КА, ґрунтуючись на фазі імпульсу від пульсара в межах циклу спостережень, повинна або користуватися апріорними координатами КА, щоб виділити імпульс потрібного джерела, або застосувати якісь додаткові методи для коректного ототожнення сигналу серед серії сигналів, що випускаються різними джерелами[6].

Необхідно також враховувати стабільність характеристик пульсара при створенні моделей для прогнозування часу приходу імпульсу. Джерела з великою похідною періоду повинні (для цілей навігації) мати оновлювані моделі. Моделі, які спроможні протягом досить тривалого часу і вимагають досить рідкісних оновлень, бажано створювати на основі стабільних джерел. Бази даних, які містять точні моделі, повинні бути доступні користувачам[7].

ТОВА вимірюється шляхом порівняння спостережуваного профілю імпульсу з шаблонним профілем. профіль цього виходить складанням декількох тисяч окремих імпульсів і має високий рівень відносини сигналу до шуму (SNR). Інтегральний імпульс кожного пульсара володіє декількома важливими властивостями. Він інваріантні щодо зрушення за часом. Іншими словами, інтегральні імпульси, побудовані в різний час, мають однаковою формою. Крім того, кожен пульсар має індивідуальний профіль. Тому за профілем окремих імпульсів можна ототожнити пульсар-джерело[8].

Для рентгенівських пульсарів профіль формується таким чином. Детектор записує час приходу кожного рентгенівського фотона, порівнюючи цей час з часом стандартного годинника на борту КА. Будемо вважати, що апаратна точність фіксації моменту часу приходу імпульсу близько 1 мкс. Нехай прийшло  $N$  фотонів. Час їх приходу перераховується з шкали власного часу КА в шкалу ТСВ (барицентрична координатного часу). Для цього шкала власного часу КА повинна бути узгоджена зі шкалою UTC (синхронізація годин можлива під час сеансів зв'язку КА з Землею, з урахуванням траєкторних вимірювань). Потім безліч часів прийому фотонів згортається з періодом, відомим з апріорної інформації про даний пульсарі. Далі профіль імпульсу цього пульсара розбивається на  $M$  бінов і все  $N$  фотонів розподіляються по бінам в залежності від фази їх приходу[9].

Спостережуваний профіль індивідуального імпульсу  $p(t)$  буде відрізнятися від профілю шаблону  $s(t)$  по ряду причин. Це перш за все затримка часу  $\tau$  приходу, зміщення нуля  $b$ , множення на коефіцієнт ослаблення (посилення)  $k$  і випадковий пуассоновський шум  $n(t)$ . Варто зауважити, що останній член в спостереженнях рентгенівських пульсарів є, як правило, домінуючим[10]:

$$p(t) = b + k * s(t - \tau) + n(t) \quad (1.1)$$

Важливо визначити ТОВА з точністю, яка залежить від SNR профілю, а не від вибору розміру біна. Стандартний крос-кореляційний аналіз не дозволяє легко досягти цього. Важливо визначити ТОВА з точністю, яка залежить від SNR профілю, а не від вибору розміру біна[11]. Стандартний крос-кореляційний

аналіз не дозволяє легко досягти цього. Метод визначення точного часу приходу був представлений в [12]. цей метод на основі перетворення Фур'є є незалежним від розмірів біна і може бути реалізований в навігаційній системі. SNR визначається спостережуваним потоком рентгенівських фотонів від пульсара FX і потоком ВХ рентгенівського фонового випромінювання. це відношення пов'язує імпульсну складову відліків джерела сигналу  $N_{pulse}$  і похибка  $\sigma$  в виявленні цього сигналу як:

$$SNR = \frac{N_{pulse}}{\sigma_{noise}} = \frac{N_{pulse}}{\sqrt{N_{pulse} + N_B + N_{nonpulse}}} \quad (1.2)$$

Величина імпульсного сигналу визначається по кількості фотонів, прийнятих детектором з площею  $A$  протягом часу спостереження  $\tau_{obs}$ . Шум складається з фонового випромінювання  $N_B$ , компоненти сигналу від пульсара, яка знаходиться поза імпульсу  $N_{nonpulse}$ , і випромінювання самого імпульсу  $N_{pulse}$ . Шум самого імпульсу пропорційний квадратному кореню з числа фотонів, оскільки прихід фотонів володіє пуассоновским розподілом. вважається, що сигнал пульсара складається з власне імпульсу шириною  $W$ , який розташований всередині періоду повторення імпульсів розміром  $P > W$ . Шпаруватість імпульсу  $d$  визначається як [13]:

$$d = \frac{W}{P} \quad (1.3)$$

Помилка визначення часу приходу імпульсів з точністю до однієї  $\sigma$  можна визначити за формулою

$$\sigma_{TOA} = \frac{1}{2} \frac{W}{SNR} \quad (1.4)$$

Ця помилка визначає точність реєстрації часу прибуття імпульсу на основі одного спостереження. Помилки вимірювання TOA пов'язані з помилками вимірювання положення КА в обраній системі координат уздовж лінії спостереження на пульсар. Відповідна помилка вимірювання положення  $\epsilon$ :

$$\sigma_{range} = c \sigma_{TOA} \quad (1.5)$$

де  $c$  - швидкість світла. При точності вимірювання часу приходу імпульсів 1 мкс точність вимірювання положення складе 300 м. Формули (1.2) і (1.4) дозволяють уточнити критерії вибору опорних пульсарів: оптимально спостерігати яскраві пульсари з максимально вузькими імпульсами і якомога більшою часткою повного випромінювання, що приходить в імпульсі. Також важливий невеликий рівень фону в околицях обраного пульсара. Характерні профілі імпульсів мілісекунд рентгенівських пульсарів наведені в [14] (рис. 1.1).

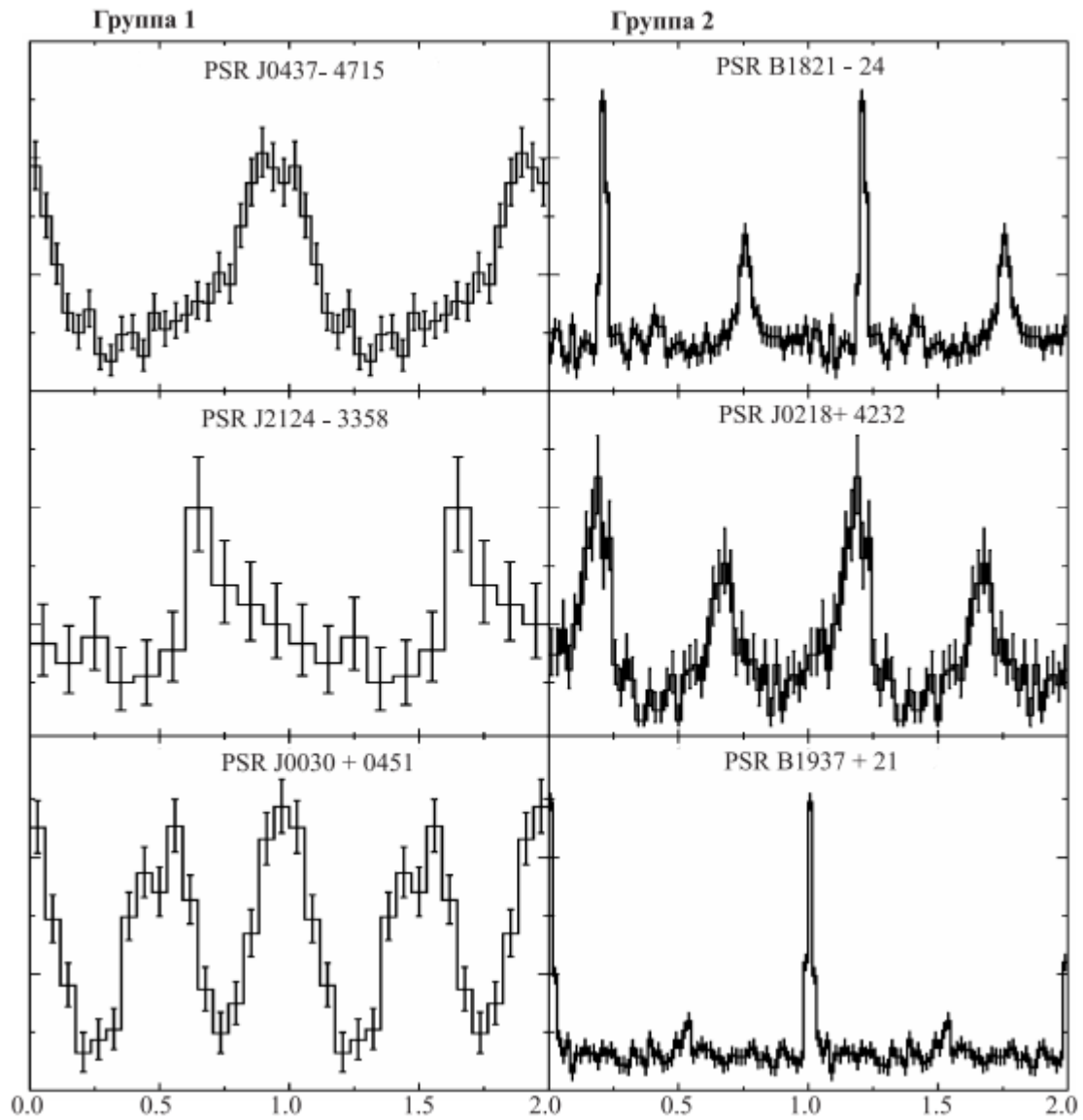


Рисунок 1.1 – Криві блиску деяких пульсарів

## 1.2 Дослідження системи навігації заснованої на пульсарах

Навігаційна система, заснована на пульсарах, повинна включати детектор рентгенівських фотонів, годинник на борту корабля, які вимірюють час прибуття імпульсів пульсара, і базу даних відомих моделей пульсарів. Після ідентифікації пульсара і вимірювання часу приходу його імпульсів ця інформація може бути використана для визначення або уточнення швидкості, бортового часу і положення в просторі. Методи визначення цих величин описані нижче. Загальна схема вимірювання кінематичних параметрів однакова: по масиву спостережень за деякий період часу визначається поправка до якогось кінематичному параметру, інші параметри в моделі руху КА покладаються постійними[15]. Швидше всього за псевдо визначається положення, найдовше – поправка бортового годинника, при цьому необхідно використовувати кілька пульсарів з

помітно різними періодами, а загальний час накопичення сягатиме декількох діб[16].

### **1.1.1 Вимірювання швидкості**

Швидкість може бути виміряна за ефектом Доплера. Оскільки пульсари випромінюють імпульсні сигнали, які носять періодичний характер, то космічний корабель, який рухається відносно пульсара, буде сприймати вимірюваний період пульсара з поправкою на зміщення Доплера. Вимірювання частоти приходу імпульсів від пульсара і порівняння їх з очікуваною частотою пульсара дозволяє виміряти доплеровській зсув частоти. Цей зсув може бути перетворений в швидкість уздовж променя зору спостерігач-пульсар.

Спільні вимірювання доплерівського зсуву в періоді імпульсів декількох пульсарів (більше трьох пульсарів, розташованих в різних напрямках від КА) дозволять виміряти тривимірну швидкість КА. Крім того, нижче описуються методи визначення положення в просторі. Використовуючи будь-якої метод визначення положення в різні моменти часу і диференціюючи положення за часом, також можна визначити швидкість КА. Однак цей тип вимірювань має великий шум і може мати тільки обмежене застосування[17].

### **1.1.2 Орієнтація**

Для підвищення ступеня узгодженості різних кінематичних вимірювань на борту КА орієнтацію також можна визначати за допомогою пульсарних спостережень, а не оптичними зоряними датчиками. Пульсари годяться в якості опорних джерел, якщо їх імпульсний сигнал можна ідентифікувати за час сеансу спостереження. Коли передбачається, що на КА встановлено жорстко закріплений детектор, орієнтація апарату визначається при виявленні джерела в поле зору датчика і порівняно результуючого сигналу з базою характеристик відомих рентгенівських джерел. Як тільки джерело ідентифікований, його зображення на приймачі визначає кути в межах поля зору датчика. Направлення на джерело визначається в бортовій системі відліку і перетворюється до інерційну. Приймач, наведений на випадкову область неба, виявляє або відоме джерело, або фон рентгенівського випромінювання. Тому для закріпленого датчика може знадобитися деякий час, щоб шуканий джерело потрапив в поле зору, цей час буде залежати від швидкості обертання апарату і розміру поля зору. Точність може досягати кутових хвилин і навіть кутових секунд, в залежності від конструкції приймача (площі детектора, прийнятного часу накопичення, дозволу і масштабу зображення). Можливо визначення та кутових швидкостей.

Для прискорення процесу спостереження використовуються системи з рухомим датчиком. Вони однак вимагають потужних приводів і швидкої системи управління, що може вплинути на конструкцію КА. У вироблялися



експериментах виявилось певне кутове неузгодженість, що вимагало ітераційного процесу наведення[24].

### 1.1.3 Вимірювання часу

Точні годинник є основоположним компонентом для системи навігації КА. бортові годинник служать основою для процесу навігації і мають вирішальне значення для бортових систем зв'язку. Атомний годинник забезпечують високу стабільність зазвичай з точністю до  $10^{-9}$  -  $10^{-15}$  протягом дня.

Для відстеження руху джерела радіосигналів з похибкою в кілька десятих метра потрібна точність ходу годинника близько однієї наносекунди.

Для цього потрібні годинник, які повинні мати стабільність близько  $10^{-13}$  протягом декількох годин. Можливо, найбільш значною перевагою пульсарів є можливість забезпечити вимір часу, ґрунтуючись виключно на небесних джерелах, порівнянне з точністю атомних годин. Прихід імпульсів пульсара на космічний корабель забезпечує періодичний сигнал, який може бути використаний для стабілізації бортових годин, з точністю, необхідної для роботи систем зв'язку. Час, отримане від пульсарів, не дає прямого виміру абсолютного часу; проте стабільний небесний джерело імпульсів може скорегувати дрейф годин космічного апарату для підтримки точного часу.

Тут може бути реалізований спосіб корекції часу з використанням фазового автопідстроювання частоти. В лінію зворотного зв'язку може бути включена різниця фаз між осцилятором локальних годин і опорного сигналу від пульсара, яка повинна прагнути до нуля. Можна застосувати ітерації, щоб різниці фаз імпульсів пульсара і години на борту були зведені до нуля.

Крім того, ТОА імпульсу може бути використано для корекції часу. Припустимо, що годинник космічного апарату мають помилку. Порівняння часу приходу імпульсу до обчисленого часу приходу дозволяє оцінити цю помилку. З огляду на початкові оцінки зсуву, масштабу і тремтіння годин ( $b_C$ ,  $k_C$  і  $j_C$ ), може бути створений фільтр Калмана для оновлення цих оцінок. Істинне час  $\tau_T$  може бути представлено за допомогою годинника КА  $\tau_C$  по відношенню до опорного часу  $\tau_0$  таким же чином, як коригується помилка годин при прийомі сигналів точного часу[25].

### 1.1.4 Вимірювання положення

Завдяки періодичності та індивідуальним формам усереднених імпульсів пульсарів, їх спостереження дають можливість визначити положення космічного апарату. За допомогою спостереження пульсарів можливе визначення положення космічного апарату за спостереженнями імпульсів пульсара. Позиція КА визначається щодо деякої системи відліку. Основна інерціальна система відліку, щодо якої можна здійснювати вимірювання положення КА, пов'язана з барицентром Сонячної системи, для деяких завдань космічної навігації корисно

також вимірювати положення корабля щодо барицентра (або ГЕОЦЕНТР) Землі. Можна запропонувати пару методів визначення положення щодо Землі, аналогічних оптичним. Вони навіть матимуть ряд переваг перед оптикою, пов'язаних з особливостями екранування рентгенівських джерел. Їх ми тільки згадаємо – це спостереження висот і затемнень небесних джерел, методи застосовні для навколосемних КА.

Два описуваних нижче методу використовують точні вимірювання часу приходу імпульсів, тому вони вимагають перетворення координат і розрахунку поправки зсуву барицентра Сонячної системи[26].

Однак для цього необхідні попередні дані про стан КА для того, щоб правильно обчислити поправку до них.

Основою концепції використання пульсарів в якості навігаційних засобів є можливість вимірювання часів приходу імпульсів і порівняння з прогнозованим часом прибуття імпульсів в дану епоху і в дане місце. Типова ітеративна процедура показана на рис.1. 2. Важливий крок в цих вимірах - корекція часу приходу спостережуваного фотона щодо барицентра.

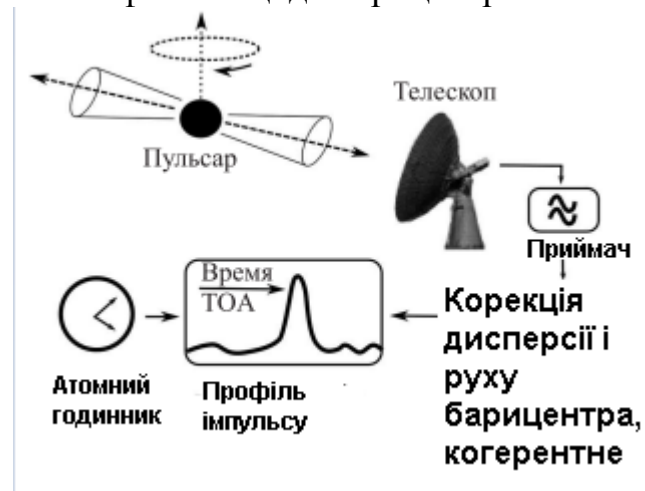


Рисунок 1.2 – Схема ітераційної процедури навігації

Сонячної системи. Ефемериди пульсара спільно з положенням і швидкістю спостерігача є параметрами цієї процедури. Положення КА трохи відрізняється від передбачуваного, в результаті вимірювання положення TOA імпульсу матиме фазовий зсув щодо піку передбачуваного TOA імпульсу. Положення КА трохи відрізняється від передбачуваного, в результаті вимірювання положення TOA імпульсу матиме фазовий зсув щодо піку передбачуваного TOA імпульсу. Тому положення і швидкість космічного корабля можна включити в ітераційний процес для обчислення часу приходу імпульсу.

Положення КА трохи відрізняється від передбачуваного, в результаті вимірювання положення TOA імпульсу матиме фазовий зсув щодо піку передбачуваного TOA імпульсу. Тому положення і швидкість космічного корабля можна включити в ітераційний процес для обчислення часу приходу

імпульсу. Відповідна ітераційний ланцюжок показаний на рис. 1.3.

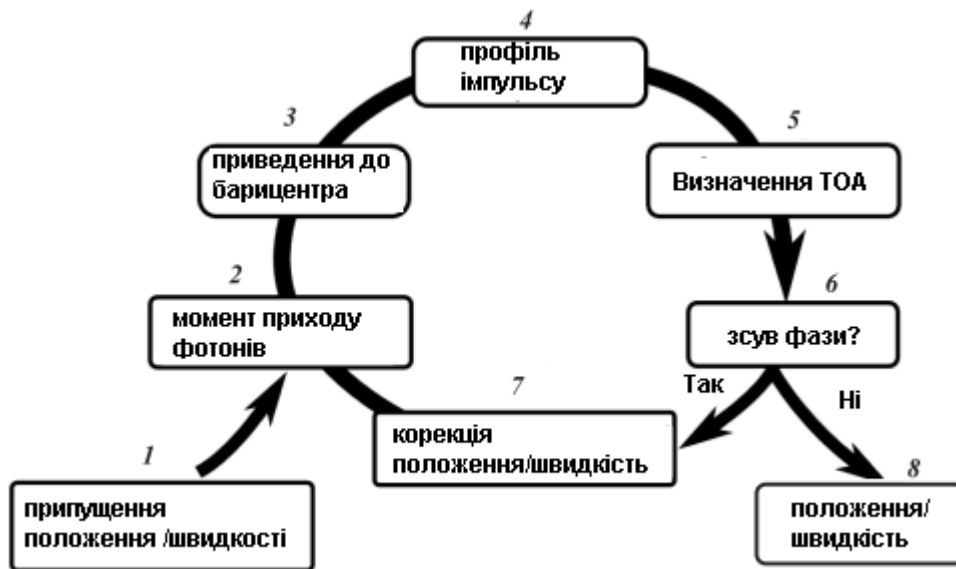


Рисунок 1.3 – Облік динаміки КА в ітераційної процедури

Пояснимо ітераційний ланцюжок більш детально.

Початковий крок полягає в тому, що робиться припущення про положення і швидкість КА, які беруться із запланованих параметрів орбіти космічного корабля (крок 1). Ітераційна ланцюжок починається з спостереження пульсара, в ході якого реєструється час прибуття окремих фотонів (крок 2). Час прибуття фотона коригується шляхом перетворення до інерціальної системи в місці положення КА (з урахуванням гравітаційного поля в місці положення КА і його швидкості)(Крок 3). Наприклад, це може бути перетворенням до барицентра Сонячної системи. Ця корекція, безумовно, вимагає знання (припущеного або виведеного на попередньому кроці) положення космічного апарату і його швидкості в якості вхідних параметрів[27].

Час прибуття фотона, наведене до барицентра Сонячної системи, дозволяє відтворити профіль імпульсу або гістограми фази (крок 4), що представляє тимчасові характеристики конкретного пульсара. Отриманий профіль імпульсу, який постійно покращується в ході спостереження (для підвищення значимості), співвідноситься з профілем імпульсу-шаблону з метою підвищення точності фазового вимірювання (крок 5) або, що еквівалентно, часу прибуття імпульсу (ТОА)[28]. З порівняння часу приходу спостережуваного імпульсу і передбачення ТОА імпульсу-шаблону (з урахуванням ефемерид пульсара і початкового положення і швидкості КА) можна виміряти різницю фаз (рис. 4).

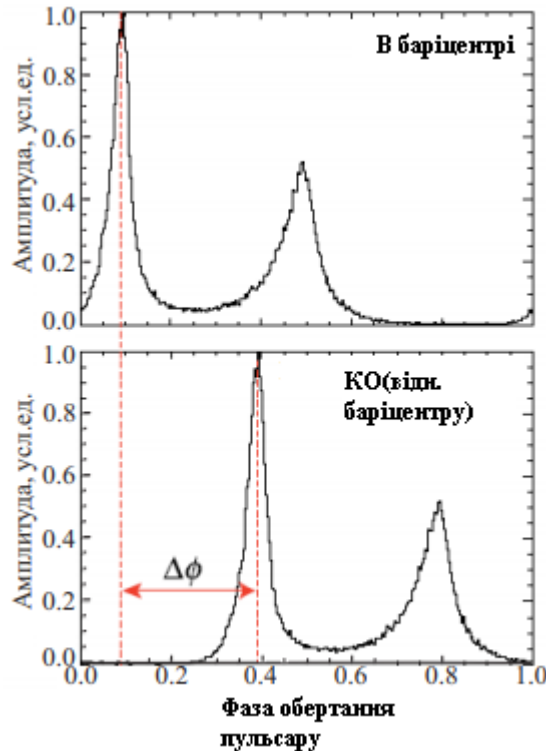


Рисунок 1. 4 – Визначення різниці фаз

У цій схемі фазовий зсув  $\Delta\phi$  (крок 6) по відношенню до величини абсолютної фази імпульсу відповідає різниці положення  $\Delta x$ :

$$\Delta x = cP(\Delta\phi + n) \quad (1.6)$$

Тут  $P$  – період пульсара,  $c$  - швидкість світла і  $n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$  - ціле число, яке враховує періодичність спостережуваних імпульсів. Якщо зсув фази не дорівнює нулю, то становище і швидкість КА повинні бути виправлені, відповідно необхідна наступна ітерація (крок 7). Якщо зсув фази дорівнює нулю або менше певного порогу (Точності вимірювання положення і швидкості), то використовувані в ході ітерації попередні значення положення і швидкості були правильні (крок 8) і відповідають фактичній орбіті КА.

Тут слід нагадати, що проводиться вимірювання положення і швидкості КА вздовж лінії пульсар-спостерігач, іншими словами, одномірний вимір. Тривимірні величини положення і швидкості можуть бути отримані зі спостережень за принаймні трьох різних пульсарів. Якщо необхідна також калібрування бортового годинника, потрібно спостереження четвертого пульсара.

Оскільки положення КА виводиться з значення фази (або часу приходу імпульсу) періодичного сигналу, то рішення не єдино (в супутникової навігації в аналогічному випадку використовується термін «псевдо»). Це проблема знімається шляхом обмеження області можливих рішень до кінцевого обсягу (загальна невизначеність положення в залежності від обраної трійки пульсарів, згідно [28, 29], може варіюватися від 5 до 200 км) близько попередньо передбаченого значення, т. Е. Шляхом використання таймінгу пульсарів не в

якості повністю автономного навігаційного засобу, а як засіб уточнення орбіти КА, отриманої звичайними методами (див. [30]). Проблема неоднозначності координатного рішення може бути також знята шляхом спостереження додаткових пульсарів, як показано на рис. 5.

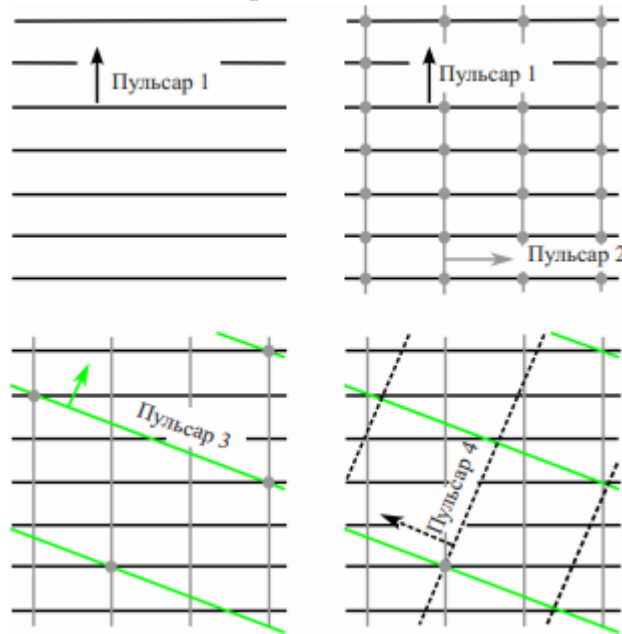


Рисунок 1.5 – Досягнення однозначності координатного рішення при спостереженні додаткових пульсарів

Виведемо тепер рівняння, які описують, як виходять положення з вимірювання часу приходу імпульсів. Спочатку розглянемо наближене рівняння.

$$\Delta t - t_{obs} = \frac{1}{c} (n \cdot r_{obs}) \quad (1.7)$$

Тут  $t$  - час приходу імпульсу в баріцентр Сонячної системи,  $t_{obs}$  - час приходу імпульсу на КА,  $n$  - одиничний вектор у напрямку на пульсар і  $r_{obs}$  - точне положення КА в Сонячній системі.

Схема розташування КА і двох пульсарів показані на рис.1. 6.

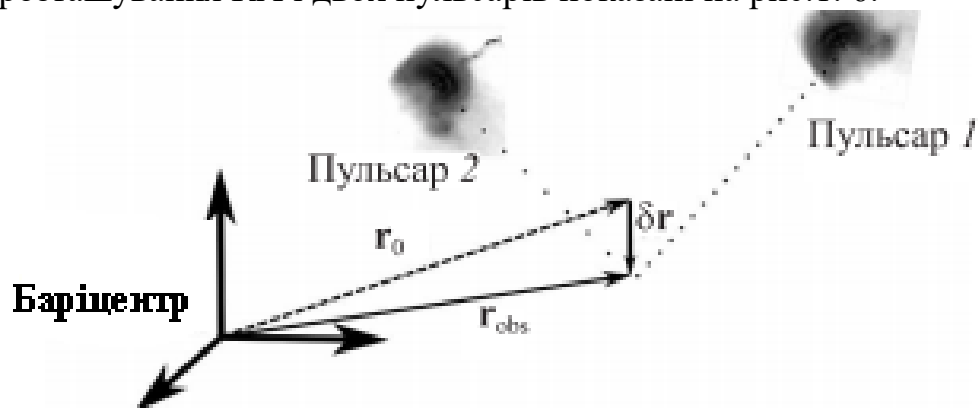


Рисунок 1.6 – Просторове положення КА і двох пульсарів

Для точності визначення положення були взяті такі параметри рентгенівської апаратури: площа детектора  $A = 1000 \text{ см}^2$ , час накопичення  $\tau = 1000 \text{ с}$ . Дане час накопичення близько до того характерному часу, коли починають помітно впливати ефекти, пов'язані з прискоренням КА. Характерне час зростає пропорційно квадрату відстані від Сонця. Точність визначення зростає зі збільшенням відносини сигнал / шум, яке в свою чергу зростає як корінь з числа фотонів імпульсу. Таким чином, помилка у визначенні положення за спостереженнями опорного пульсара залежить від площі детектора і часу накопичення:

$$\delta r \sim \sqrt{A\tau} \quad (1.8)$$

Використання далеких джерел буде, безсумнівно, корисним для майбутніх космічних навігаційних систем. Можна сказати, що рентгенівські пульсари є невеликим, але дуже важливе підмножина небесних об'єктів.

Це унікальні джерела імпульсного випромінювання, які можуть бути використані у створенні нової системи навігації для космічних апаратів. З огляду на величезні відстані від Землі, пульсари можуть забезпечити гарне навігаційне покриття всього простору в Сонячній системі і, можливо, в її околицях. Існують певні проблеми з цими джерелами, що робить їх використання складним, однак майбутнє ПО зменшить відсоток недоліків.

## **1.2 Аналіз методів створення штучного інтелекту для астронавігації по пульсарам.**

Машинним навчанням називається галузь комп'ютерних наук, яка вивчає методи навчання комп'ютеризованих систем на підставі даних без програмування їх поведінки [18]. Методи машинного навчання (machine-learning methods) відіграють важливу роль у багатьох аспектах сучасного суспільства: від веб-пошуку до фільтрації контенту в соціальних мережах. Системи на базі методів машинного навчання використовуються в системах машинного зору, для ідентифікації об'єктів на зображеннях, аналізу людської мови і текстів тощо [19, 20]. Традиційно розпізнавання образів (або їх класифікація) здійснювалось на основі інформаційних ознак. Отже, побудова систем розпізнавання образів (pattern-recognition) або систем, в основу яких покладено методи машинного навчання, потребувала експертних знань для розроблення методів та правил виокремлення ознак (feature extraction). Виокремлення ознак — це перетворення початкових «сирих» даних (таких як значення піксела на зображенні) у додатне подання (вектор ознак), з якого система навчання (класифікатор) може виявити і класифікувати образи, що подаються на вхід. Такі методи машинного навчання обмежені в можливостях обробляти природні дані в початковому вигляді [21]. Існуючі типи класифікаторів систематизовано за різними критеріями і їх короткі характеристики наведено в табл. 1 [22].

Таблиця 1.1 – Різновидності підходів до класифікації залежно від критеріїв

Критерій	Тип	Короткий опис
Використання або невикористання навчальних даних	Класифікація з учителем	За підходами до класифікації з учителем вхідні дані поділяють, використовуючи набір зразків як навчальні дані
	Класифікація без учителя	Підходи до класифікації без учителя, відомі як кластеризація, не беруть до уваги мітки навчальних даних для класифікації вхідних даних
	Напівавтоматичне навчання	Навчання в напівавтоматичних підходах відбувається з використанням даних як з мітками, так і без них
Урахування або неврахування будь-якого припущення про розподіл вихідних даних	Параметричні класифікатори	Параметричні класифікатори ґрунтуються на припущенні, що функція щільності ймовірності для кожного класу відома
	Непараметричні класифікатори	Непараметричні класифікатори не обмежуються жодними припущеннями про розподіл вхідних даних
Розгляд одного класифікатора або ансамблю	Один класифікатор	Використовується єдиний класифікатор для призначення мітки для об'єкта[23]
Використання або невикористання технології жорсткого поділу, де кожен об'єкт належить лише одному кластеру		

Продовження таблиці 1.1 Різновидності підходів до класифікації залежно від критеріїв

	Ансамбль класифікаторів  Жорсткий класифікатор	Під час визначення мітки для об'єкта враховуються результати кількох (ансамблю) класифікаторів. Технології жорсткої класифікації не враховують подальші зміни різних класів
	М'який (нечіткий) класифікатор	Нечіткі класифікатори моделюють поступові граничні зміни, забезпечуючи оцінку ступеня подібності всіх класів
Видача класифікатором розподілу ймовірності належності до всіх класів	Імовірнісний класифікатор Неймовірнісний класифікатор	Класифікатор здатен для заданого зразка оцінити розподіл ймовірності на множині класів

Методи машинного навчання поділяють на дві основні категорії: навчання з учителем (supervised learning) та навчання без учителя (unsupervised learning). Методи навчання з учителем поділяють вхідні дані на набір наперед заданих класів. Для навчання такого класифікатора потрібна навчальна вибірка, яка містить марковані зразки різних класів. Методи навчання без учителя не потребують навчальних даних, проте вони не ставлять у відповідність вхідним даним певний клас, а лише вивчають закономірності у вхідних даних та поділяють вхідні дані на схожі між собою групи (кластери) [23].

Оскільки завданням роботи є аналіз методів класифікації, то надалі розглядатимемо лише методи навчання з учителем.

Класифікатори можна поділити на параметричні та непараметричні. До параметричних належать, наприклад, метод максимальної правдоподібності (maximum likelihood), оскільки він працює на припущенні, що функція щільності ймовірності для кожного з класів подається гаусовим розподілом[22]. Непараметричні класифікатори, у свою чергу, не ґрунтуються на жодних припущеннях про розподіл вхідних даних. Ураховуючи той факт, що в більшості випадків функція розподілу невідома, непараметричні класифікатори

М.С. Лавренюк, О.М. Новіков

54 ISSN 1681–6048 System Research & Information Technologies, 2018, № 1



набули значно більшого поширення.

Важливою властивістю класифікаторів є можливість не лише належності вхідних даних до певного класу (виходу класифікатора), а і визначення ймовірності належності до кожного з класів, на основі якої легко обрати найбільш достовірний клас [21]. Таку особливість має, наприклад, логістична

регресія (logistic regression). Отримані ймовірності для кожного з класів можуть бути використані для постоброблення результатів класифікації, наприклад для об'єднання виходів з різних моделей в ансамблі, фільтрації шуму і т.ін.

Найбільш поширеними методами машинного навчання для задач класифікації [7] є штучні нейронні мережі (artificial neural network) [19], логістична регресія [1], метод опорних векторів Support Vector Machine (SVM) [1] та random forest [21].

Логістична регресія — статистичний регресійний метод моделювання залежності між векторною змінною та скаляром (вихідним значенням). Цей метод є узагальненням методу лінійної регресії з використанням softmax функції і застосовується у випадку, коли залежна змінна може набувати лише скінченну множину значень. Параметри оцінюються на основі валідаційної вибірки, як правило, за допомогою методу максимальної правдоподібності, згідно з яким вибираються параметри, що максимізують значення функції правдоподібності на вибірці [18].

Основна відмінність та перевага такого підходу від інших моделей і алгоритмів є оцінка результату, яку можна було б розглядати як значення ймовірності для певного класу [23].

### **1.3 Аналіз сучасних приладів що працюють з рентгенівським випромінюванням пульсарів**

#### **1.3.1 Огляд системи XPNAV-1**

XPNAV-1, також званий Пульсар - перший в світі навігаційний супутник, який здійснює навігацію на основі рентгенівського випромінювання пульсарів (англ. X-ray pulsar-based navigation, скор. XPNAV). Розроблено і створено в Китаї. За допомогою обладнання супутника планується реєстрація сигналів від 26 рентгенівських пульсарів і створення на їх основі навігаційної бази. При використанні даних, накопичених супутником протягом 5-10 років, згодом можна буде визначати місце розташування космічного корабля в далекому космосі без зв'язку із Землею. Супутник 5-го дослідного інституту Китайської асоціації з науки і техніки важить більше 200 кілограмів і оснащений двома детекторами. В рамках місії буде перевірено функціонування детекторів в умовах фонового шуму Всесвіту [12].

Загальною метою проекту заявлена перевірка можливості автономної навігації, заснованої на нових принципах: орієнтування в Сонячній системі (і околицях) з використанням сигналів пульсарів з мілісекундним періодом. Традиційні способи ґрунтуються на аналізі доплерівського зсуву радіосигналу приходить від космічного апарату і прогнозування його положення і параметрів руху на основі розрахунків [6]. Такий спосіб досить точний, але вимагає використання земних ресурсів і часу, що збільшується в міру віддалення космічного апарату від Землі. Для навігації за допомогою пульсарів пропонується використовувати сигнали небесних тіл, рух яких відносно Сонця достатньо вивчене. Теоретично досить обробити сигнали від трьох відомих пульсарів, а використання четвертого сигналу дозволить визначати точний час. Точність визначення місцеположення в просторі підвищується зі збільшенням частоти реєстрованого сигналу. Саме ця умова підштовхує дослідників до використання сигналів рентгенівських пульсарів, що мають мілісекундні періоди [6].

Першою спробою використовувати пульсари для навігації був експеримент USA (англ. Unconventional Stellar Aspect), який проводився на космічному апараті ARGOS (англ. Advanced Research and Global observation Satellite), запущеному в 1999 році. В цьому експерименті реєстроване випромінювання дозволяло визначати точний час, кутову швидкість обертання супутника і його місце розташування (з малою точністю) по заходу джерела випромінювання за горизонт [7].

У червні 2017 року NASA доставило на МКС комплект апаратури NICER, який повинен був забезпечити проведення експерименту SEXTANT. В рамках експерименту планується реєстрація рентгенівського випромінювання пульсарів приладом ХТІ (прив'язка за часом забезпечується GPS). Очікується, що при 14 добовому експерименті точність визначення орбіти МКС складе 10 кілометрів, а з залученням методів комп'ютерного моделювання точність досягне 5 кілометрів [6].

У 2009 році «головний конструктор наукової системи місії» - науковий керівник і натхненник проекту XPNAV-1 - Шуай Пін спільно з співробітниками «Лабораторії космічної техніки імені Цянь Сюесеня» опублікував книгу «Принципи та методи системи навігації по рентгенівським пульсара», в якій обґрунтував принципи майбутньої місії. Проект був запропонований в 2014 році.

У 2015 році Шуай Пін відзначав, що при дводобовий експонуванні детектора площею  $1 \text{ м}^2$  можливе визначення характеристик руху апарату з точністю до 60 м, а швидкості до  $0,004 \text{ м / с}$ . Але вже 8 жовтня 2016 року, офіційно представляючи проект, Шуай Пін відзначав, що точність вимірювань дозволяє визначати положення міжпланетної станції з точністю до десяти метрів [6].

### **1.3.2 Огляд системи SEXTANT**

SEXTANT (Station Explorer for X-ray Timing and Navigation Technology) (станція для вивчення джерел рентгенівського випромінювання з метою використання в навігаційних технологіях) - це прилад НАСА, розроблений Центром космічних польотів Годдарда і призначений для перевірки методу XNAV на орбіті, на борту Міжнародної космічної станції разом з проектом NICER. Початок проекту було заплановано на жовтень 2016 [4] [5].

SEXTANT був доставлений на борт МКС 5 червня 2017 року місією SpaceX CRS-11, як частина приладу Найсер, призначеного для дослідження пульсарів. На основі технології SEXTANT планується створити навігаційну систему з точністю позиціонування 5 км .

### **1.4 Висновки з розділу 1**

В цьому розділі були проаналізовані основні методи астронавігації за допомогою пульсарів, представлені методи позиціонування та проаналізовані існуючі системи. Також вивчені основні методи створення штучного інтелекту шляхом машинного навчання.

## 2 МОДЕЛІ І МЕТОДИ КООРДИНУВАННЯ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ПУЛЬСАРІВ

### 2.1 Аналіз відомих пульсарів

Навігація в космосі - непросте завдання. Зазвичай для визначення лінійного (радіального) відстані до космічного апарату використовуються радіосигнали, за часом прибуття яких наземні станції стеження розраховують шукану величину. З кутовими координатами складніше. Кутовий дозвіл радіоантен вельми обмежена, тому похибка визначення координат зростає приблизно на 4 км при віддаленні космічного апарату від Землі на чергову астрономічну одиницю. Це означає, що координати апарату, що знаходиться в районі орбіти Плутона, ми будемо знати з точністю плюс-мінус 200 км, а для Voyager 1 розбіг становить вже 500 км.

Дослідники з Інституту Макса Планка (Німеччина) розробили систему автономної космічної навігації, що використовує сигнали пульсарів. Їх метод дозволить визначати місце розташування апарату, що знаходиться в межах Сонячної системи, з точністю до 5 км.

Ідея використання пульсарів для орієнтування в космосі не нова. Але раніше її практична реалізація була ускладнена, по-перше, недостатньою кількістю відомих пульсарів, а по-друге - складними технологіями їх виявлення. Але за останні роки ситуація значно змінилася. Астрономам сьогодні відомо понад 2 тисяч пульсарів, а радіообсерваторії наступного покоління повинні відкрити ще більше.

Система міжпланетної навігації заснована на принципі, що використовується GPS. Вимірюючи час прибуття імпульсів, що приходять від принаймні трьох різних пульсарів, і порівнюючи їх з розрахунковими значеннями, можна визначити просторові координати приймача. Ідентичність імпульсів пульсарів створює безліч можливих рішень, але, обмеживши їх область відносно невеликим обсягом навколо передбачуваного місця розташування апарату, можна знайти те єдине, яке відповідає дійсності. На рисунку 2.1 зображено розподіл відомих пульсарів по параметрам обертання.

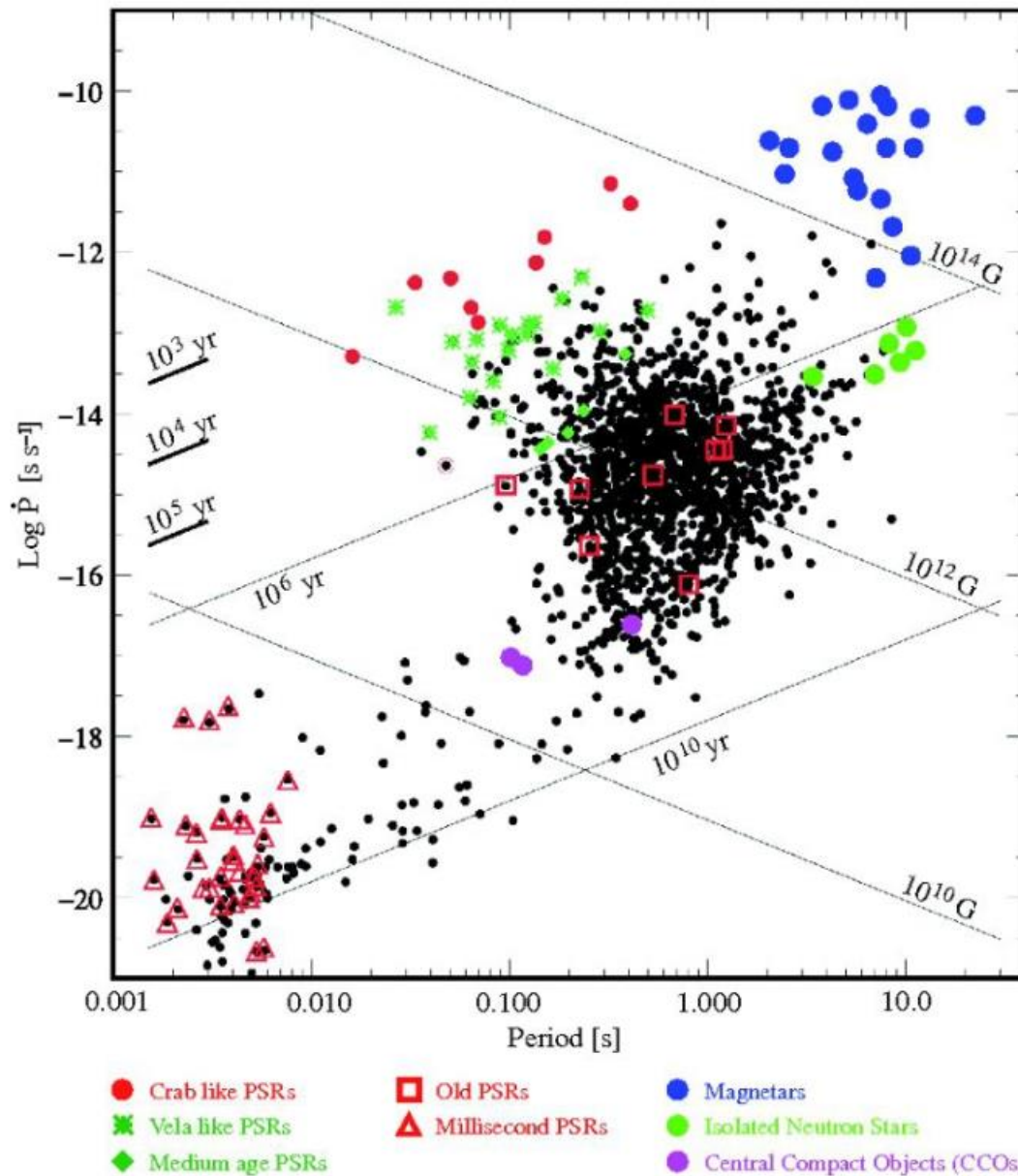


Рисунок 2.1 – Розподіл відомих пульсарів по параметрам обертання

## 2.2 Відбір опорних пульсарів

Найбільш яскраві рентгенівські джерела знаходяться в Галактиці дуже далеко від Сонячної системи. На відміну від штучних систем навігації, таких як ГЛОНАСС, відстані до рентгенівських джерел невідомі з точністю, яка забезпечила б абсолютне визначення дальності між джерелом і детектором. Однак кутове становище на небі вимірюється з високою точністю і це може бути використано при визначенні положення в просторі. Хоча небесні джерела і мають власний рух щодо Сонячної системи, величина цього руху настільки мала в порівнянні з типовими часом спостереження джерела, що їх можна вважати нерухомими.

Пульсари характеризуються інтегральним імпульсом, який є досить стабільним. Його форма практично постійна в часі. Для формування інтегрального імпульсу необхідно скласти кілька тисяч імпульсів від окремого пульсара. Хоча пульсари однозначно впізнавані через їх різних форм інтегральних імпульсів, кожен ухвалений імпульс від конкретного пульсара не можна безпосередньо ідентифікувати. Це пов'язане з сильною варіацією форми таких імпульсів. Тому навігаційна система, яка визначає радіус-вектор КА, ґрунтуючись на фазі імпульсу від пульсара в межах циклу спостережень, повинна або користуватися апріорними координатами КА, щоб виділити імпульс потрібного джерела, або застосувати якісь додаткові методи для коректного ототожнення сигналу серед серії сигналів, що випускаються різними джерелами.

Необхідно також враховувати стабільність характеристик пульсара при створенні моделей для прогнозування часу приходу імпульсу. Джерела з великою похідною періоду повинні (для цілей навігації) мати оновлюванні моделі. Моделі, які спроможні протягом досить тривалого часу і вимагають досить рідкісних оновлень, бажано створювати на основі стабільних джерел. Бази даних, які містять точні моделі, повинні бути доступні користувачам. Треба також додати, що багато аккрецирують пульсари і більшість інших класів рентгенівських джерел часто виявляють дуже сильну аперіодичне в інтенсивності, що може поставити під сумнів їх корисність для навігації. Багато аккрецирують джерела є транзієнтної, т. е. випробовують різку зміну рентгенівського випромінювання в зв'язку з фізичними процесами всередині джерела. такі прояви змінності, як правило, непередбачувані. так, деякі джерела, зазначені в табл. 2, демонструють сильне транзієнтної поведінку, що змушує використовувати їх як кандидатів у реперні навігаційні джерела з обережністю після ретельного дослідження. Крім того, деякі джерела періодично показують рентгенівські спалахи. Нейтронні зірки, як вважають, містять тверду кору і надплинну нейтронну рідину всередині. Між ними відбувається обмін моментом імпульсу, що може привести до непередбачуваних зоретрусів, або глітч, які суттєво змінюють швидкість обертання цих зірок. Крім того, у всіх спостереженнях присутній дифузний рентгенівський фон, що збільшує шум в детекторі. При проектуванні навігаційної системи, заснованої на пульсарах, доведеться враховувати всі ці складності. В одній статті всього не вирішити, і ми обговоримо найважливіше питання: визначення моменту часу приходу імпульсів. Саме цей параметр впливає на точність навігаційної системи. Використовуємо для цього параметри пульсарів, перерахованих в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Властивості кандидатів в опорні пульсари

Пульсар	B0531+21 (Краб)	J0218+4232	B1821-24	B1937+21
Період, мс	33	14	3	1.5
Ширина імпульсу, мс	1.7	~0.3	<0.1	<0.1
Доля фотонів в імпульсі, %	70	75	98	86
Потік в діапазоні, $2^{-10}$ кэВ, $10^{-13}$ эрг/(с·см <sup>2</sup> )	25000	4.1	3.9	4.1
Потік в діапазоні, $2^{-10}$ кэВ, $10^{-5}$ фотонів/(с·см <sup>2</sup> )	35000	5.3	5.21	5.26
Фоновий потік для кут. Дозволу 30"	17000	-	3.9	0.067
Фоновий потік для кут. Дозволу 5"	500	-	0.1	0.0018

Рентгенівські пульсари можуть бути згруповані в два різних сімейства в залежності від джерела живлення: пульсари з аккреційним і ротаційним харчуванням. Пульсари з аккреційним харчуванням виявлені в рентгенівських променях бінарні системи, найяскравіший клас рентгенівських променів джерела в небі. Рентгенівський бінарний файл містить або нейтронна зірка або чорна діра матеріал від зірки-компаньйона. Нейтрона зірка з сильним магнітним полем ( $\sim 10^{12}$  Гс) порушить аккреційний потік при декількох сотнях радіусів нейтронних зірок і матеріалу воронки на магнітні полюси. Якщо магнітний і осі обертання зміщені, рентгенівські пульсації

На рисунку 2.2 зображена функція частоти для спостереження 15 кращих пульсарів припускаючи корисна площа  $A_e = 10$  м<sup>2</sup> ККД пучка  $\eta_M = 0,9$ , і немає вкладу від сонячного випромінювання. буде спостерігатися, якщо променеве випромінювання від магнітні полюси обертаються через лінію зору тридцяти двох рентгенівських променів були виявлені пульсари [4] з імпульсами періоди розподілені між 0,069 с і 835 с.

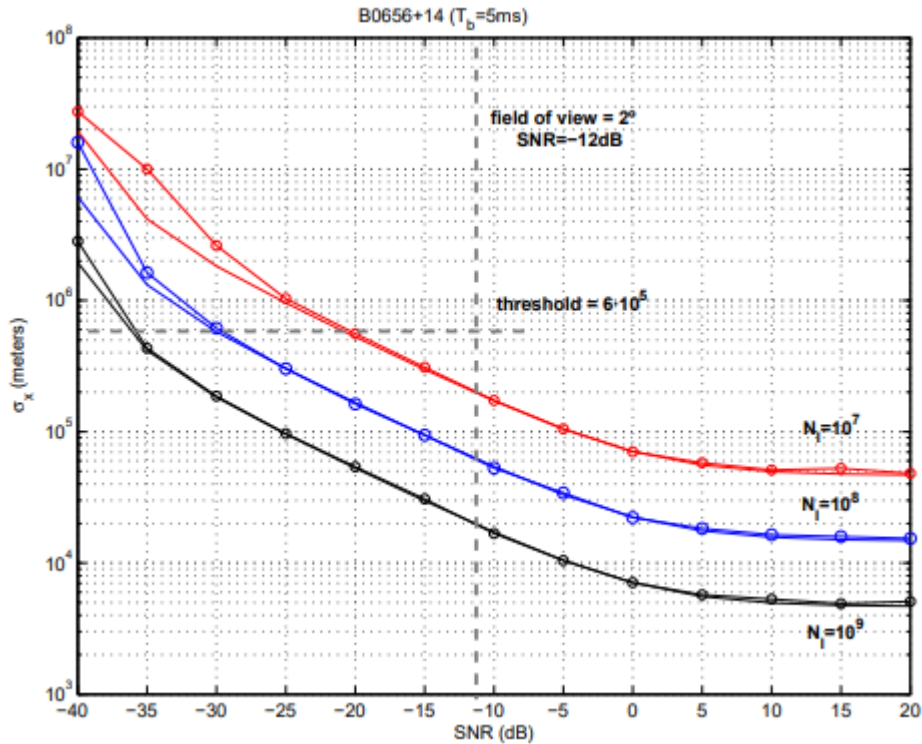


Рисунок 2.2 – Функція частоти для спостереження пульсарів

Довгостроковий моніторинг виявив різні типи поведінки за період імпульсу: а) лінійне зменшення з часом (розкрутка) з помилковими варіаціями навколо тренда, б) немає довгострокового тренду випадкова в) стійке збільшення періоду (Спін-вниз). Період пульсації коливаний відображає неоднорідності в аккреційному потоці, що виключає ці пульсари як стабільного джерела часу. Ротаційні пульсари швидко обертаються, сильно намагнічені нейтронні зірки випромінюють за рахунок енергії обертання. Протягом довгого часу найбільш світиться від всіх обертових пульсарів, Крабовий пульсар, був єдиним радіопульсаром виявлено при рентгенівських енергіях. Сьогодні в результаті спостережень з ROSAT і ASCA, 27 пульсарів було виявлено з діапазонів періодів обертання від 1,6 мс до 530 мс. Проте, деякі з них показали відсутність імпульсного випромінювання на рентгенівських променях або наявність глюків. Це виключило їх з нашого списку підходящих кандидатів. Десять рентгенівських пульсарів були остаточно вибрані [6]. Мілісекундні пульсари відрізняються невеликим періодом обертання ( $P \leq 20$  мс) і високою швидкістю обертання стабільністю ( $dP/dt \cdot 10^{-18} - 10^{-21}$ ).

### 2.3 Способи вимірювання швидкості

Різні цілі космічної експедиції можуть вимагати вимірювання швидкості КА (включаючи напрямок, тобто вимір всіх трьох компонентів швидкості). Швидкість може бути виміряна за ефектом Доплера. Ефект Доплера або доплеровське зрушення виникає при русі спостерігача щодо джерела



випромінювання (або навпаки) і полягає в зміні довжини хвилі або частоти сигналу. Це явище, виявлене австрійським фізиком Крістіаном Доплера в 1803 році, може проявлятися по-різному. Класичним прикладом даного ефекту є чутне зміна висоти звуку від проїжджає повз машини швидкої допомоги. Програмне забезпечення COMSOL Multiphysics дозволяє ефективно моделювати ефект Доплера. Ми часто стикаємося з ефектом Доплера, вловлюючи зміна висоти тону звуку внаслідок руху джерела звуку щодо нерухомого спостерігача або, навпаки, при русі приймача щодо нерухомого випромінювача. Коли джерело звуку нерухомий, звук, який ми чуємо (будучи також в нерухомому стані), має ту ж висоту (частоту), що і звук, безпосередньо випромінюється джерелом. Ефект Доплера проявляється (і використовується) в самих різних додатках. Одним з поширених прикладів є доплеровській радар, хвильової пучок якого спрямовується на об'єкт, що рухається. Знаючи час, протягом якого хвильової пакет доходить до мети, відбивається і повертається назад до передавача, можна розрахувати швидкість мети. Доплеровський радар використовується поліцейськими для виявлення машин, які рухаються швидше, ніж встановлене швидкісне обмеження.

Ефект Доплера також використовується в астрономії для визначення напрямку і швидкості, з якою зірки, планети і галактики рухаються щодо Землі. Вимірюючи зміну "кольору" електромагнітних хвиль, астроном може визначити радіальну швидкість небесного тіла. В даному випадку зазвичай оперують термінами *redshift* або *blueshift*, тобто червоне або синє зміщення. Якщо ви помітите "червону" зірку, це означає, що вона досить далеко від Землі. Крім того, це явний індикатор того, що Всесвіт розширюється.

Ефект Доплера також використовується в метеорологічних прогнозах, гідролокатором, медичної інтроскопії, вимірі кровотоку і супутникового зв'язку.

Оскільки пульсари випромінюють імпульсні сигнали, які несуть періодичний характер, то космічний корабель, який рухається відносно пульсара, буде сприймати вимірюваний період пульсара з поправкою на зміщення Доплера. Вимірювання частоти приходу імпульсів від пульсара і порівняння їх з очікуваною частотою пульсара дозволяє виміряти доплеровській зсув частоти. Цей зсув може бути перетворений в швидкість уздовж променя зору спостерігач-пульсар.

Спільні вимірювання доплерівського зсуву в періоді імпульсів декількох пульсарів (більше трьох пульсарів, розташованих в різних напрямках від КА) дозволять виміряти тривимірну швидкість КА.

Крім того, нижче описуються методи визначення положення в просторі. Використовуючи будь-якої метод визначення положення в різні моменти часу і диференціюючи положення за часом, також можна визначити швидкість КА. Однак цей тип вимірювань має великим шумом і може мати тільки обмежене застосування. Поле зору датчика і порівняно результуючого сигналу з базою характеристик відомих рентгенівських джерел. Як тільки джерело ідентифікований, його зображення на приймачі визначає кути в межах поля зору

датчика. Направлення на джерело визначається в бортовій системі відліку і перетворюється до інерційну. Приймач, наведений на випадкову область неба, виявляє або відоме джерело, або фон рентгенівського випромінювання. Тому для закріпленого датчика може знадобитися деякий час, щоб шуканий джерело потрапив в поле зору, цей час буде залежати від швидкості обертання апарату і розміру поля зору. Точність може досягати кутових хвилин і навіть кутових секунд, в залежності від конструкції приймача (площі детектора, прийнятного часу накопичення, дозволу і масштабу зображення). Можливо визначення та кутових швидкостей.

Для прискорення процесу спостереження використовуються системи з рухомим датчиком. Вони однак вимагають потужних приводів і швидкої системи управління, що може вплинути на конструкцію КА. У вироблялися експериментах виявилось певне кутове неузгодженість, що вимагало ітераційного процесу наведення.

## 2.4 Синхронізація сигналів

Через обертання пульсара безшумний пульсарний сигнал  $x_p(t)$  описується як випадковий сигнал з періодично змінюваними в часі статистика. це,  $x_p(t)$  - цикло стаціонарний випадковий процес [7], з функцією автокореляції

$$r_{x_px_p}(T, \tau) = E[x * n(T)]_{x_p}(t + \tau) \quad (2.1)$$

В залежності від змінної затримки  $\tau$  і періодичної по змінної часу  $t$ , з  $E[\cdot]$  оператор очікування. Ми позначаємо зворотне цій частоті обертання імпульсу період повторення (PRP)  $T$ . Потім  $k$ -й період  $x_p(t)$ , відповідний часового інтервалу  $[-T/2 + kT, T/2 + kT)$ , відображає широкосмугову мікроструктуру, що складається з ряду випадкових субімпульсів.

Профіль потужності  $x_p(t)$  визначається як,

$$\sigma_p^2(T) = r_{x_px_p}(T, 0) = E|x_p(t)|^2 \quad (2.2)$$

Після поширення через міжзоряне середовище,  $x_p(t)$  відчуває частотно-залежну затримку часу  $T(f) = T_\infty - D(r) f^2$  котрий змінює графік широкосмугового імпульсу, параметр дисперсії  $D(r)$  в залежності від відстань  $r$  від пульсара. Оскільки  $x_p(t)$  поширюється, зазвичай виконується багатоканальна обробка для спостереження пульсарів на частку його широкосмугового спектру. З огляду на один канал, частина цього спектру фільтрується в смузі пропускання в центральній частоті антени:  $x_h(t) = h_R(t) * x_p(t)$  ( $*$  оператором згортки і  $h_R(t)$  імпульсна характеристика вхідного фільтра), перетворена в основну смугу від центральної частоти каналу потім фільтрується імпульсний відгук  $h_b(t)$ ,

$$b(t) = h_b(t) * (e^{-j2\pi f C t} * X_h(t)) \quad (2.3)$$

для доставки комплексного еквівалентного сигналу основної смуги частот  $b(t)$ , як показано на малюнку (3). Послідовний вибірки  $b(t)$ ,  $b[n] = b(nT_s)$ , з  $T_s$  період вибірки, зберігаються у векторі  $x$ . Насправді, сигнал пульсара  $x_h(t)$  занурений в радіошум від Сонця і Галактики, так що включення еквівалентного шуму основної смуги в  $x$ , ми отримуємо  $x = p\theta + n$ , з  $p\theta$  і  $n$  векторами зразків пульсара і шумових процесів, відповідно;  $\theta = [\tau]$  становить вектор невідомих параметрів пульсара, з  $\tau$  приходом фаза сигналу пульсара щодо місцевої тимчасової прив'язки. Хоча більш складна модель може розглянути  $\theta = [\tau; \delta\tau]$ , де додатковий параметр  $\delta\tau$  моделює період пульсара помилки (частотні помилки) в локальній синхронізації. Значні результати здійсненності вже можуть бути отримані з цієї спрощеної моделі. Пульсарна фазова синхронізація становить перший етап в алгоритмах навігації. Встановлюючи продуктивність синхронізації пульсара, ми приймаємо максимальну правдоподібність (ML) з низьким SNR при повному знанні статистики пульсара і шуму, який є асимптотично незміщеною оцінкою з мінімальною дисперсією [8]. Оцінювач максимізує щільність ймовірності прийнятого сигналу, обумовленого невідомими параметрами (фаза прибуття пульсара):  $p(x | \tau)$ . В низький SNR (маленька антена), його продуктивність контролюється виключно статистикою другого порядку (Матриця кореляції) сигналу пульсара, який може бути (частково) виведено з експериментального Результати. Звідси і пульсар миттєвої потужності профіль  $\sigma_p^2(T)$  використовується в якості єдиної доступної інформації. Тому під гаусовим шумом підсумкова фазова оцінка виявляється так:

$$\hat{\tau} = \arg_{\max} (\tau_j * HR - 1) R_p(\tau) - 1n \quad (2.4)$$

де  $x$  - вектор, що містить безперервні вибірки прийнятого сигналу основної смуги частот,  $R_n$  - кореляційна матриця шуму і  $R_p(\tau)$  модель для кореляційної матриці сигналу пульсара в залежності від невідомого фазового параметра  $\tau$ , яка містить  $\sigma_p^2(T)$  в його діагоналі.

Це рівняння може бути застосовано незалежно від структури  $R_n$  і  $R_p(\tau)$ , що робить його придатним для многополосного корпусу. фазовий оцінювач стає максимізацій  $J(\tau)$ , де,

$$J(\tau) = \sum_{i=-N_1}^{N_1} SNR_i \cdot \sum_n |x_i[n]|^2 \sigma_b^2(\tau - \varphi_i + nT_s) \quad (2.5)$$

з  $SNR_i$  відношення сигнал / шум в  $i$ -м піддіапазоні,  $N_{sb} = 2N_1 + 1$  кількість піддіапазонів,  $x_i[n]$  Дискретизований сигнал в кожному піддіапазоні і  $\varphi_i$  фазова затримка пульсара.

## 2.5 Аналіз точності обробки сигналів

Можливість досягнення точності позиціювання нижче 106 метрів була підтверджена. Проте, було встановлено, що істинним обмеженням навігації на основі пульсарів є необхідні контрольно-вимірювальні прилади. Дуже мало радіопульсарів може доставити досить високий SNR з маленькою антеною в розумні терміни інтеграції (кілька хвилин) в найкращих можливих умовах. Результати були отримані для антени 10 м<sup>2</sup>, за умови ідеального придушення радіочастоти шум від Сонця і /або прилеглих планет, модель з постійною швидкістю під час інтеграції, ідеальне наведення антени (орієнтаційне управління) і одночасні спостереження пульсарів. Технологічні зусилля відносяться як до антени, так і до смуга пропускання приймача. Було показано, що збільшення смуги пропускання відводів приймача для кращої точності. Технологічна межа 200 МГц на центральній частоті 1 ГГц. Таким чином, обробка вхідного цифрового сигналу також виконується з високою швидкістю, потужність є критичним фактором. Ослаблення технологічних обмежень розглядається в цьому дослідженні (менші антени, послідовне або одночасне спостереження різних пульсарів, менші смуги пропускання приймача, резерв на реалізацію і безпеку націнки) можливо за рахунок більш тривалі часи інтеграції. скорочення площа антени з коефіцієнтом  $\gamma$  повинна бути скомпенсоване збільшенням інтеграції  $1 / \gamma^2$ , потрібно багато годин інтеграції витягти з шуму найслабші, але більш точні мілісекундні пульсари.

Для зменшеного розміру антени, модель з постійною швидкістю вийде з ладу через необхідність оцінки вищого порядку похідні позиції. Найбільшим технологічним ефектом є проблема між одночасним або послідовне спостереження пульсарів. Перший вимагає стільки антен, скільки спостерігається пульсарів але забезпечує швидку еволюцію точності позиціювання в залежності від часу. Останнє ще більше збільшить затримку, мінімальний час до оцінка позиції проводиться (ймовірно, фактор, рівний мінімальному числу необхідних пульсарів), і впливає на алгоритм вирішення неоднозначності. Гладкість траєкторії космічного корабля вважається більш важливою в разі послідовного спостереження. Дослідження рентгенівських пульсарів пророкує довше час інтегрування як норми прибуття в замовленні тільки 90 фотонів на годину для використовуваних рентгенівських пульсарів, поступаючись більш одного день інтеграції (з детектором ROSAT в якості базової лінії). Кількість доступних рентгенівських було виявлено, що пульсари набагато нижче, ніж для радіопульсарів. Інші пульсари з великим вищі щільності потоку як пульсар Краб і поліпшені детектори рентгенівського випромінювання дозволять значно скоротити час інтеграції, але стійкі до кодобробки сигналу повинна бути розроблена і оцінені.

## 2.6 Аналіз методів обробки сигналів

Протягом вивчення теми було виявлено декілька варіантів для аналізу та обробки сигналів. Було обрано машинне навчання.

Машинне навчання (Machine Learning) - великий підрозділ штучного інтелекту, що вивчає методи побудови алгоритмів, здатних навчатися. Розрізняють два типи навчання. Навчання по прецедентах, або індуктивне навчання, засноване на виявленні загальних закономірностей по приватним емпіричним даним. Дедуктивне навчання передбачає формалізацію знань експертів і їх перенесення в комп'ютер у вигляді бази знань. Дедуктивне навчання прийнято відносити до області експертних систем, тому терміни машинне навчання і навчання по прецедентах можна вважати синонімами.

Машинне навчання знаходиться на стику математичної статистики, методів оптимізації та класичних математичних дисциплін, але має також і власну специфіку, пов'язану з проблемами обчислювальної ефективності та перенавчання. Багато методів індуктивного навчання розроблялися як альтернатива класичним статистичним підходам. Багато методи тісно пов'язані з витяганням інформації та інтелектуальним аналізом даних (Data Mining).

Найбільш теоретичні розділи машинного навчання об'єднані в окремий напрям, теорію обчислювального навчання (Computational Learning Theory, COLT).

Машинне навчання - не тільки математична, а й практична, інженерна дисципліна. Чиста теорія, як правило, не призводить відразу до методів і алгоритмів, які можуть застосовуватися на практиці. Щоб змусити їх добре працювати, доводиться винаходити додаткові евристичні методи, що компенсують невідповідність зроблених в теорії припущень умов реальних завдань. Практично жодне дослідження в машинному навчанні не обходиться без експерименту на модельних або реальних даних, що підтверджує практичну працездатність методу.

Загальна постановка задачі навчання по прецедентах

Дано кінцеве безліч прецедентів (об'єктів, ситуацій), по кожному з яких зібрані (виміряні) деякі дані. Дані про прецедент називають також його описом. Сукупність усіх наявних описів прецедентів називається навчальною вибіркою. Потрібно за цим приватним даними виявити загальні залежності, закономірності, взаємозв'язку, властиві не тільки цієї конкретної вибірці, але взагалі всім прецедентів, в тому числі тим, які ще не спостерігалися. Кажуть також про відновлення залежностей за емпіричними даними - цей термін був введений в роботах Вапніка і Червоненкіса.

Найбільш поширеним способом опису прецедентів є признаковий опис. Фіксується сукупність  $n$  показників, вимірюваних у всіх прецедентів. Якщо все  $n$  показників числові, то признаковий опису представляють собою числові вектори розмірності  $n$ . Можливі й більш складні випадки, коли прецеденти

описуються часовими рядами або сигналами, зображеннями, відеорядами, текстами, попарними відносинами подібності або інтенсивності взаємодії, і т. Д.

Для вирішення завдання навчання по прецедентах в першу чергу фіксується модель відновлюваної залежності. Потім вводиться функціонал якості, значення якого показує, наскільки добре модель описує спостережувані дані. Алгоритм навчання (learning algorithm) шукає такий набір параметрів моделі, при якому функціонал якості на заданій навчальній вибірці приймає оптимальне значення. Процес настройки (fitting) моделі за вибіркою даних в більшості випадків зводиться до застосування чисельних методів оптимізації.

Зауваження про термінологію. У зарубіжних публікаціях термін algorithm вживається тільки в зазначеному вище сенсі, тобто це обчислювальна процедура, яка за навчальною вибіркою робить налаштування моделі. Виходом алгоритму навчання є функція, що апроксимує невідому (відновлювану) залежність. У задачах класифікації апроксимируючою функцією прийнято називати класифікатором (classifier), концептом (concept) або гіпотезою (hypothesis); в задачах відновлення регресії - функцією регресії; іноді просто функцією. У російськомовній літературі апроксимируючою функцією також називають алгоритмом, підкреслюючи, що і вона повинна допускати ефективну комп'ютерну реалізацію.

Типологія завдань навчання по прецедентах

Основні стандартні типи завдань

Навчання з учителем (supervised learning) - найбільш поширений випадок. Кожен прецедент являє собою пару «об'єкт, відповідь». Потрібно знайти функціональну залежність відповідей від описів об'єктів і побудувати алгоритм, який бере на вході опис об'єкта і видає на виході відповідь. Функціонал якості зазвичай визначається як середня помилка відповідей, виданих алгоритмом, по всіх об'єктах вибірки.

Завдання класифікації (classification) відрізняється тим, що безліч допустимих відповідей звичайно. Їх називають мітками класів (class label). Клас - це безліч всіх об'єктів з даними значенням мітки.

Завдання регресії (regression) відрізняється тим, що допустимим відповіддю є дійсне число або числовий вектор.

## 2.7 Опис подій та нормалізації під час руху КА

На рисунку 2.3 події позначені переривчастими вертикальними лініями.



Рисунок 2.3 – Події КА на графіку

Спочатку орієнтуємося на вектор тяжіння і будуюмо матрицю повороту таким чином, щоб наша вісь z після повороту збігалася з цим вектором. Матриця обертання для правильної орієнтації x і y будується трохи складнішим способом.

На рисунку 2.4 зображено данні до нормалізації

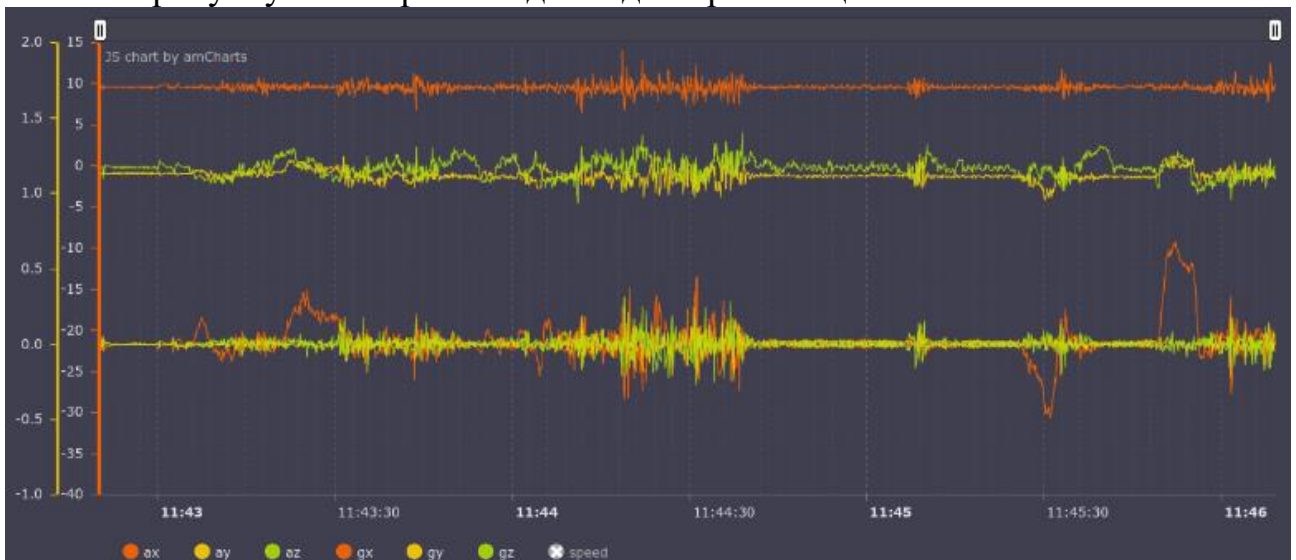


Рисунок 2.4 – Данні до нормалізації

На графіку приходу сигналів на антену ми бачимо, що вісь X (на графіку ax; a - антена, g - аналізатор) має майже постійно значення приблизно рівне 10g, що неправильно, так як вісь X - паралельна траєкторії КА. Виконуємо нормалізацію і отримуємо такий графік на рисунку 2.5:

Позиція КА може змінюватися по усім трьом координатам у цьому випадку необхідно привести всі данні до одного знаменника для передачі моделі.

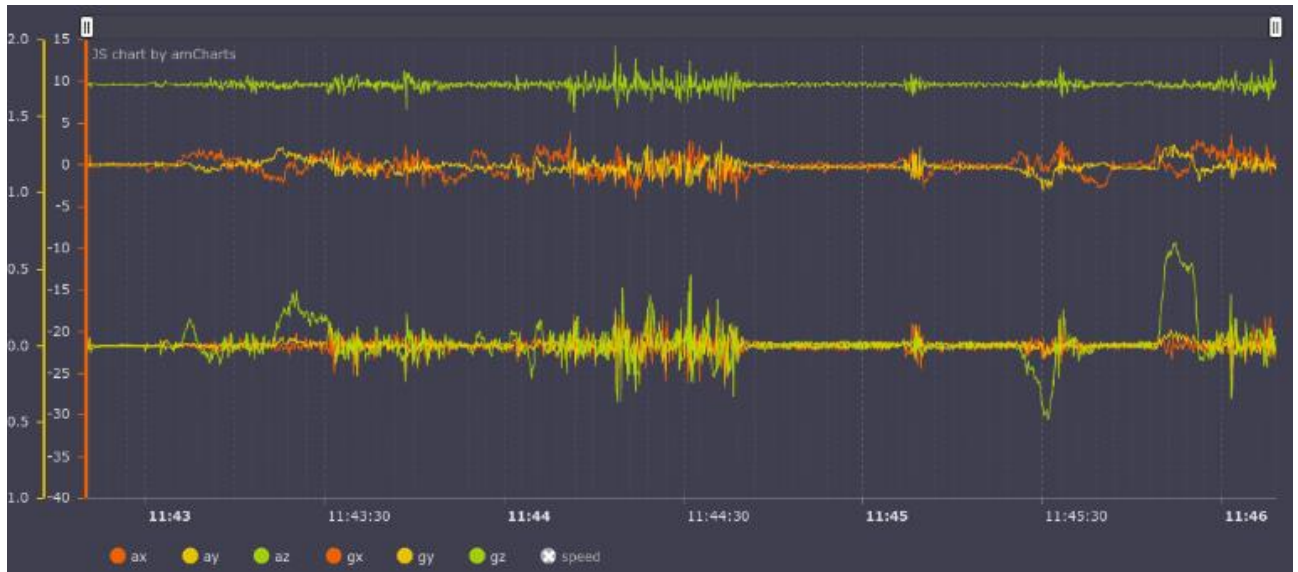


Рисунок 2.5 – Данні після нормалізації

Тепер значення по осі Z (az) одне 10g, а X і Y відповідні значення для руху автомобіля.

## 2.8 Опис та вибір класифікатора

Рішення завдання класифікації є одним з найважливіших застосувань нейронних мереж. Завдання класифікації представляє собою завдання віднесення зразка до одного з декількох попарно не перетинаються множин.

При вирішенні задач класифікації необхідно віднести наявні статичні зразки (характеристики ситуації на ринку, дані медогляду, інформація про клієнта) до певних класів. Можливо кілька способів подання даних. Найбільш поширеним є спосіб, при якому зразок видається вектором. Компоненти цього вектора є різні характеристики зразка, які впливають на прийняття рішення про те, до якого класу можна віднести даний зразок. Наприклад, для медичних завдань в якості компонентів цього вектора можуть бути дані з медичної карти хворого. Таким чином, на підставі деякої інформації про приклад, необхідно визначити, до якого класу його можна віднести. Класифікатор таким чином відносить об'єкт до одного з класів відповідно до визначеного розбиттям N-мірного простору, яке називається простором входів, і розмірність цього простору є кількістю компонент вектора.

Перш за все, потрібно визначити рівень складності системи. В реальних задачах часто виникає ситуація, коли кількість зразків обмежена, що ускладнює визначення складності завдання. Можливо виділити три основні рівні складності. Перший (найпростіший) - коли класи можна розділити прямими лініями (або гіперплощинами, якщо простір входів має розмірність більше двох) - так звана лінійна роздільність. У другому випадку класи неможливо розділити



лініями (площинами), але їх можна виділити за допомогою більш складного поділу - нелінійна роздільність. У третьому випадку класи перетинаються і можна говорити тільки про ймовірнісної поділяємості.

### **2.8.1 Використання нейронних мереж в якості класифікатора**

Мережі з прямим зв'язком є універсальним засобом апроксимації функцій, що дозволяє їх використовувати в рішенні задач класифікації. Як правило, нейронні мережі виявляються найбільш ефективним способом класифікації, тому що генерують фактично велике число регресійних моделей (які використовуються в рішенні задач класифікації статистичними методами).

На жаль, в застосуванні нейронних мереж в практичних завданнях виникає ряд проблем. По-перше, заздалегідь не відомо, якої складності (розміру) може знадобитися мережу для досить точної реалізації відображення. Ця складність може виявитися надмірно високою, що потребують складної архітектури мереж. Так Мінський в своїй роботі "Персептрони" довів, що найпростіші одношарові нейронні мережі здатні вирішувати тільки лінійно роздільні завдання. Це обмеження можна подолати при використанні багатошарових нейронних мереж. У загальному вигляді можна сказати, що в мережі з одним прихованим шаром вектор, відповідний вхідному зразком, перетворюється прихованим шаром в якийсь новий простір, яке може мати іншу розмірність, а потім гіперплоскості, відповідні нейронам вихідного шару, поділяють його на класи. Таким чином мережа розпізнає не тільки характеристики вихідних даних, але і "характеристики характеристик", сформовані прихованим шаром.

### **2.8.2 Підготовка вихідних даних**

Для побудови класифікатора необхідно визначити, які параметри впливають на прийняття рішення про те, до якого класу належить зразок. При цьому можуть виникнути дві проблеми. По-перше, якщо кількість параметрів мало, то може виникнути ситуація, при якій один і той же набір вихідних даних відповідає прикладів, які перебувають в різних класах. Тоді неможливо навчити нейронну мережу, і система не буде коректно працювати (неможливо знайти мінімум, який відповідає такому набору вихідних даних). Вихідні дані обов'язково повинні бути несуперечливі. Для вирішення цієї проблеми необхідно збільшити розмірність простору ознак (кількість компонент вхідного вектора, відповідного зразку). Але при збільшенні розмірності простору ознак може виникнути ситуація, коли число прикладів може стати недостатнім для навчання мережі, і вона замість узагальнення просто запам'ятає приклади з навчальної вибірки і не зможе коректно функціонувати. Таким чином, при визначенні ознак необхідно знайти компроміс з їх кількістю.

Далі необхідно визначити спосіб представлення вхідних даних для нейронної мережі, тобто визначити спосіб нормування. Нормування необхідне, оскільки

нейронні мережі працюють з даними, представленими числами в діапазоні 0..1, а вихідні дані можуть мати довільний діапазон або взагалі бути нечисловими даними. При цьому можливі різні способи, починаючи від простого лінійного перетворення в необхідний діапазон і закінчуючи багатовимірним аналізом параметрів і нелінійної нормування в залежності від впливу параметрів один на одного.

### 2.8.3 Кодування вихідних значень

Завдання класифікації при наявності двох класів може бути вирішена на мережі з одним нейроном у вихідному шарі, який може приймати одне з двох значень 0 або 1, залежно від того, до якого класу належить зразок. При наявності декількох класів виникає проблема, пов'язана з поданням цих даних для виходу мережі. Найбільш простим способом представлення вихідних даних в такому випадку є вектор, компоненти якого відповідають різним номерам класів. При цьому  $i$ -я компонента вектора відповідає  $i$ -му класу. Всі інші компоненти при цьому встановлюються в 0. Тоді, наприклад, другого класу буде відповідати 1 на 2 виході мережі і 0 на інших. При інтерпретації результату зазвичай вважається, що номер класу визначається номером виходу мережі, на якому з'явилося максимальне значення. Наприклад, якщо в мережі з трьома виходами ми маємо вектор вихідних значень (0.2,0.6,0.4), то ми бачимо, що максимальне значення має друга компонента вектора, значить клас, до якого належить цей приклад, - 2. При такому способі кодування іноді вводиться також поняття впевненості мережі в тому, що приклад відноситься до цього класу. Найбільш простий спосіб визначення впевненості полягає у визначенні різниці між максимальним значенням виходу і значенням іншого виходу, яке є найближчим до максимального. Наприклад, для розглянутого вище прикладу впевненість мережі в тому, що приклад відноситься до другого класу, визначиться як різниця між другою і третьою компонентою вектора і дорівнює  $0.6 - 0.4 = 0.2$ . Відповідно чим вище впевненість, тим більша ймовірність того, що мережа дала правильну відповідь. Цей метод кодування є найпростішим, але не завжди найоптимальнішим способом представлення даних.

Відомі й інші способи. Наприклад, вихідний вектор являє собою номер кластера, записаний в двійковій формі. Тоді при наявності 8 класів нам буде потрібно вектор з 3 елементів, і, скажімо, 3 класу буде відповідати вектор 011. Але при цьому в разі отримання невірної значення на одному з виходів ми можемо отримати невірну класифікацію (невірний номер кластера), тому має сенс збільшити відстань між двома кластерами за рахунок використання кодування виходу за кодом Хеммінга, який підвищить надійність класифікації.

Інший підхід полягає в розбитті завдання з  $k$  класами на  $k * (k-1) / 2$  підзадач з двома класами (2 на 2 кодування) кожна. Під підзадачею в даному випадку розуміється то, що мережа визначає наявність однієї з компонент вектора. Тобто

вихідний вектор розбивається на групи по два компонента в кожній таким чином, щоб в них увійшли всі можливі комбінації компонент вихідного вектора. Число цих груп можна визначити як кількість неупорядкованих вибірок по два з вихідних компонент. З комбінаторики:

$$A_k^n = \frac{k!}{n!(k-n)!} = \frac{k!}{2!(k-2)!} = \frac{k(k-1)}{2} \quad (2.6)$$

Тоді, наприклад, для завдання з чотирма класами ми маємо 6 виходів (підзадач) розподілених наступним чином у таблиці 2.2:

Таблиця 2.2 – Розподіл задач

N підзадач(виходу)	Компонети виходу
1	1-2
2	1-3
3	1-4
4	2-3
5	2-4
6	3-4

Де 1 на виході говорить про наявність однієї з компонент. Тоді ми можемо перейти до номера класу по результату розрахунку мережею наступним чином: визначаємо, які комбінації отримали одиничне (точніше близьке до одиниці) значення виходу (тобто які підзадачі у нас активувалися), і вважаємо, що номер класу буде той, який увійшов в найбільшу кількість активованих підзадач у таблиці 2.3:

Таблиця 2.2 – Розподіл задач по класам

N класа	Акт виходу
1	1,2,3
2	1,4,5
3	2,4,6
4	3,5,6

Це кодування в багатьох задачах дає кращий результат, ніж класичний спосіб кодування.

#### **2.8.4 Вибір обсягу мережі**

Правильний вибір обсягу мережі має велике значення. Побудувати невелику і якісну модель часто буває просто неможливо, а велика модель буде просто запам'ятовувати приклади з навчальної вибірки і не виробляти апроксимацію, що, природно, призведе до некоректної роботи класифікатора. Існують два основні підходи до побудови мережі - конструктивний і деструктивний. При першому з них спочатку береться мережу мінімального розміру, і поступово збільшують її до досягнення необхідної точності. При цьому на кожному кроці її заново навчають. Також існує так званий метод каскадної кореляції, при якому після закінчення епохи відбувається коригування архітектури мережі з метою мінімізації помилки. При деструктивному підході спочатку береться мережу завищеного обсягу, і потім з неї видаляються вузли та зв'язку, мало впливають на рішення. При цьому корисно пам'ятати наступне правило: число прикладів в навчальній множині має бути більшою за кількість настроюються ваг. Інакше замість узагальнення мережу просто запам'ятає дані і втратить здатність до класифікації - результат буде невизначений для прикладів, які не ввійшли в навчальну вибірку. При виборі архітектури мережі зазвичай випробовується кілька конфігурацій з різною кількістю елементів. При цьому основним показником є обсяг навчальної множини і узагальнююча здатність мережі. Зазвичай використовується алгоритм навчання Back Propagation (зворотного поширення) з підтверджуючим безліччю.

## 2.8.5 Алгоритм побудови класифікатора на основі нейронних мереж

Робота з даними:

- Скласти базу даних із прикладів, характерних для даного завдання
- Розбити всю сукупність даних на два безлічі: навчальне і тестове (можливо розбивка на 3 множини: навчальне, тестове і підтверджує).
- Попередня обробка
- Вибрати систему ознак, характерних для даного завдання, і перетворити дані відповідним чином для подачі на вхід мережі (нормування, стандартизація і т.д.). В результаті бажано отримати лінійно відокремлюване простір безлічі зразків.
- Вибрати систему кодування вихідних значень (класичне кодування, 2 на 2 кодування і т.д.)
- Конструювання, навчання і оцінка якості мережі
- Вибрати топологію мережі: кількість шарів, число нейронів в шарах і т.д.
- Вибрати функцію активації нейронів (наприклад "сигмоїда")
- Вибрати алгоритм навчання мережі
- Оцінити якість роботи мережі на основі підтверджує безлічі або іншим критерієм, оптимізувати архітектуру (зменшення ваг, проріджування простору ознак)
- Зупинитися на варіанті мережі, який забезпечує найкращу здатність до узагальнення і оцінити якість роботи по тестовому безлічі
- Використання і діагностика
- З'ясувати ступінь впливу різних чинників на прийняте рішення (евристичний підхід).
- Переконатися, що мережа дає необхідну точність класифікації (число неправильно розпізнаних прикладів мало)
- При необхідності повернутися на етап 2, змінивши спосіб представлення зразків або змінивши базу даних.
- Практично використовувати мережу для вирішення завдання.
- Для того, щоб побудувати якісний класифікатор, необхідно мати якісні дані. Жоден із методів побудови класифікаторів, заснований на нейронних мережах або статистичний, ніколи не дасть класифікатор потрібної якості, якщо наявний набір прикладів не буде достатньо повним і представницьким для того завдання, з якою доведеться працювати системі.

## 2.9 Нейронні мережі прямого поширення

Нейронні мережі прямого поширення (feed forward neural networks, FF або FFNN) і перцептрони (perceptrons, P) дуже прямолінійні, вони передають інформацію від входу до виходу. Нейронні мережі часто описуються у вигляді листового торта, де кожен шар складається з вхідних, прихованих або вихідних клітин. Клітини одного шару не пов'язані між собою, а сусідні шари зазвичай повністю пов'язані. Найпростіша нейронна мережа має дві вхідні клітини і одну вихідну, і може використовуватися в якості моделі логічних вентилів. FFNN зазвичай навчається за методом зворотного поширення помилки, в якому мережа отримує безлічі вхідних і вихідних даних. Цей процес називається навчанням з учителем, і він відрізняється від навчання без учителя тим, що в другому випадку безліч вихідних даних мережу становить самостійно. Вищезазначена помилка є різницею між введенням і висновком. Якщо у мережі є достатня кількість прихованих нейронів, вона теоретично здатна змоделювати взаємодію між вхідним і вихідними даними. Практично такі мережі використовуються рідко, але їх часто комбінують з іншими типами для отримання нових.

Для реалізації було обрано feed forward neural networks з трьома hidden layers.

На рисунку 2.6 зображена схема класифікатора.

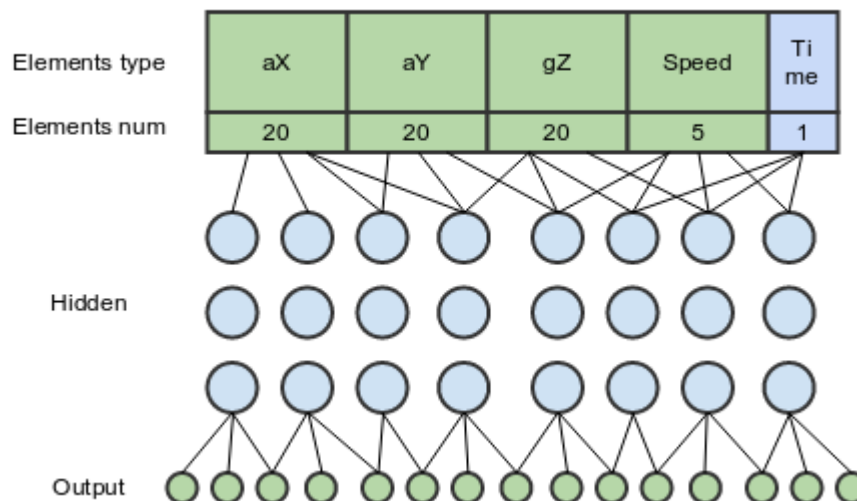


Рисунок 2.6 – Схема класифікатора

На вхід подаються 66 елементів:

20 – свідчення аналізатора сигналу по нормалізованній осі X (бічне прискорення)

20 - свідчення аналізатора сигналу по нормалізованній осі Y (поздовжнє прискорення)

20 - свідчення аналізатора сигналу по нормалізованній осі Z (обертання навколо осі перпендикулярної траєкторії корабля)

5 - показання швидкості  
1 - час всього маневру

Обирається проміжок часу, для цього проміжку беремо свідчення аналізатору по осі X, по осі Y і гіроскопа по осі Z. У нас виходить три масиви даних і в них не обов'язково 20 елементів спочатку. До 20 ж ми наводимо їх екстраполяцією або інтерполяцією.

Вказуємо що з 15:00:00 по 16:00:00 у нас було перебування траєкторії. Так вказуємо всі події, що відбулися і отримуємо деяку безліч подій (events). Крім подій, все інше місце займає idle, тобто ті відрізки часу, протягом яких не було інших подій.

Отримавши безліч подій таким чином ми потім послідовно кожним з цих подій навчаємо модель. Передаємо їй дані події і говоримо, що ось це був маневр КА від астероїду.

Модель також вчиться тому, що таке відсутність подій. Весь залишився проміжок часу, де немає подій, ми ділимо на якісь проміжки і також даємо моделі, кажучи, що ось тут нічого немає.

На рисунку 2.7 зображений цей процес. Вгорі лінія - це дані по осі часу. Спочатку нічого не було (idle), потім відбулася подія (event), потім знову нічого, ще одна подія, і знову нічого. Нижче цієї лінії семпли (жовті квадрати), які передаються моделі для навчання.

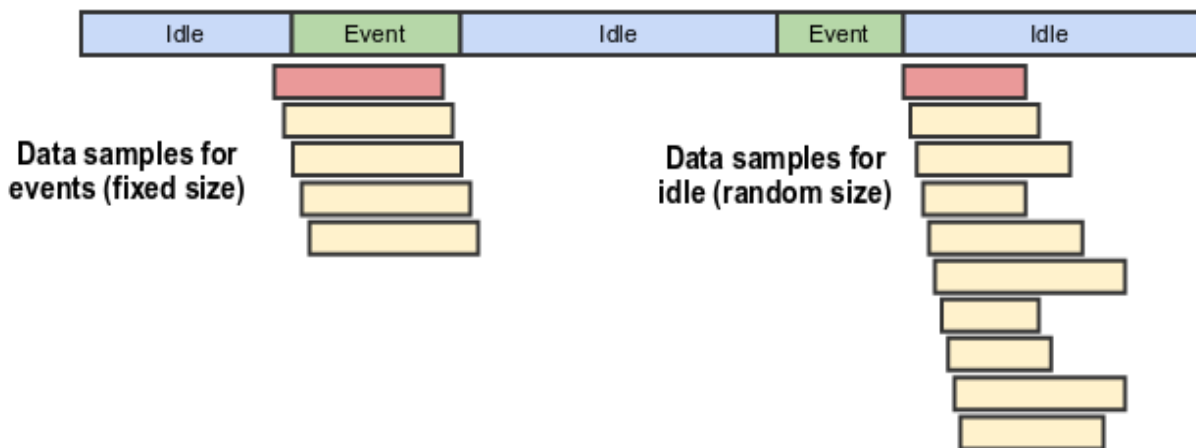


Рисунок 2.7 – Процес навчання моделі

Маючи вже навчену мережу ми можемо класифікувати події з її допомогою. Аналізатор передає нам постійний потік даних від антен. Ми зберігаємо історію всіх показань за останні 30 секунд і передаємо цю історію нашої моделі в надії на те, що вона зможе там знайти відповідь. Передаються відрізки довжиною 2, 4, 6, 8, 10, 15, 20, 25, 30 секунд і для кожного з відрізків визначається ймовірність тієї чи іншої події передбаченого моделлю.

Наприклад, відрізки:

[З "поточний час" по "2 секунди назад"] - ймовірності: idle 51%, поворот наліво 23%, поворот направо 52%

[Поточний час - 4 секунди тому] - idle 62%, поворот наліво 21%, поворот направо 60%

[Поточний час - 6 секунди назад] - idle 50%, поворот наліво 27%, поворот направо 91%

[Поточний час - 8 секунди назад] - idle 52%, поворот наліво 17%, поворот направо 72%

Тут для відрізка часу з поточного моменту до 6 секунд тому модель видає ймовірність 91% для повороту направо. Скажімо, це більше нашого threshold 90% і ми додаємо на карту подій подія поворот направо для цього часу.

В результаті у нас виходить карта з класифікаціями подій, з якої ми можемо спробувати зробити висновок про те, які події все ж відбувалися. На практиці одна й та ж подія, якщо робити вимірювання з кроком в пів секунди по кожному з інтервалів (тобто через кожні пів секунди ми повторюємо викладений вище алгоритм з відрізками) може бути визначено декілька разів (на Рисунку 2.7 зображено два зелених event в центрі малюнка).

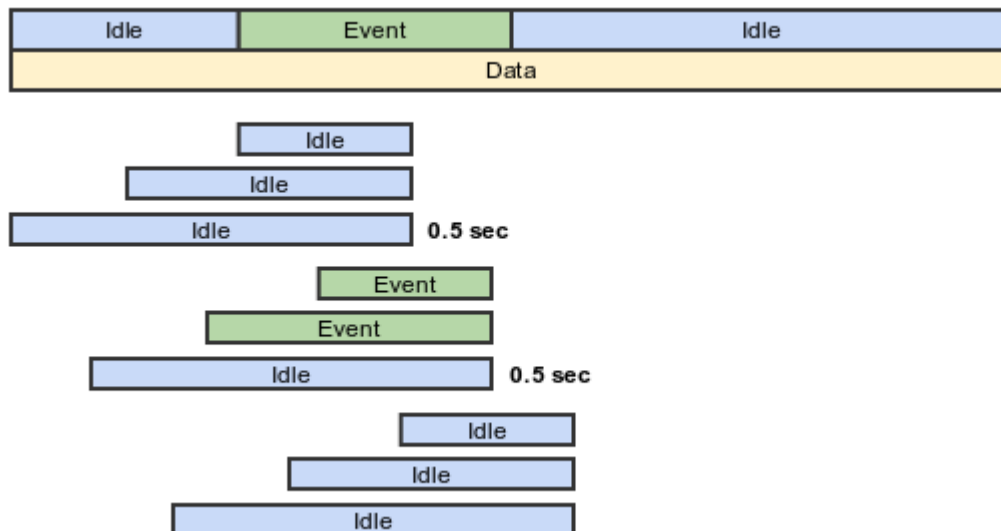


Рисунок 2.7 – Процес роботи навченої моделі

Щоб розібратися з подіями скористаємося алгоритмом кластеризації. Буде використовуватися density-based clustering (DBSCAN). Ідея його приблизно така: якщо дано набір точок в деякому просторі, алгоритм групує разом точки, які тісно розташовані позначаючи як викиди точки, які знаходяться самотньо в



областях з малою щільністю (найближчі сусіди яких лежать далеко). На рисунку 2.8 зображена візуалізація алгоритму.

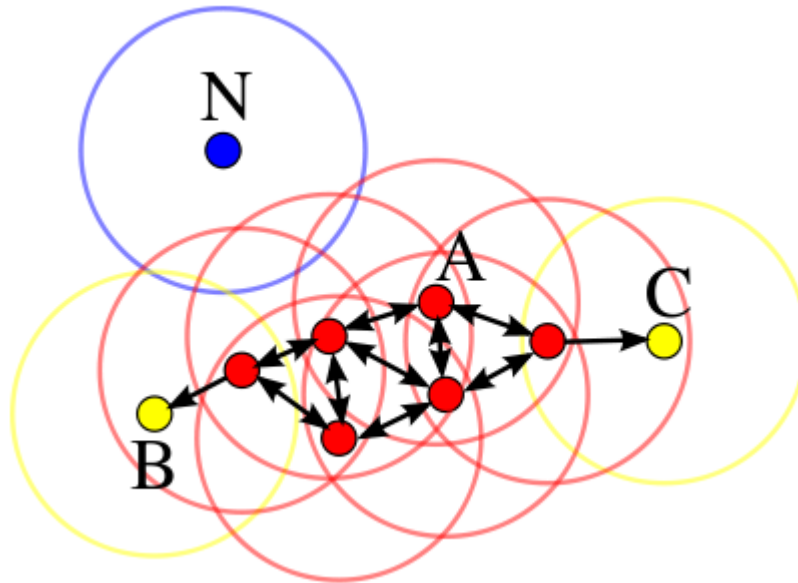


Рисунок 2.8 – Візуалізація density-based clustering

На цій діаграмі  $\text{minPts} = 4$ . Точка A і інші червоні точки є основними точками, оскільки область з радіусом  $\epsilon$ , навколишнє ці точки, містить щонайменше 4 точки (включаючи саму точку). Оскільки всі вони досяжні один з одного, точки утворюють один кластер. Точки B і C основними не є, але досяжні з A (через інші основні точки), і також належать кластеру. Точка N є точкою шуму, вона не є ні основною точкою, ні доступною прямо.

Тобто, якщо нам передбачили в якійсь точці 8 раз те, що тут є зміна траєкторії ліворуч то ми розуміємо, що так, зміна дійсно була. На Рисунок 2.8 горизонтальна вісь - це скажемо час, а червоні точки - це певний моделлю перебудування траєкторії для різних відрізків близьких один до одного.

Узагальнено події очима нейронної мережі зображено на рисунку 2.9. Це сильно узагальнене уявлення, насправді всередині воно набагато багатогранніше, але привівши до однієї площини виходить приблизно така картина:

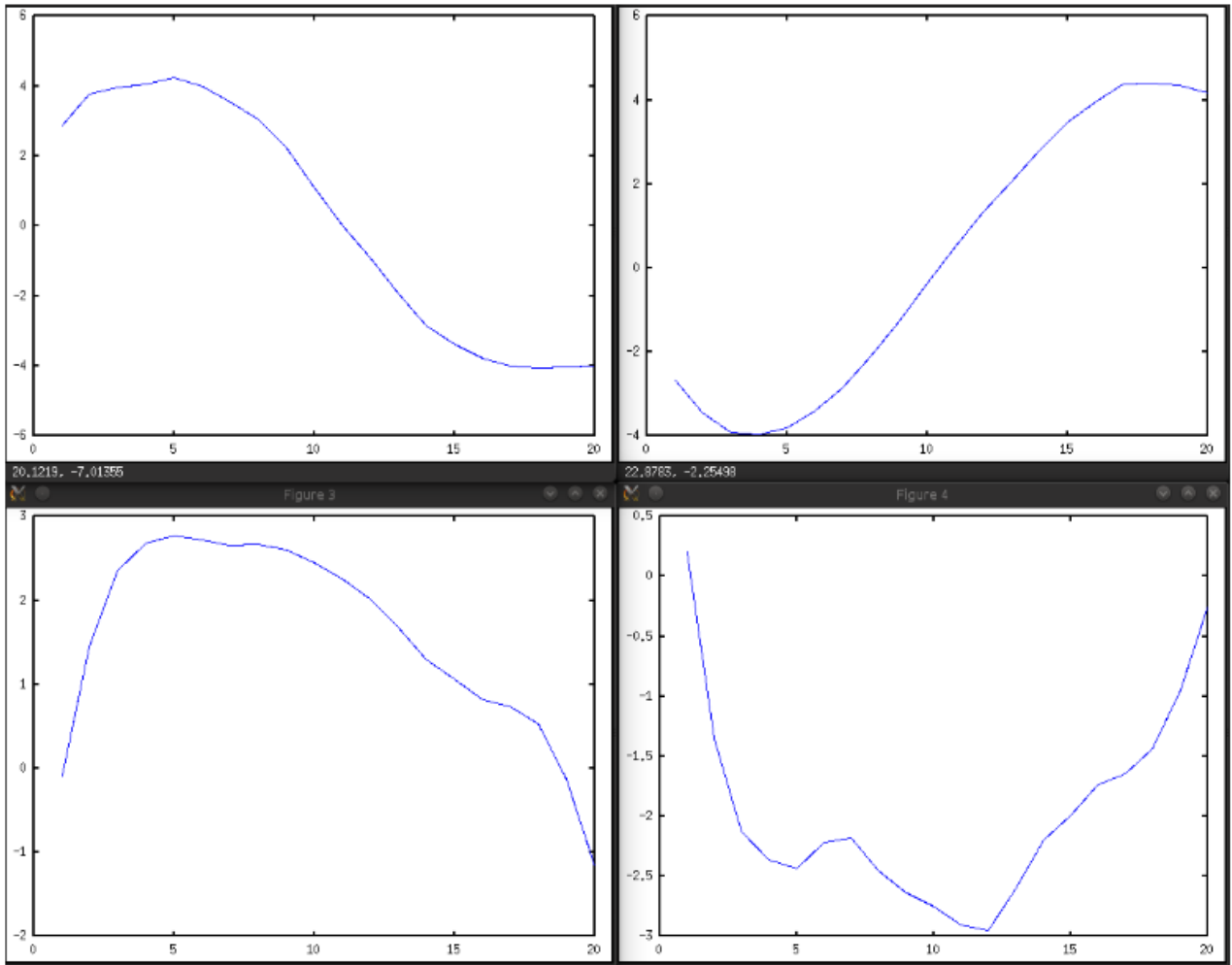


Рисунок 2.9 – Графіки подій для нейронної мережі

Це графіки бічного прискорення (вісь Y). Верхній ряд – це зміна траєкторії: наліво і направо. Можна побачити що зміні траєкторії прискорення змінюється від однієї сторони до іншої.

Нижній ряд – повороти наліво і направо, прискорення зростає до якогось значення і потім до кінця маневру убуває.

## 2.10 Висновки з розділу 2

В цьому розділі були проаналізовані відомі пульсари були відібрані опорні пульсари, проаналізовані способи вимірювання швидкості, синхронізації сигналів їх точність і обробка. Дослідженні події під час руху КА, описано класифікатор та його алгоритм. Наведено метод корегування траєкторії за допомогою нейронних мереж прямого поширення.

### **3 РОЗРОБЛЕННЯ ПРОТОТИПУ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ОБРОБКИ ШТУЧНИХ ДАНИХ ВИПРОМІНЮВАННЯ ПУЛЬСАРІВ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КООРДИНАТІВ У ПРОСТОРИ**

#### **3.1 Методи з видобутку даних о стані космічних апаратів**

Дані телеметрії космічних апаратів можуть містити велику кількість інформації про складну систему поведінки. Останні розробки в методах видобутку даних для орієнтації космічних апаратів дають змогу вивчити ці заархівовані дані та витягнути вбудовану інформацію для покращення стану системи програм моніторингу та керування руху просторі. Такі додатки можуть допомогти контролерам місій та інженерним аналітикам у їх роботі завдання забезпечити належну роботу систем космічних кораблів під їхнім наглядом. На відміну від загального схеми моніторингу окремих параметрів, ці програми, що керуються даними, можуть характеризувати і моніторинг взаємодії між кількома параметрами космічного корабля і може надати додаткове розуміння та цінна підтримка прийняття рішень для контролерів та інженерів. Кілька програмних засобів, керованих даними, включаючи Orca та Індуктивну систему моніторингу (IMS) були успішно застосовані.

Orca1 – це інструмент інтелектуального аналізу даних, який здійснює пошук незвичних точок даних або відхилень у багатовимірних даних встановлює шляхом обчислення відстані кожної точки даних від сусідніх точок. Наявність викидів у дані системи космічних кораблів цікавлять диспетчерів місій, оскільки вони можуть свідчити про несправність компоненти системи. Інструмент IMS використовує метод аналізу даних, який називається кластеризацією, для аналізу заархівованих даних космічного корабля та характеризують номінальну взаємодію між обраними параметрами. Ця характеристика, або модель нормальної роботи зберігається в базі знань, яка може бути використана для моніторингу системи в режимі реального часу або аналіз архівованих подій. Дані космічного корабля порівнюються з номінальною моделлю, побудованою IMS до виробляють показник того, наскільки ці дані відповідають нормальній поведінці, зафіксованій у навчальних даних, які були використовується для побудови бази знань IMS. Значні відхилення від номінальної моделі системи можуть насторожити контролера до несправності системи або попередника значної несправності.

NASA зберігає багаторічні архівовані дані космічного апаратів та Міжнародної космічної станції в комплекс оперативного скорочення даних (ODRC) в Космічному центрі Джонсона (AT). Методи з місця видобування даних корисні для аналізу типу даних, знайдених в ODRC, та вилучення інформації про типову поведінку параметрів телеметрії та те, як ці параметри співвідносяться між собою. Зокрема, останні події в методах виявлення аномалій, зумовлених даними, можуть обробити дані, виявивши незвичними подій або викидів у даних

для даної підсистеми космічного корабля. Ці методи виявлення аномалій також можуть автоматично аналізувати архівовані номінальні дані системи для характеристики нормальної роботи системи.

Порівняння вхідних даних у реальному часі з цією номінальною моделлю може дати користувачеві зрозуміти, чи існує поточна система поведінка відрізняється від попередньої.

### 3.1.1 Distance-Based Anomaly Detection

Виявлення аномалії на відстані з однією з потужних особливостей багатьох методів виявлення аномалій, зумовлених даними, є можливість аналізу кількох параметрів одночасно. Ця функція дозволяє їм виявляти та моделювати взаємодію пов'язаних параметрів, які може бути важко помітити при індивідуальному моніторингу параметрів. Основна структура даних, що використовується для аналізу на відстані, є вектором значень параметрів (рис. 3.1). Вектори, що містять значення  $N$  можна розглядати як точки в  $N$ -мірному векторному просторі. Відповідною метрикою відстані може бути використовується для обчислення відстані між точками. Звична метрика відстані Евкліда виявилась ефективною у кількох додатках, хоча інші показники також можуть бути корисними.

<i>Pressure A</i>	<i>Valve 1 Position</i>	<i>Pressure B</i>	<i>Valve 2 Position</i>	<i>Pressure C</i>	<i>Temperature 1</i>	<i>Temperature 2</i>
2857.2	86.4%	1218.4	96.2%	1104.1	49.8	37.6

Рисунок 3.1 – Зразок даних вектора

Для програм навігації векторні параметри, як правило, створюються з одночасним створенням значення датчика, зібрані з часового зрізу потоку даних. Додаткові обчислювальні (похідні) або історичні значення параметрів також можуть бути включені у вектор. Наприклад, часто може бути розширене розуміння системи отримані шляхом включення таких значень у вектор, як швидкість зміни значення тиску або різниця між двома пов'язаними датчиками температури.

### 3.1.2 Виявлення відхилень на основі відстані Orca

Метод використовує підхід найближчого сусіда для виявлення відхилень. Для кожної точки набору даних Orca знаходить інші точки набору даних, які є найближчими до цієї точки, називається найближчими сусідами точки. Відстань між точками вимірюється за допомогою Евкліда міра відстані для неперервних параметрів та відстань Хеммінга для дискретних параметрів. Програма виводить оцінку для кожної точки, що представляє середню відстань до найближчих  $k$  сусідів у набір даних. Значення  $k$  визначається користувачем. Точки, що мають більшу середню відстань до найближчого сусідні, ніж більшість інших точок у

наборі даних, вважаються викидами. Orca може знаходити викиди в межах одиничний набір даних або порівняйте один набір даних з іншим, щоб визначити, які точки в першому наборі даних незвично порівняно з другим набором.

Одним із підходів до використання Orca з телеметрією космічних апаратів є формування векторів даних, як описано раніше, використовуючи значення датчиків із заданої підсистеми космічного корабля та шукаючи викиди серед цих векторів. Для наприклад, вектори можуть формуватися з температури, тиску та витрат палива в ракетному двигуні. Аналіз Orca цього набору даних дозволяє знайти дані за тимчасові періоди під час спрацювання двигуна, які відображаються незвично характеристики порівняно з рештою даних. Незвичні дані можуть бути симптомами двигуна несправності, такі як несправний регулятор тиску або неправильне співвідношення суміші паливо-окислювач.

### 3.1.3 IMS Індуктивна система моніторингу

Система індуктивного моніторингу (IMS) - це інструмент, який використовує техніку видобутку даних, яка називається кластеризацією витягувати моделі нормальної роботи системи із заархівованих даних. Як і Orca, IMS працює з векторами даних значення. IMS аналізує дані, зібрані в періоди нормальної роботи системи, для побудови моделі системи. Це характеризує, як параметри співвідносяться між собою під час нормальної роботи, знаходячи області в векторний простір, де номінальні дані мають тенденцію до падіння. Ці райони називаються номінальними діючими регіонами і відповідають кластерам подібних точок, знайдених алгоритмом кластеризації IMS. Ці номінальні експлуатаційні регіони зберігаються в базі знань, яку IMS використовує для моніторингу телеметрії в реальному часі або архівованих даних аналіз.

Під час операції моніторингу IMS зчитує дані в реальному часі або заархівовані дані, форматує їх у заздалегідь визначену векторну структуру та здійснює пошук у базі знань номінальних діючих регіонів, щоб побачити, наскільки добре нові дані відповідають номінальній характеристиці системи. Для кожного вхідного вектора IMS повертає відстань, яка вектор падає з найближчої номінальної робочої області. Дані, які добре відповідають звичайним даним навчальних даних мають відхилення відстань нуль. Якщо один або кілька параметрів даних трохи перевищують очікувані значення, повертається невеликий ненульовий результат. Оскільки вхідні дані відхиляються далі від звичайних системних даних, вказуючи на можливі відхилення, IMS поверне більше значення відхилення, щоб попередити користувачів про аномалію.

IMS також обчислює внесок кожного окремого параметра в загальне відхилення, що може допомогти виділити причину аномалії.

### 3.2 Інтеграція інтелектуальної системи

Будемо використовувати архітектуру корекції місцяположення (Position Update Architectures, PUA) [23], архітектура погрешності місцяположення (Position-Position Error або  $P - \delta P$ ) [24] та комбінована архітектура  $P - \delta P$  і  $V - \delta V$  (Velocity-Velocity Error) або  $P - \delta P + V - \delta V$  [25].

#### 3.1.1 Архітектура корекції місцеположення

Для комплексування даних і відтворення динамічної моделі рухомого транспортного засобу, використовується багатошарова перцептронна нейронна мережа (Multilayer Perceptron Neural Network, MLPNN) [15] (далі будемо називати цю архітектуру PUA\_MLP). Вхідні дані мережі - швидкість  $V_{ins}(t)$  і азимут  $\psi_{INS}(t)$ , отримані від ІНС. вихідними даними мережі є два показники:  $\Delta E_{pua}(t)$ ,  $\Delta N_{pua}(t)$  – різниці координат між двома різними послідовними періодами для північної та східної складових координат, як показано на рис. 3.2.

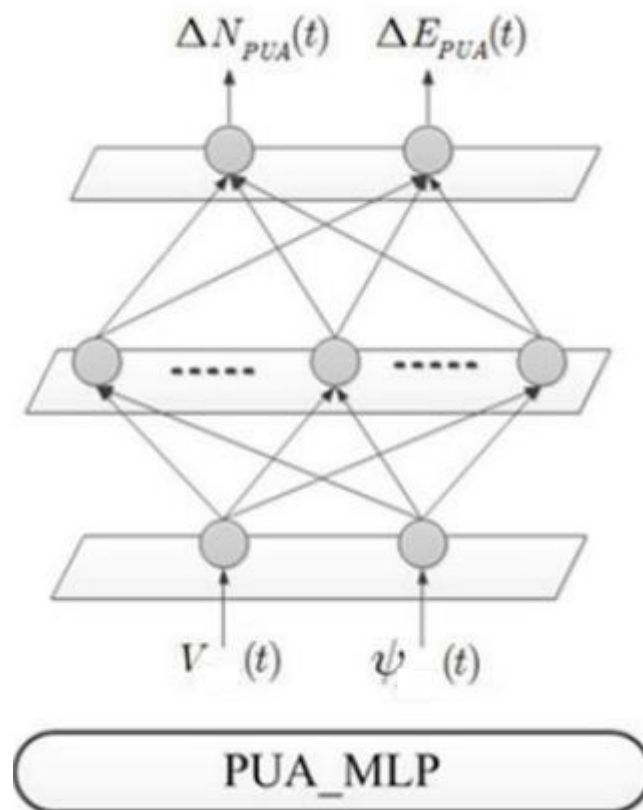


Рисунок 3.2 – Різниці координат між двома різними послідовними періодами

Поки доступний сигнал ГНСС, завдяки процесу навчання продовжує зменшуватися похибка оцінювання, що дозволяє отримати оптимальні значення ваг нейронної мережі, як показано на рис. 3.3.



Рисунок 3.3 – Отримання оптимальні значення ваг нейронної мережі

Коли сигнал пропадає, MLPNN працює в режимі прогнозування, щоб отримати оцінки східній і північній складових координат,  $\Delta E_{\text{pua}}(t)$ ,  $\Delta N_{\text{pua}}(t)$ , як показано на рис. 3.4.

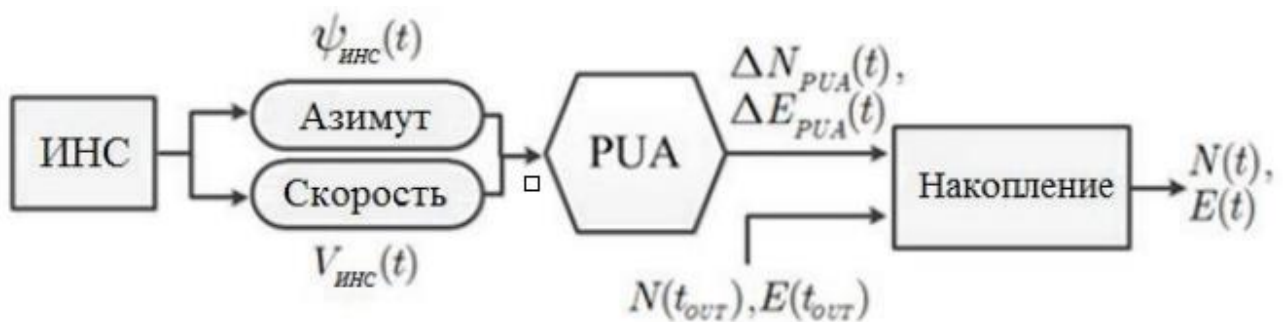


Рисунок 3.4 – оцінки складових координат

Для навчання PUA\_MLP використовується метод зворотного поширення [15]. Було показано, що схема PUA забезпечує більш високу точність позиціонування, ніж звичайний метод інтеграції за допомогою ФК при пропажі сигналу (коли мережа PUA і ФК працюють в режимі прогнозування). Разом з тим виникали труднощі з вибором найбільш відповідної внутрішньої структури MLPNN (кількість прихованих шарів і кількість нейронів в кожному шарі). Крім того, період навчання MLPNN виявився досить тривалим, що не підходить для роботи в режимі реального часу.

Для вирішення вищезазначених проблем в PUA\_MLP можемо замінити MLPNN в PUA мережею каскадної кореляції (CascadeCorrelation Network, CCN) [27]. Отриману архітектуру можна позначити як PUA\_CCN. Гнучкість і безперервне навчання, що дозволяють здійснювати регулювання ваг і коректне зміна топології, підвищують ефективність CCN при інтеграції ИНС / ГНСС в порівнянні з мережами з фіксованою топологією, в тому числі MLPNN. Створення інтегрованих систем ИНС / ГНСС вимагає більш гнучкого підходу при

відстеженні динаміки руху транспортного засобу і похибки ІНС, особливо якщо при цьому застосовується недорога система.

Технологія на основі CCN не вимагає апіорних знань або емпіричної перевірки, щоб реалізувати запропоновану архітектуру, оскільки здатна побудувати свою архітектуру «на ходу», ґрунтуючись на змінах динаміки КА. Результати показали більш високу ефективність CCN в порівнянні з MLPNN і ФК для інтеграції ІНС / ГНСС. Запропонована схема на основі CCN продемонструвала такі ж характеристики, що схема на основі MLPNN, але з меншою кількістю прихованих нейронів.

Також можливо замінити MLPNN в PUA алгоритмом типу «Випадкового лісу» (Random Forest Regression, RFR) [29] - вдосконаленим методом класифікації на основі вирішальних деревовидних структур, які мають поширення завдяки своїй надійності і гнучкості при моделюванні введення-виведення функціональних співвідношень [29]. Запропонована модель PUA\_RFR навчалася при наявності сигналів, потім використовувалася для прогнозування координат місця під час втрати сигналу. Показано, що модель PUA\_RFR підвищує точність автономної ІНС в порівнянні з PUA\_MLP. При цьому моделі PUA\_CCN і PUA на основі RFR між собою не порівнювалися.

Хоча всі вищезгадані архітектури PUA можна застосувати і для прогнозування висоти, на якій буде перебувати транспортний засіб, їх реалізація була обмежена навігаційними рішеннями в площині горизонту, придатними для наземних транспортних засобів, оскільки немає необхідності визначати висоту їх знаходження. Проте це має велике значення для повітряних транспортних засобів. Крім того, архітектура PUA не здатна оцінити швидкість і орієнтацію об'єкта.

### 3.2.2 Архітектура P-δP

Архітектура P-δP була вперше запропонована в [24] при спробі розробити спеціальний модуль, який функціонує аналогічно ФК, але не потребує в динамічних або стохастичних моделях для ІНС. Інтеграція ІНС на основі архітектури P-δP базується на оцінці похибки положення ІНС  $\delta P_{INS}$  шляхом обробки положення ІНС  $P_{INS}$ . Пропонована архітектура має два режими роботи – корекції та прогнозування рис. 3.5 та рис 3.6. Режим корекції використовується при доступності сигналів для поновлення внутрішньої структури модуля П, режим прогнозування - для корекції положення ІНС при втраті сигналу.

Таким чином, при наявності сигналу модуль P-δP навчається розпізнавати закономірності зміни похибки координат, що міститься у вхідних даних. У разі блокування пульсарного сигналу модуль P-δP імітує останнім переміщення транспортного засобу і забезпечує прогноз похибки його координат. Координати ІНС  $P_{INS}$  і час є вхідними сигналами для модуля, в той час як похибка координат ІНС  $\delta P_{INS}$  є вихідними параметрами модуля. Оцінка похибки координат ІНС  $\delta P_{INS}$ , що забезпечується модулем, потім порівнюється з різницею між вихідними



координатами ІНС і відповідними координатами пульсарів  $\delta P_{PULS/INS}$ , і результати порівняння використовуються в якості вхідних даних для алгоритму навчання та коригування внутрішньої структури модуля інтелектуальної системи.

Три мережі MLPNN застосовуються для моделювання трьох складових похибки координат в східному, північному та вертикальному напрямках. вхідний шар кожної мережі має два вхідних нейрона для складових координат ІНС і часу, в той час як вихідний шар має тільки один вихідний нейрон для відповідної похибки координат ІНС. Мережі MLPNN навчаються за алгоритмом зворотного поширення з правилом навчання Левенберга-Марквардта (LM) [30].

Результати показали, що архітектура P- $\delta P$  на основі MLPNN має перевагу перед ФК в точності позиціонування. Проте в [24] була приведена інформація про те, чи враховували при реалізації ФК моделі вимірювань інерційних датчиків і ГНС. Крім того, слід зазначити, що для перевірки цього методу використовувалися вимірювання ІНС навігаційного класу і не було представлено ніякої інформації про його ефективності при використанні тактичних або недорогих ІНС на основі MEMS. Складність, пов'язана як з архітектурою MLPNN, так і з його алгоритмами онлайн-навчання, обмежує можливості застосування цього методу в режимі реального часу.

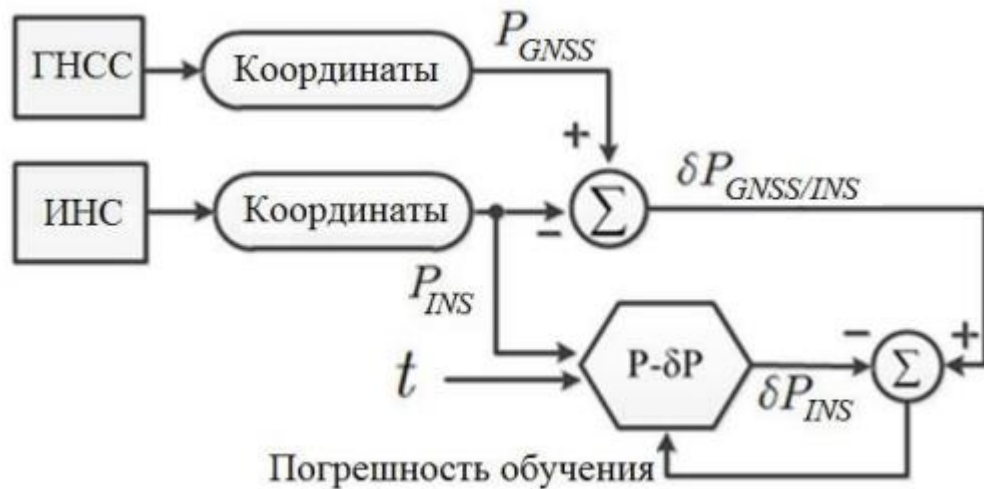


Рисунок 3.5– Режим корекції

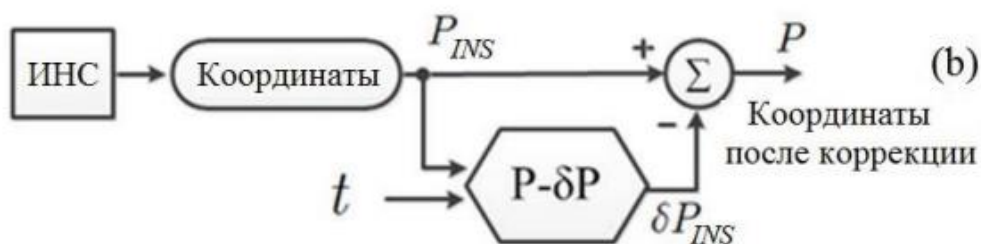


Рисунок 3.6 – Режим прогнозування

Існує варіант із заміною MLPNN в архітектурі P-δP радіально-базисної функцією нейронної мережі (РБФНМ) [15]. На відміну від MLPNN, РБФНМ має більш просту архітектуру, що складається тільки з трьох шарів (вхідний, прихований і вихідний), і, отже, більш прості і швидкі процедури навчання. Отримані результати продемонстрували також перевага запропонованого методу над ФК в точності позиціонування. Основним недоліком як архітектур Р-δP на базі РБФНМ, так і MLPNN є те, що навчання здійснюється з використанням всіх даних ІНС і сигналів пульсарів, доступних до відключення ГНСС, що недоцільно і практично неможливо реалізувати в режимі реального часу через тривалість навчання.

Процедура навчання заснована на методі ковзаючого вікна. Для кожного з трьох модулів РБФНМ з обох систем було отримано ряд вибірок (званих вікном W) складових координат ІНС  $P_{INS}$  і відповідних координат пульсарів  $P_{GNSS}$ . Модуль РБФНМ встановлюється і оновлюється в цьому вікні. Для завдань в режимі реального часу модуль РБФНМ навчається до того моменту, поки не буде досягнута певна мінімальна середньоквадратичне похибка або поки не завершиться певний кількість періодів навчання (визначається емпірично). Вікно даних зсувається в прямому напрямку на 1 с (час затримки) для отримання нових даних як від ІНС, так і від пульсарів. Дуже важливо правильно вибрати розмір вікна, щоб забезпечити бажану точність системи в режимі реального часу. Для ефективної боротьби з невизначеністю, неточністю і розпливчатістю вхідних даних в динамічних середовищах будемо використовувати нечіткі системи для створення нечіткого модуля для інтеграції.

У запропонованому модулі використовується адаптивна мережа на основі системи нечіткого виведення ANFIS [16] для оцінки похибок ІНС  $\delta P_{INS}$  з використанням архітектури P-δP. Схематичне представлення запропонованого модуля ANFIS для синтезу даних представлено на рис. 3.7

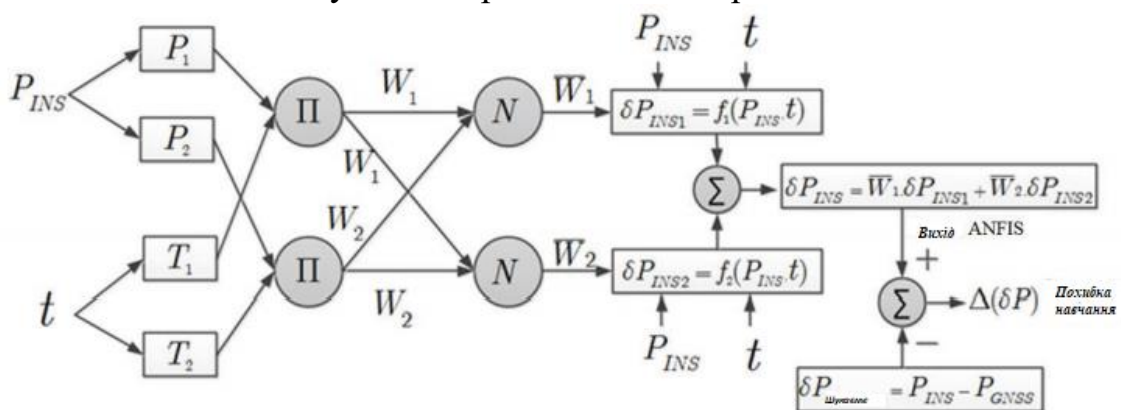


Рисунок 3.7 – P-δP архітектура с ANFIS

$P_1, P_2, T_1, T_2$  – нечіткі множини;  $W_1, W_2$  – ваги, які позначають інтенсивність нечіткого правила;  $\Pi$  – шар множення для застосування нечіткого оператора T. Оператор норми (мінімум або добуток), N – фіксований вузловий

шар для обчислення нормованих інтенсивностей ( $W_1$   $W_2$ ) ;  $f_1(*)$ ,  $f_2(*)$  – нелінійні функції.

## **3.2 Розроблення прототипу програмного забезпечення**

### **3.2.1 Формування цілей і постановка задачі для розробки програмного комплексу**

Проектування системи варто почати з визначення мети, яку він повинен досягти. Для проекти, створеного в рамках даної роботи необхідно створити систему яка на основі даних сигналів отриманих від пульсарів та даних КА буду визначати координати КА та корегувати траєкторію руху.

Досягнення цієї мети передбачає створення додатка який буде встановлено на систему КА, та буде отримувати дані та оброблювати їх за допомогою алгоритму який базується на використанні MLPNN та подальшої навчання системи по прийняттю рішень корегування руху КА, без повторних обчислювань, а надавати вже відомі раніше результати базуючись лише на вхідних даних.

На наступному етапі важливо декомпонувати завдання по розробці програми. Традиційно, розробка додатків складається з декількох незмінних етапів:

- проектування і розробка дизайну користувальницького інтерфейсу, робота над досвідом взаємодії (UI/UX);
- розробка користувальницького інтерфейсу і клієнтської частини додатку;
- проектування структури бази даних, розробка серверної частини веб-додатку, інтеграція з базою даних.

### **3.3.2 Побудова діаграми варіантів використання**

Діаграма варіантів використання є вихідним концептуальним поданням або концептуальною моделлю системи в процесі її проектування і розробки.

Розробка діаграми варіантів використання переслідує наступні мети:

- визначити спільні кордони і контекст модельованої предметної області на початкових етапах проектування системи;
- сформулювати загальні вимоги до функціональної поведінки проектованої системи;
- розробити вихідну концептуальну модель системи для її подальшої деталізації у формі логічних і фізичних моделей;
- підготувати вихідну документацію для взаємодії розробників системи.

Суть даної діаграми складається в наступному: проектована система представляється у вигляді множини сутностей або акторів, що взаємодіють з системою за допомогою так званих варіантів використання. При цьому актором

(actor) або дійовою особою називається будь-яка сутність, що взаємодіє з системою ззовні. Це може бути людина, технічний пристрій, програма або будь-яка інша система, яка може служити джерелом впливу на систему так, як визначить сам розробник. У свою чергу, варіант використання (use case) служить для опису сервісів, які система надає актору. Іншими словами, кожен варіант використання визначає деякий набір дій, який чинять системою при діалозі з актором. При цьому нічого не говориться про те, яким чином буде реалізовано взаємодію акторів з системою.

У системі є лише один вид користувача: користувач додатку.

Користувач додатку має функції (рис. 3.8):

- Вибір опорних пульсарів;
- Огляд релевантності обраних пульсарів;
- Калібрування
- Перегляд поточних координат
- Побудова траєкторії

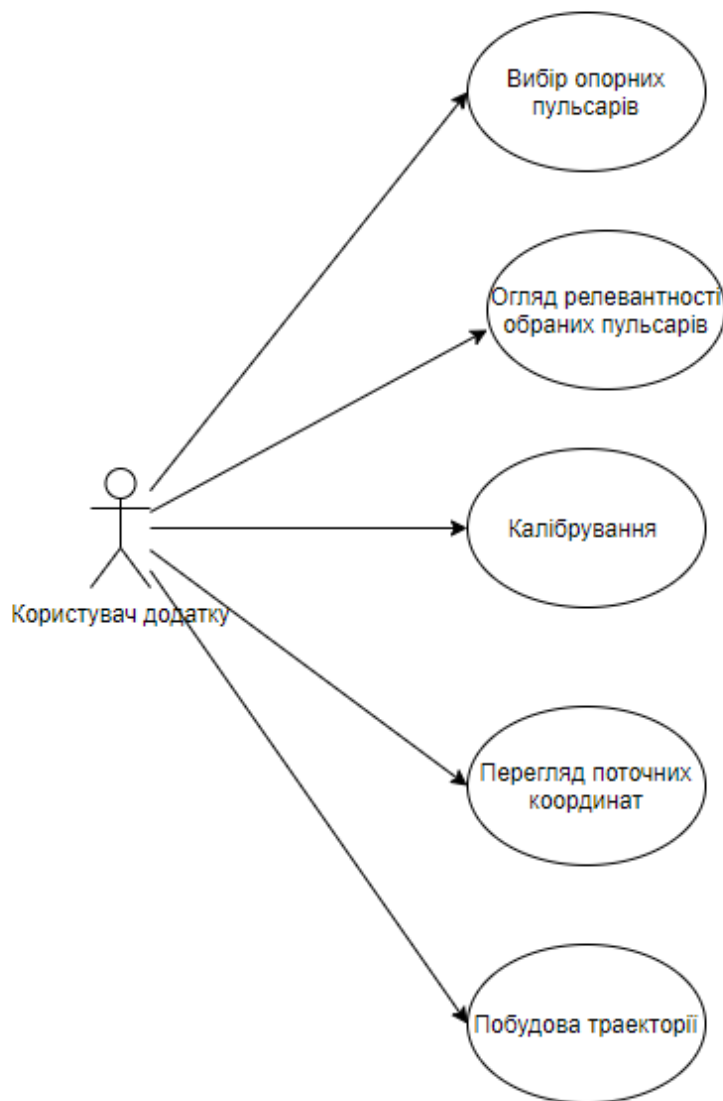


Рисунок 3.8 – Діаграма варіантів використання користувача додатку

### 3.3.3 Вимоги до ПО

#### 3.3.3.1 Функціональні вимоги

Функціональні вимоги до розроблювального ПО такі.

1.1 Користувач додатку повинен мати доступ до наступного функціоналу:

- Вибір опорних пульсарів;
- Огляд релевантності обраних пульсарів;
- Калібрування приладів КА;
- перегляд поточних координат;
- побудова координат;

### 3.3.3.2 Нефункціональні вимоги

До нефункціональних вимог відносяться такі:

3.1 мінімальні системні вимоги для роботи програми на стороні клієнта наведені в таблиці 3.1;

Таблиця 3.1 – Конфігурація ПК для роботи програми на стороні клієнта

Операційна система	системи на базі Linux (Debian)
Процесор	Intel core i3 ,AMD64 або краще
Об'єм оперативної пам'яті	1 ГБ

3.2 мінімальні системні вимоги для роботи програми та бази даних на стороні сервера наведені в таблиці 3.2;

Таблиця 3.2 – Конфігурація ПК для роботи програми на стороні сервера

Операційна система	системи на базі Linux (Debian)
Процесор	Intel Xeon E5-2676 v3 або краще
Об'єм оперативної пам'яті	1 ГБ

форма побудови меню додатку на екрані:

- на головній сторінці повинна бути карта з координатами корабля та опис опорних пульсарів;
- в правому верхньому куті повинен бути список пульсарів, які доступні для відображення.

### 3.2.2 Специфікація варіантів використання

Сценарії використання, варіанти використання або прецеденти - специфікація послідовностей дій (варіанти послідовностей і помилкові послідовності) які може здійснювати система, підсистема або клас, взаємодіючи з зовнішніми дійовими особами.

Специфікація варіантів використання виконана у вигляді таблиць з описом прецедентів і сценаріїв і наведена в таблицях 3.3 – 3.7

Таблиця 3.3 – Сценарій вибору опорних пульсарів

<b>Ім'я</b>	Select_bearing_pulsars
<b>Назва</b>	Вибір опорних пульсарів
<b>Опис</b>	Вибір опорних пульсарів як маяків для визначення координат у просторі
<b>Передумова</b>	Додаток запущено, обрана вкладка вибору опорних пульсарів
<b>Постумова</b>	Додаток демонструє доступні пульсари та їх властивості
<b>Основний потік</b>	1 Користувач заходить на вкладку Пульсари. 2 Користувач обирає три пульсари.
<b>Альтернативний потік</b>	1 Користувач заходить на вкладку Пульсари. 2 Користувач обирає менш ніж три пульсари. 3 Користувачеві виводиться попередження про те що необхідно обрати три пульсари.

Таблиця 3.4 – Сценарій огляду релевантності пульсарів

<b>Ім'я</b>	View_bearing_pulsars_rel
<b>Назва</b>	огляд релевантності пульсарів
<b>Опис</b>	Перегляд властивостей пульсарів та їх ефективностей
<b>Передумова</b>	Додаток запущено, обрана вкладка огляду опорних пульсарів
<b>Основний потік</b>	1 Користувач заходить на вкладку Пульсари 2 Обирає вкладку релевантності пульсарів

Таблиця 3.5 – Сценарій калібрування

<b>Ім'я</b>	Calibration
<b>Назва</b>	Калібрування приладів КА
<b>Опис</b>	Користувач переходить на вкладку калібрування
<b>Передумова</b>	1 Користувач має обрати три опорні пульсари. 2 Користувач перейшов на вкладку калібрування.
<b>Постумова</b>	Калібрування приладів КА
<b>Основний потік</b>	1 Користувач переходить до пункту Калібрування. 2 Користувач натискає на калібрування приладів.
<b>Альтернативний потік</b>	1 Користувач обирає опорні пульсари 2 Користувач обирає побудову траєкторії. 3 Система пропонує відкалібрувати прилади для синхронізації з новою траєкторією та пульсарами.

Таблиця 3.6 – Сценарій перегляду поточних координат

<b>Ім'я</b>	Display_current_coordinates
<b>Назва</b>	Відображення поточних координат у системі опорних пульсарів
<b>Опис</b>	Користувач обирає відображення поточних координат у системі опорних пульсарів
<b>Передумова</b>	1 Користувач обрав опорні пульсари
<b>Постумова</b>	Відображено поточні координати
<b>Основний потік</b>	1 Користувач обирає перегляд поточних координат. 2 Користувач натискає на кнопку видалити.

Таблиця 3.7 – Сценарій побудови траєкторії

<b>Ім'я</b>	Build_a_trajectory
<b>Назва</b>	Побудова траєкторії
<b>Опис</b>	Користувач будує траєкторію
<b>Передумова</b>	1 Користувач обрав опорні пульсари. 2 Користувач обрав кінцеву точку.
<b>Постумова</b>	1 Відображення координат
<b>Основний потік</b>	1 Користувач обирає кінцеву точку. 2 Користувачу будується траєкторія.
<b>Альтернативний потік</b>	1 Користувач обирає існуючу систему із 3 опорних пульсарів. 2 Користувачу будується траєкторія



### 3.3 Розробка макетів екранних форм

Згідно з вимогами до ПО складемо діаграму переходів між сторінками інтерфейсу рисунок 3.9.

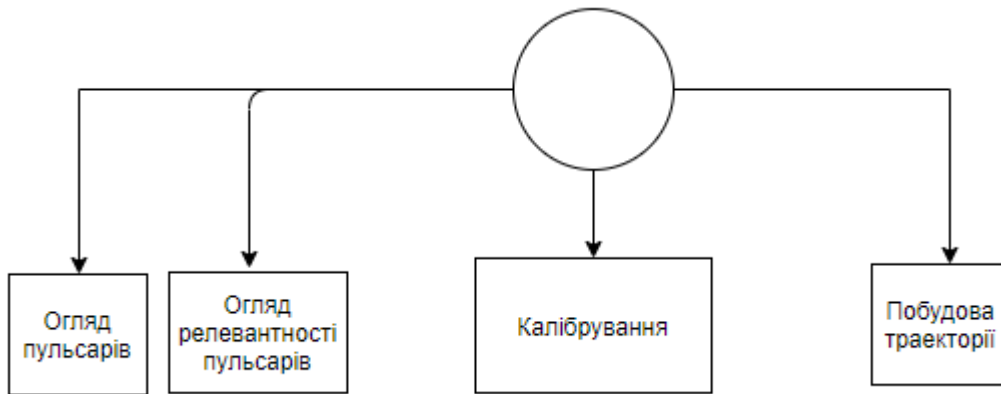


Рисунок 3.9 – Діаграма переходів між сторінками

На рисунку 3.10 надано макет головної сторінки.

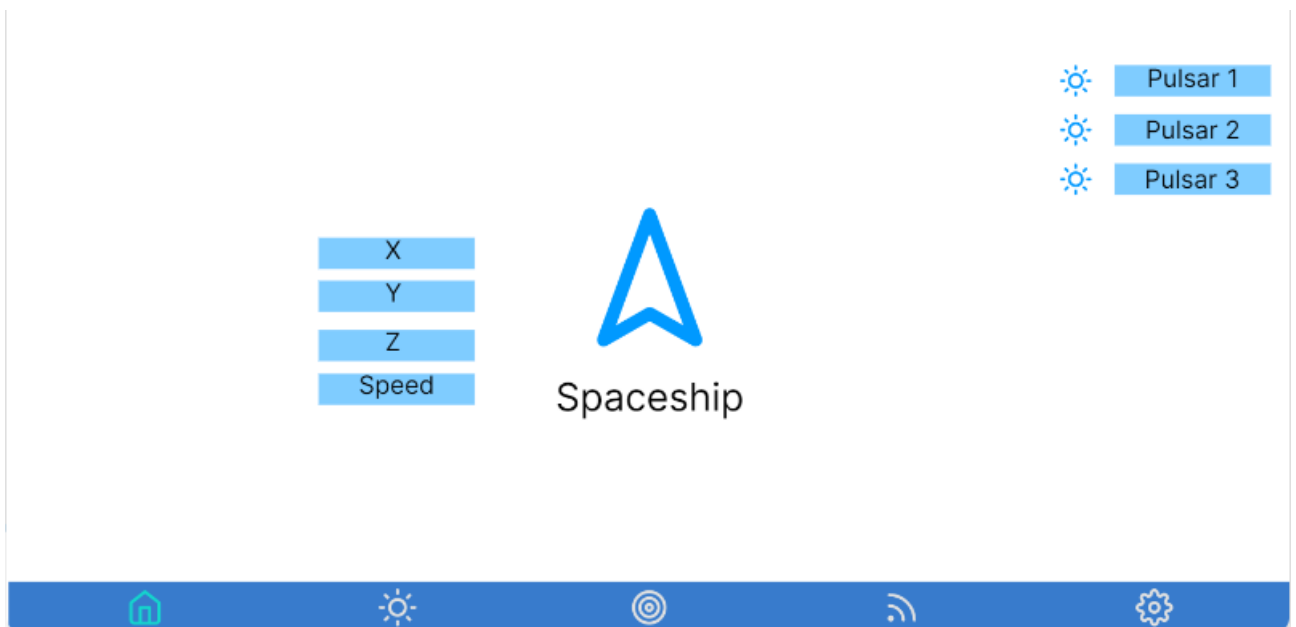


Рисунок 3.10 - Макет головної сторінки

На рисунку 3.11 надано макет сторінки опорних пульсарів.

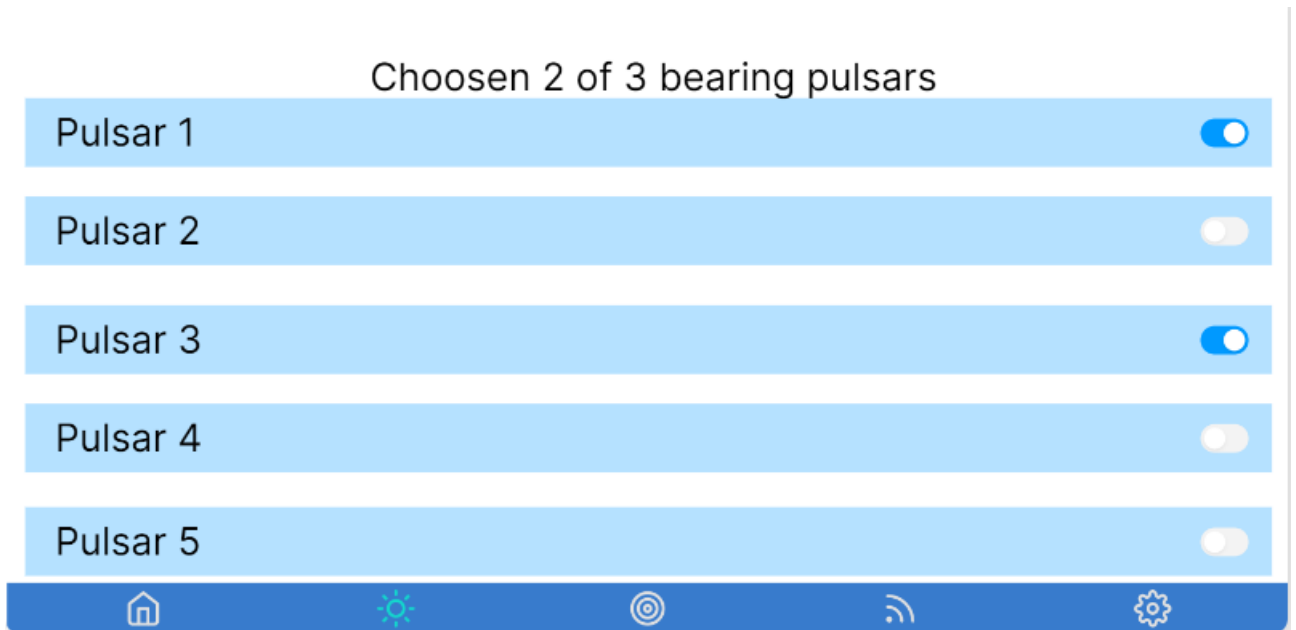


Рисунок 3.11 - Макет головної сторінки

На рисунку 3.12 надано макет сторінки побудованої траєкторії.

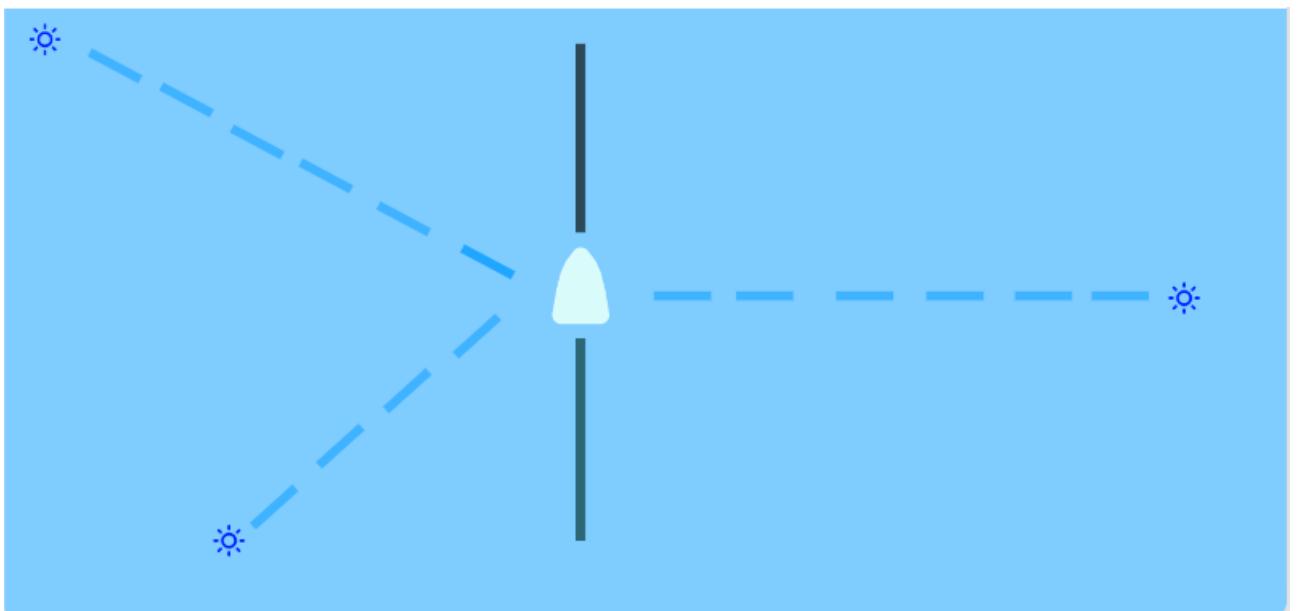


Рисунок 3.12 - Макет сторінки побудованої траєкторії

На рисунку 3.13 надано макет головної сторінки.

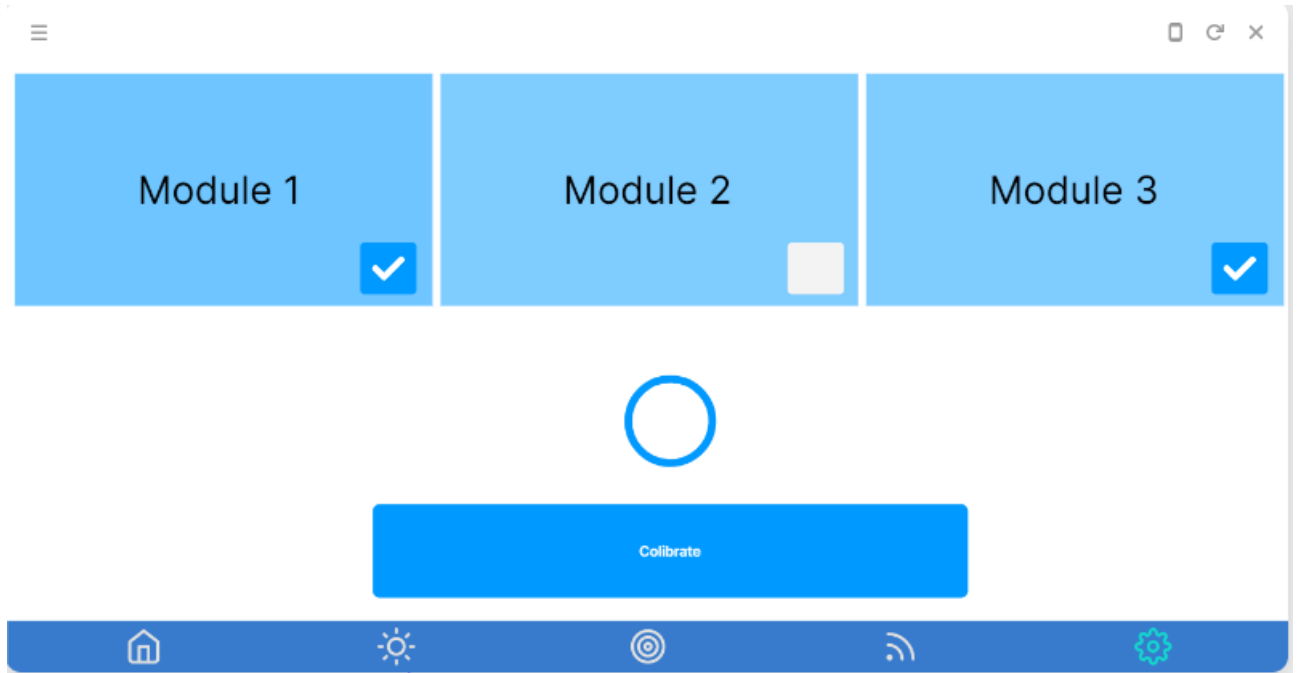


Рисунок 3.13 - Макет сторінки побудованої траєкторії

### 3.5 Початкові дані

Для того, щоб забезпечити прозорий і простий інтерфейс взаємодії програмних модулів додатку, які були виділені в попередньому розділі, необхідно забезпечити поділ функціональних можливостей між модулями.

Оскільки рішення задачі вимагає розробки інтерактивного інтерфейсу для взаємодії з користувачем, клієнтської частини додатку знадобляться потужні інструменти для відображення інтерфейсу.

Відповідно, для того, щоб ізолювати цю функціональність в одному модулі, необхідно сконцентрувати всі дії по формуванню відображення інтерфейсу в клієнтському додатку. Односторінковий додаток забезпечує винос здебільшого логіки в модуль клієнтського додатку: обробка даних для відображення, відображення, обробка користувальницьких подій, відправка даних на сервер. Таким чином, інтерфейс для клієнтського модуля представляє із себе методи по прийому й відправленню необроблених даних без відображення.

Для вирішення завдань клієнтського додатка було обрано такі технології:

- бібліотека AvoloniaUI для роботи з відображенням призначеного для користувача інтерфейсу;

Основними завданнями серверного додатку при реалізації підходу односторінкового додатку є:

- взаємодія з базою даних;
- процедура обробки запитів від клієнтської частини додатку і виконання бізнес-логіки додатка;
- формування сторінки для першого користувальницького запиту.

Для вирішення завдань серверного додатку було обрано такі технології:

- .NetCore - це горизонтальний розвиток програмної платформи .NET в інші операційні системи, в яких вона забезпечує можливість використання додатків, розроблених для Windows;

Взаємодію бази даних і сервера слід організувати, дотримуючись принципу, що бізнес логіка знаходиться в коді серверного додатку, а не в базі даних. В цьому випадку база даних зберігає дані, і надає прямий доступ до даних, тоді як вся бізнес-логіка реалізована в підсистемах серверного додатка. База даних дозволяє виконувати транзакції для проведення атомарних операцій над даними.

Ізоляція бізнес-логіки в підсистемах серверного додатку дозволяє забезпечити прозорий інтерфейс взаємодії сервера з базою даних.

Для забезпечення такої ізоляції, можна визначити наступну ієрархічну структуру завдань:

- розробка модуля клієнтської частини веб-додатку;
- розробка модуля серверної частини веб-додатку;
- модуль бази даних;

### 3.6 Архітектура додатку

Model-View-ViewModel (MVVM) – шаблон проектування архітектури додатку. Представлений в 2005 році Джоном Госсманом (John Gossman) як модифікація шаблону Presentation Model. Орієнтований на сучасні платформи розробки, такі як Windows Presentation Foundation, Silverlight від компанії Microsoft, ZK framework. Використовується для поділу моделі і її уявлення, що необхідно для їх зміни окремо один від одного. Наприклад, розробник задає логіку роботи з даними, а дизайнер працює з призначеним для користувача інтерфейсом. MVVM зручно використовувати замість класичного MVC і йому подібних в тих випадках, коли в платформі, на якій ведеться розробка, є «зв'язування даних». У шаблонах проектування MVC / MVP зміни в інтерфейсі не впливають безпосередньо на модель, а попередньо йдуть через контролер (англ. Controller) або Presenter. У таких технологіях як WPF і Silverlight є концепція «зв'язування даних», що дозволяє пов'язувати дані з візуальними елементами в обидві сторони. Отже, при використанні цього прийому застосування моделі MVC стає вкрай незручним через те, що прив'язка даних до подання безпосередньо не вкладається в концепцію MVC / MVP. Шаблон MVVM ділиться на три частини:

- Модель (англ. Model) (так само, як в класичній MVC) являє собою логіку роботи з даними і опис фундаментальних даних, необхідних для роботи програми.
- Подання (англ. View) - графічний інтерфейс (вікна, списки, кнопки і т. П.). Виступає передплатником на подія зміни значень властивостей або команд, що надаються Моделлю Уявлення. У разі, якщо в Моделі Уявлення змінилося якеось властивість, то вона сповіщає всіх передплатників про це, і Уявлення, в свою чергу, запитує оновлене значення властивості з Моделі Уявлення. У разі, якщо користувач впливає на який-небудь елемент інтерфейсу, Подання викликає відповідну команду, надану Моделлю Уявлення.
- Модель Уявлення (англ. ViewModel) - з одного боку, абстракція Уявлення, а з іншого - обгортка даних з Моделі, подлежащих зв'язування. Тобто, вона містить Модель, перетворену до Подання, а також команди, якими може користуватися Подання, щоб впливати на Модель.

### **3.7 Висновки з розділу 3**

В даному розділі проведено аналіз, вибір і обґрунтування технологій розробки програмного засобу.

Було розглянуто вимоги до ПО, в результаті розгляду вимог було описано специфікації варіантів використання. Для реалізації ПО було обрано клієнт серверну архітектуру та мову програмування С#. В результаті розробки прототипу було спроектовано та реалізовано серверну та клієнтську частину програмного забезпечення. В зв'язку з тенденцією збільшення навантаження на клієнтську частину і створення нових інструментів, у розділі було розглянуто та проаналізовано необхідний набір засобів.

## ВИСНОВКИ

В першому розділі були проаналізовані основні методи астронавігації за допомогою пульсарів, представлені методи позиціонування та проаналізовані існуючі системи. Також вивчені основні методи створення штучного інтелекту шляхом машинного навчання.

В другому розділі були проаналізовані відомі пульсари були відібрані опорні пульсари, проаналізовані способи вимірювання швидкості, синхронізації сигналів їх точність і обробка. Дослідженні події під час руху КА, описано класифікатор та його алгоритм. Наведено метод корегування траєкторії за допомогою нейронних мереж прямого поширення.

В третьому розділі проведено аналіз, вибір і обґрунтування технологій розробки програмного засобу.

Було розглянуто вимоги до ПО, в результаті розгляду вимог було описано специфікації варіантів використання. Для реалізації ПО було обрано клієнт серверну архітектуру та мову програмування С#. В результаті розробки прототипу було спроектовано та реалізовано серверну та клієнтську частину програмного забезпечення. В зв'язку з тенденцією збільшення навантаження на клієнтську частину і створення нових інструментів, у розділі було розглянуто та проаналізовано необхідний набір засобів.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Лысенко Л.Н., Иванов Н.М. Балістика и навігація космічних апаратів. М.: Дрофа, 2004.
2. Vallado D.A. Fundamentals of Astrodynamics and Applications. Springer, 2007. XXI. P. 1055.
3. Weeks C.J., Bowers M.J. // J. of Guidance Control Dynamics. 1995. 18. P. 1287.
4. Folta D., Gramling C., Long A. et al. // Adv. in the Astronautical Sciences, Astrodynamics. 1999. 103. P. 2161.
5. Kaspi V.M. // Astronomical and Astrophysical Objectives of Sub-Milliarcsecond Optical Astrometry: IAU Symposium / Ed. by E. Hog, P. K. Seidelmann. 1995. 166. P. 163.
6. Sheikh S.I., Pines D.J., Ray P.S. et al. // J. of Guidance Control Dynamics. 2006. 29. P. 49.
7. Emadzadeh A.A., Speyer J.L. // IEEE Trans. on Signal Processing. 58. 2010. P. 4484.
10. Becker W., Bernhardt M.G., Jessner A. // Acta Futura. 2013. 7. P. 11.
8. Ray P.S., Wood K.S., Wolff M.T. et al. // Bull. Am. Astron. Soc. 2002. 34. P. 1298.
9. Kuzmin A., Losovsky B.Y., Jordan C.A., Smith F.G. // Astron. Astrophys. 2008. 483. P. 13.
10. Taylor J.H. // Philos. Trans. of the Royal Society of London. Series A. 1992. 341. P. 117.
11. Kuiper L., Hermsen W. // ArXiv Astrophysics e-prints. astro-ph/0312204. 2003.
12. Zavlin V.E. // Astrophys. Sp. Sci. April 2007. 308. P. 297.
13. Seo E.S., Ormes J.F., Streitmatter R.E. et al. // Astrophys. J. 1991. 378. P. 763.
14. Gruber D.E., Matteson J.L., Peterson L.E., Jung G.V. // Astrophys. J. 1999. 520. P. 124.
15. Damour Th., Soffel M., Xu Ch. // Phys. Rev. D. 1991. 43. P. 3273. 19. Petit G. // IAG Symposia. 2000. Springer-Verlag, 2000. 120. P. 3.
16. Soffel M., Klioner S., Petit G., Wolf P. // Journees ´ 1999 — systemes de r ` ef´ erence spatio-temporels & IX. ´ Lohrmann-Kolloquium. 2000. P. 34
17. Жаров В.Е. Сферическая астрономия. Фрязино: Век-2, 2006..
- Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning / C.M. Bishop. — NY: Springer. — 2006.
18. Zgurovsky M.Z. System Analysis: Theory and Applications / M.Z. Zgurovsky, 19.N.D. Pankratova // Springer. — 2007. — 448 p.
20. Novikov A. The synthesis of information protection systems with optimal properties / A. Novikov, A. Rodionov // Complexity and Security. — Vol. 37. — 2008. — 307 p
21. LeCun Y. Deep learning / Y. LeCun, B. Yoshua, H. Geoffrey // Nature. — Vol. 521, N 7553. — 2015. — P. 436–444..
22. Ghamisi P. Advanced Spectral Classifiers for Hyperspectral Images: A review / P. Ghamisi, J. Plaza, Y. Chen et al // IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine.



— Vol. 5, N 1. — 2017. — P. 8–32.

23. Fukunaga K. Introduction to statistical pattern recognition / K. Fukunaga // Academic press, 2013. — 591 p.

24. Turyshev S.G., Sazhin M.V., Toth V.T. // *Phys. Rev. D*. 2014. 89(10). 105029.

25. Turyshev S.G., Toth V.T., Sazhin M.V. // *Phys. Rev. D*. 2013. 87(2). 024020.

26. Kopeikin S., Efroimsky M., Kaplan G. Relativistic Celestial Mechanics of the Solar System. 2011. P. 860.

27. Ландау Л.Д., Лифшиц Е.М. // Теория поля. 7-е изд., испр. М.: Наука, 1988.

28. Вейнберг С. // Гравитация и космология. Принципы и приложения общей теории относительности. М.: Мир, 1975.

29. Detweiler S. // *Astrophys. J.* 1979. 234. P. 1100.

30. Taylor J.H. // Proc. of the 37th Annual Frequency Control Symposium. 6. N. Y., USA, 1983.

## **ДОДАТОК А.**

### **Слайди презентації**

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
 Національний аерокосмічний університет ім. М. С. Жуковського  
 «Харківський авіаційний інститут»  
 Факультет програмної інженерії та бізнесу  
 Кафедра інженерії програмного забезпечення

**Тема роботи**

**Інтелектуальна система  
 координування літальних апаратів  
 за допомогою пульсарів**

**Виконав:** студент 657П1  
 Баденко М.С.

**Керівник:** к.т.н. доц. каф. 603  
 Манжос Ю.С.

**Рецензент:** д.т.н., професор  
 Коваленко А.А.

Рисунок А.1 – Титульний слайд

**Об'єкт, предмет та методи досліджень**

- ◆ **Актуальність теми** можливість розв'язання навігаційних задач без використання радіовипромінювання.
- ◆ **Об'єкт дослідження** – рентгівське випромінювання пульсарів як базис для розв'язання навігаційних задач.
- ◆ **Методи дослідження.** Методи лінійної алгебри, як засіб визначення поточних кутових координат. Методи математичної статистики, як засіб визначення похибки вимірювання. Методи штучного інтелекту для ідентифікації пульсарів за фундаментальною вимірюваною величиною – спостережуваній фазі надходження рентгівського імпульсу пульсару на детектор.

Рисунок А.2 – Об'єкт, предмет та методи досліджень

## Мета роботи

- ♦ **Метою роботи** є підвищення ефективності визначення поточних координат літального апарату за допомогою штучного інтелекту та природного базису навігаційної системи – рентгенівських пульсарів.

Рисунок А.3 – Мета роботи

## Аналіз публікацій

### XPNAV-1

XPNAV-1, також званий Пульсар - перший в світі навігаційний супутник, який здійснює навігацію на основі рентгенівського випромінювання пульсарів (англ. X-ray pulsar-based navigation, скор. XPNAV). Розроблено і створено в Китаї. За допомогою обладнання супутника планується реєстрація сигналів від 26 рентгенівських пульсарів і створення на їх основі навігаційної бази

Рисунок А.4 – Аналіз публікації XPNAV-1

## Аналіз публікацій

- ◆ У 2015 році Шуай Пін відзначав, що при дводобовий експонуванні детектора площею 1 м<sup>2</sup> можливе визначення характеристик руху апарату з точністю до 60 м, а швидкості до 0,004 м / с. Але вже 8 жовтня 2016 року, офіційно представляючи проєкт, Шуай Пін відзначав, що точність вимірювань дозволяє визначати положення міжпланетної станції з точністю до десяти метрів

Рисунок А.5 – Аналіз публікації XPNAV-1

## Аналіз публікацій

- ◆ SEXTANT (Station Explorer for X-ray Timing and Navigation Technology) (станція для вивчення джерел рентгеновського випромінювання з метою використання в навігаційних технологіях) - це прилад НАСА, розроблений Центром космічних польотів Годдарда і призначений для перевірки методу XNAV на орбіті, на борту Міжнародної космічної станції разом з проєктом NICER. Початок проєкту було заплановано на жовтень 2016 .

Рисунок А.6 – Аналіз публікації SEXTANT

## Аналіз публікацій

SEXTANT був доставлений на борт МКС 5 червня 2017 року місією SpaceX CRS-11, як частина приладу Найсер, призначеного для дослідження пульсарів. На основі технології SEXTANT планується створити навігаційну систему з точністю позиціонування 5 км

Рисунок А.7 – Аналіз публікації SEXTANT

## Моделі та методи

### ◆ Distance-Based Anomaly Detection

Основна структура даних, що використовується для аналізу на відстані, є вектором значень параметрів. Вектори, що містять значення  $N$  можна розглядати як точки в  $N$ -мірному векторному просторі. Відповідною метрикою відстані може бути використується для обчислення відстані між точками. Звична метрика відстані Евкліда виявилась ефективною у кількох додатках, хоча інші показники також можуть бути корисними.

<i>Pressure</i> A	<i>Valve 1</i> <i>Position</i>	<i>Pressure</i> B	<i>Valve 2</i> <i>Position</i>	<i>Pressure</i> C	<i>Temperature</i> 1	<i>Temperature</i> 2
2857.2	86.4%	1218.4	96.2%	1104.1	49.8	37.6

Рисунок А.8 – Моделі та методи

## Моделі та методи

- ◆ Нейронні мережі прямого поширення (feed forward neural networks, FF або FFNN) і перцептрони (perceptrons, P) дуже прямолінійні, вони передають інформацію від входу до виходу. Нейронні мережі часто описуються у вигляді листового торта, де кожен шар складається з вхідних, прихованих або вихідних клітин

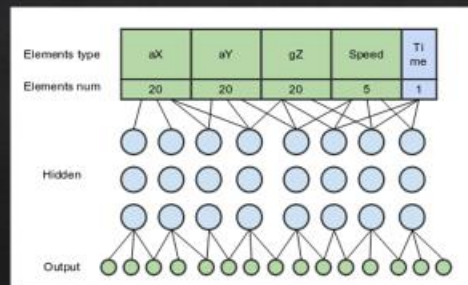


Рисунок А.9 – Моделі та методи

## Моделі та методи

Щоб розібратися з подіями скористаємося алгоритмом кластеризації. Буде використовуватися density-based clustering (DBSCAN). Ідея його приблизно така: якщо дано набір точок в деякому просторі, алгоритм групує разом точки, які тісно розташовані позначаючи як викиди точки, які знаходяться самотньо в областях з малою щільністю (найближчі сусіди яких лежать далеко).

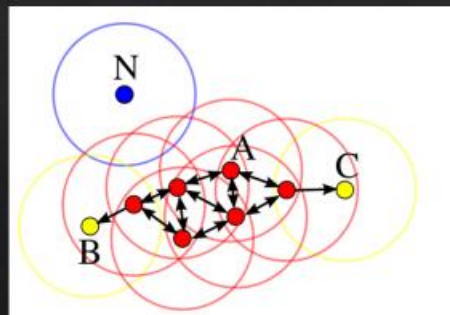


Рисунок А.10 – Моделі та методи

## Розробка ПЗ

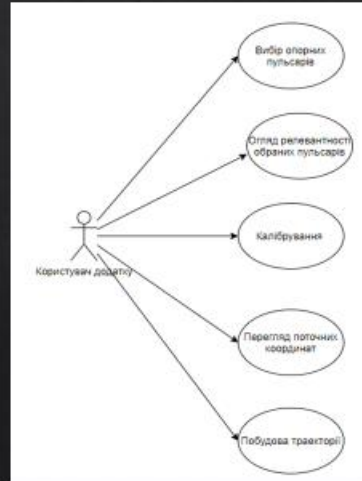


Рисунок А.11 – Розробка ПЗ

## Розробка ПЗ



Рисунок А.12 – Розробка ПЗ



Рисунок А.13 – Розробка ПЗ

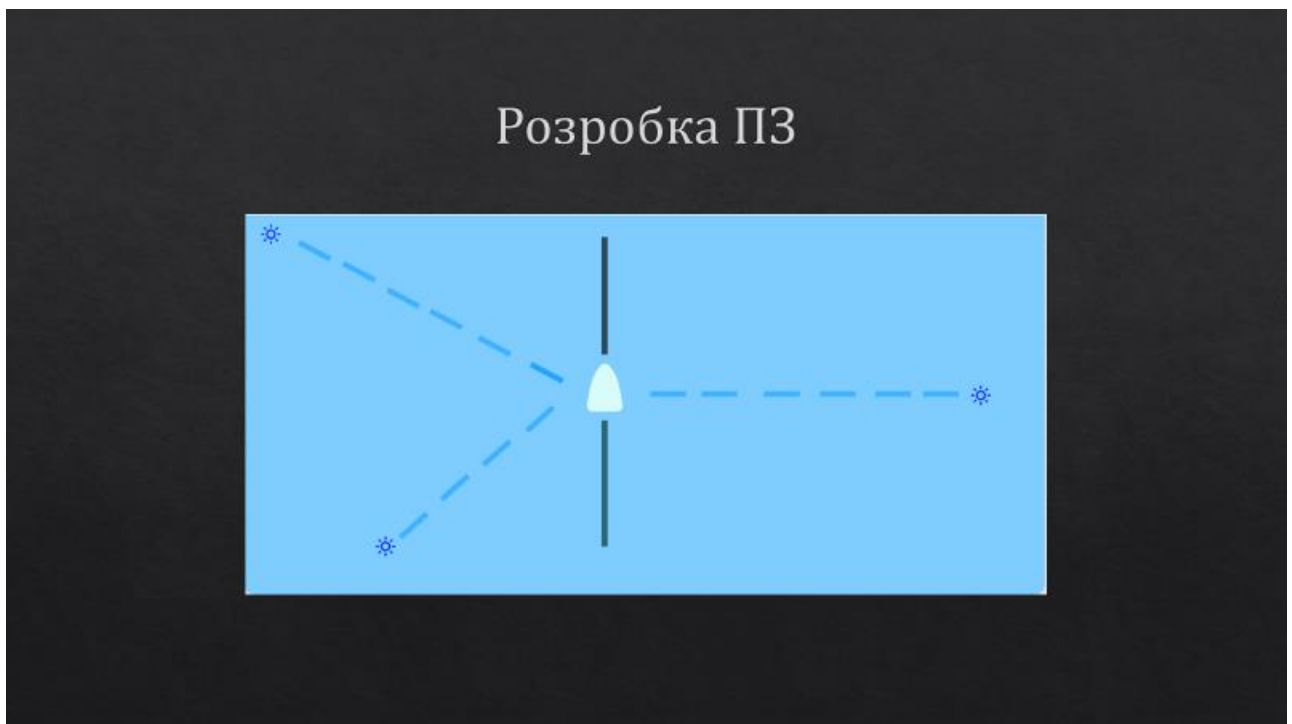


Рисунок А.14 – Розробка ПЗ



## ВИСНОВКИ

- ◆ В першому розділі були проаналізовані основні методи астронавігації за допомогою пульсарів, представлені методи позиціонування та проаналізовані існуючі системи. Також вивчені основні методи створення штучного інтелекту шляхом машинного навчання.
- ◆ В другому розділі були проаналізовані відомі пульсари були відібрані опорні пульсари, проаналізовані способи вимірювання швидкості, синхронізації сигналів їх точність і обробка. Дослідженні події під час руху КА, описано класифікатор та його алгоритм. Наведено метод корегування траєкторії за допомогою нейронних мереж прямого поширення.
- ◆ В третьому розділі проведено аналіз, вибір і обґрунтування технологій розробки програмного засобу. Було розглянуто вимоги до ПО, в результаті розгляду вимог було описано специфікації варіантів використання. Для реалізації ПО було обрано клієнт серверну архітектуру та мову програмування С#. В результаті розробки прототипу було спроектовано та реалізовано серверну та клієнтську частину програмного забезпечення. В зв'язку з тенденцією збільшення навантаження на клієнтську частину і створення нових інструментів, у розділі було розглянуто та проаналізовано необхідний набір засобів.

Рисунок А.15 – Висновки

## ВИСНОВКИ

- ◆ **Наукова новизна отриманих результатів.** Збільшення точності розв'язання навігаційних задач, завдяки запропонованим методам ідентифікації рентгенівських пульсарів.
- ◆ **Практичне значення отриманих результатів.** Розроблене ПЗ дозволяє підвищити надійність навігаційної системи в умовах зовнішнього засвічення рентгенівським випромінюванням. А також знівелює вплив засобів радіоелектронної боротьби на літальні апарати.

Рисунок А.16 – Висновки