

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАТИКИ ТА ОБЧИСЛЮВАЛЬНОЇ ТЕХНІКИ

Кафедра автоматизованих систем обробки інформації і управління

«На правах рукопису»

УДК _____

«До захисту допущено»

В.о. завідувача кафедри

_____ О.А.Павлов
(підпис) (ініціали, прізвище)

“ ____ ” _____ 2019 р.

Магістерська дисертація

зі спеціальності

121 «Інженерія програмного забезпечення»

на тему: «Інтелектуальна система аналізу

даних з використанням байєсоволінгвістичних мереж»

Виконав:

студент VI курсу, групи ПЗ-81мп

Дмитрюк Олег Володимирович
(прізвище, ім'я, по батькові)

_____ (підпис)

Науковий керівник

доц., к.т.н. Баклан Ігор Всеволодович
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Консультант

доц., к.т.н., Ліщук К.І.
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Рецензент

доц., к.т.н., доц., Кисленко Ю.І.
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент _____
(підпис)

Київ – 2019 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського»**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки
(повна назва)

Кафедра автоматизованих систем обробки інформації та управління
(повна назва)

Рівень вищої освіти другий (магістерський) за освітньо-професійною програмою

Спеціальність 121 «Інженерія програмного забезпечення»
(код і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри

О.А. Павлов
(підпис) (ініціали, прізвище)

«___» _____ 201__ р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Дмитрюку Олегу Володимировичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації Інтелектуальна система аналізу
даних з використанням байєсоволінгвістичних мереж

науковий керівник дисертації доц., к.т.н. Баклан І. В.
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затвержені наказом по університету від "___" _____ 20__ р. № _____

2. Строк подання студентом дисертації "___" _____ 20__ р.

3. Об'єкт дослідження Процес аналізу даних з використанням
єсоволінгвістичних мереж

4. Предмет дослідження Алгоритм аналізу даних з використанням
єсоволінгвістичних мереж

5. Перелік завдань, які потрібно розробити Синтез алгоритмів аналізу
даних; розробка формальної постановки задачі,

аналіз існуючих байєсоволінгвістичних мереж.

6. Перелік графічного матеріалу

лок-схема алгоритму делінеації сигналу ЕКГ

хема реляційної бази даних

хема байєсоволінгвістичних мереж

7. Орієнтовний перелік публікацій
використання для аналізу даних

Байєсоволінгвістичні мережі та їх

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

9. Дата видачі завдання

“ 01 ” вересня 20 19 р

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	<i>малізація результатів огляду систем аналізу даних</i>		
2	<i>вняльний аналіз існуючих методів аналізу даних з використанням байєсоволінгвістичних мереж</i>		
3	<i>пановка та формалізація математичної моделі задачі</i>		
4	<i>ифікація існуючих у системі IT-Enterprise методів аналізу даних з використанням байєсоволінгвістичних мереж</i>		
5	<i>обка інформаційного та програмного забезпечення</i>		
7	<i>ведення експериментальних досліджень розробленого алгоритму</i>		
8	<i>рмлення документації</i>		
9	<i>иння роботи на попередній захист</i>	05.12.2019	
10	<i>иння роботи на основний захист</i>	16.12.2019	

Студент

_____ (підпис)

_____ (ініціали, прізвище)

Науковий керівник

_____ (підпис)

_____ (ініціали, прізвище)

РЕФЕРАТ

Актуальність теми:

Якийсь час здавалося: навіщо всі ці байєсовські методи потрібні, у нас нейромережі і так прекрасно працюють. Але як часто буває, в якийсь момент з'ясувалося, що можна об'єднати переваги нейромережевого і байєсоволінгвістичних підходів. В першу чергу - завдяки тому, що з'явилися техніки варіаційного байєсівського виведення, і ці моделі не суперечать один одному, а навпаки, прекрасно доповнюють, взаємно посилюючи один одного.

Байєсоволінгвістичний підхід прекрасно комбінується, і на наших очах відбувається все більше робіт в цьому напрямку. Скажімо, на головній конференції по машинному навчання NIPS аж чотири воркшопу, присвячених байєсовим методам, і частина воркшопів - якраз по їх схрещування з нейронними мережами.

Таким чином, байєсоволінгвістичні мережі та їх використання для аналізу даних дозволяють підвищити продуктивність та ефективність праці і автоматично стають дуже затребуваними в розробці, а їх впровадження стає актуальною задачею повсякдення

Мета дослідження:

Основна мета даної роботи полягає в дослідженні та розробці математичних та програмних засобів для байєсоволінгвістичної мережі та їх використання для аналізу даних.

Для реалізації поставленої мети були сформульовані **наступні завдання:**

- Дослідити існуючі реалізації байєсоволінгвістичної мережі;
- Дослідити існуючі алгоритми делінеації сигналу екг;
- Дослідити існуючі методи головних компонент;
- Розробити математичне забезпечення;
- Розробити програмне забезпечення;
- Виконати експериментальне дослідження запропонованих рішень.

Об'єкт дослідження:

Процес розробки байєсоволінгвістичної мережі та їх використання для аналізу даних.

Предмет дослідження:

Методи та алгоритми, які використовуються для байєсоволінгвістичних мережі та їх використання для аналізу даних.

Методи дослідження:

При проведенні досліджень і розробок у дисертаційній роботі використовувались метод головних компонент та алгоритм делінеації сигналу екг.

Наукова новизна:

Найбільш суттєвими науковими результатами магістерської дисертації є:

- Імплементация методів латентних змінних та методів головних компонент;
- Створення байесоволінгвістичного класифікатора кардіоцикла ЕКГ.

Практичне значення отриманих результатів визначається тим, що запропонований алгоритм з дуже низькою похибкою визначає хворобу на основі завантаженої кардіограми.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами:

Апробація: Основні положення роботи доповідались і обговорювались на 3 всеукраїнській науково-практичній конференції молодих вчених та студентів «Інформаційні системи та технології управління» (ІСТУ-2019)

Публікації: Наукові положення дисертації опубліковані в всеукраїнській науково-практичній конференції молодих вчених та студентів «Інформаційні системи та технології управління» (ІСТУ-2019).

Ключові слова: БАЙЕСОВО-ЛІНГВІСТИЧНІ МЕРЕЖІ, МЕТОД ГОЛОВНИХ КОМПОНЕНТ, АЛГОРИТМ ДЕЛІНЕАЦІЇ СИГНАЛА ЕКГ.

ABSTRACT

Actuality of theme:

For a while it seemed: why all these Bayesian methods are needed, we have neural networks and they work so well. But as often happens, at some point it became clear that the benefits of neural network and Bayesolinguistic approaches can be combined. First of all - due to the fact that the techniques of variant Bayesian inference appeared, and these models do not contradict each other, but on the contrary, complement each other perfectly, mutually reinforcing each other.

The Bayesolinguistic approach is perfectly combined, and more work is being done in our eyes. For example, at a major NIPS machine learning conference, there were four workshops on Bayesian methods, and some of the workshops were just about crossing them with neural networks.

Thus, Bayesolinguistic Networks and their use for data analysis can increase productivity and efficiency and automatically become highly demanded in development, and their implementation is becoming an urgent task everyday.

The aim of the study:

The main purpose of this work is to research and develop mathematical and software tools for the Bayesolinguistic Network and to use them for data analysis.

To achieve this goal, the **following tasks** were formulated:

- Explore existing implementations of the Bayesolinguistic Network;
- Investigate existing algorithms for delineation of the ECG signal;
- Investigate existing main component methods;
- Develop mathematical support;
- Develop software;
- Perform an experimental study of the proposed solutions.

Object of study:

The process of developing Bayesolinguistic Networks and using them to analyze data.

Subject of study:

Methods and algorithms used for Bayesolinguistic Networks and their use for data analysis.

Research methods:

During the research and development in the dissertation, the method of principal components and the algorithm of delineation of the ECG signal were used.

Scientific novelty:

The most significant scientific results of the master's thesis are:

- Implementation of latent variable methods and principal component methods;
- Creation of the Bayesolinguistic Classifier of the ECG cardiocycle.

The practical value of the obtained results is determined by the fact that the proposed algorithm with very low error determines the disease based on the loaded cardiogram.

Relationship with working with scientific programs, plans, topics:

Testing: The main points of the work were reported and discussed at All-Ukrainian scientific-practical conference of young students and students “Information systems and technology management” (ICTY-2019)

Publications: Theses of the thesis are published in All-Ukrainian scientific-practical conference of young students and students “Information systems and technology management” (ICTY-2019).

Keywords: Bayesian-Linguistic Networks, Principal Components Method, ECG Signal Delineation Algorithm.

ЗМІСТ

ВСТУП	10
1 ОГЛЯД ПІДХОДІВ ДО СУЧАСНОГО БАЧЕННЯ БАЙЄСОВОЛІНГВІСТИЧНИХ МЕРЕЖ.....	1
2	
1.1 Загальні положення.....	12
1.2 Висновування та навчання.....	13
1.2.1 Висновування.....	13
1.2.2 Навчання параметрів	13
1.3 Огляд існуючих рішень байєсоволінгвістичних мереж	14
1.3.1 Окремі бібліотеки.....	14
1.3.2 API.....	18
1.3.3 Десктопні застосунки.....	20
1.3.4 Онлайн рішення	22
1.4 Висновок.....	23
2 МАТЕМАТИЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ДАНИХ З ВИКОРИСТАННЯМ БАЙЄСОВОЛІНГВІСТИЧНИХ МЕРЕЖ.....	24
2.1 Особливості байєсоволінгвістичного підходу	24
2.2 Метод головних компонент.....	27
2.3 Алгоритм делінеації сигналу екг.....	31
2.4 Описание Алгоритм байесово-ленгвистической система	34
2.5 Висновок.....	36
3 ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ДАНИХ З ВИКОРИСТАННЯМ БАЙЄСОВОЛІНГВІСТИЧНИХ МЕРЕЖ	37
3.1 Байєсоволінгвістичний класифікатор кардіоцикла ЕКГ	37
3.2 Структурна схема програми	39
3.3 Проектування бази даних	41
3.3.1 Концептуальне проектування	41
3.3.2 Логічне проектування	42
3.4 Проектування інтерфейсу програми	45
3.5 Висновок	48
4 РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ	49
4.1 Описання класифікаторів	49
4.2 Результати порівняння роботи класифікаторів.....	54
4.3 Висновок	59

5 РОЗРОБКА СТАРТАП -ПРОЕКТУ	60
5.1 Опис ідеї проекту	60
5.2. Технологічний аудит ідеї проекту	62
5.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	63
5.4 Розроблення ринкової стратегії проекту	71
5.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту	74
5.6 Висновки	77
ВИСНОВОК.....	78
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ	79

ВСТУП

Уже понад півтора року тому пройшла новина про те, що «DARPA має намір зробити революцію в машинному навчанні». Звичайно, DARPA всього лише виділила гроші на дослідницьку програму, пов'язану з імовірнісним програмуванням. Саме ж розподіл усіх програмування існує і розвивається без DARPA досить давно, причому дослідження ведуться, як в провідних університетах, таких як MIT, так і у великих корпораціях, таких як Microsoft. І зовсім не даремно DARPA, Microsoft, MIT і т.д. звертають пильну увагу на цю область, адже вона по-справжньому перспективна для машинного навчання, а, може, і для штучного інтелекту в цілому. Кажуть, що розподіл усіх програмування для машинного навчання буде грати ту ж роль, що і високорівневі мови для звичайного програмування. Ми б привели іншу паралель - з роллю Прологу, яку він зіграв для старого доброго П. Ось тільки в Рунеті по даній темі досі можна знайти лише поодинокі посилання, і то в основному містять лише опису загальних принципів. Можливо, це пов'язано з тим, що потенціал ймовірного програмування ще тільки почав розкриватися і воно не стало основним трендом. Однак на що ж здатні або будуть здатні імовірнісні мови?

Можна виділити два основні класи імовірнісних мов програмування - це мови, що допускають завдання генеративних моделей тільки в формі Байєсова мереж (або інших графічних імовірнісних моделей), або Тьюринг-повні мови.

Типовим представником перших є Infer.NET, що розробляється в Microsoft. У ньому завдяки використанню в якості генеративних моделей Байєсових мереж виявляється можливим застосовувати відомі для них ефективні методи виведення. Природно, використання добре відомого класу моделей з відомими методами виведення не призводить до можливості вирішення якихось принципово нових завдань (і навіть такі генеративні моделі, як мережі глибокого навчання на основі обмежених машинах Больцмана виявляються не представимо в таких мовах), але дає цілком практичний інструмент. Як кажуть розробники, з використанням цього інструменту можна за пару годин реалізувати нетривіальну вірогідну модель, таку як повна Байєсова версія аналізу головних компонент, яка буде займати всього

пару десятків рядків коду і для якої окрема реалізація ефективної процедури виведення на звичайній мові зажадала б помітно більшого обсягу знань і декількох тижнів роботи. Таким чином, за рахунок імовірнісного програмування використання графічних моделей стає набагато більш простим і доступним.

Набагато більшим потенціалом, однак, мають Тьюринг-повні імовірнісні мови. Вони дозволяють вийти за рамки того класу задач, які існують методи машинного навчання вже вміють вирішувати. Природно, в таких мовах виникає проблема ефективності виведення, яка поки далека від вирішення, що призводить до поганої масштабованості на завдання реального світу. Однак цей напрямок активно розвивається, і існує ряд робіт, що показують як в імовірнісних мовами загального призначення досягти ефективного виведення для цікавих практичних завдань. Можна сподіватися, що в найближчому майбутньому ці рішення стануть доступними для використання в конкретних мовах. Крім того, Тьюринг-повні імовірнісні мови вже зараз виявляються дуже корисними в дослідженнях, пов'язаних з когнітивним моделюванням і загальним штучним інтелектом. З цих причин ми і розглянемо основні принципи імовірнісного програмування саме на прикладі Тьюринг-повних мов, з яких ми вибрали Черч (Church), який є розширенням мови Лісп (конкретніше, його діалекту - Scheme). Зручність цієї мови (по крайній мере, в цілях початкового знайомства з ним) полягає в існуванні для нього web-продажу (web-church), з якої можна експериментувати без установки додаткового програмного забезпечення.

Таким чином, Байесоволінгвістичні мережі мають дуже великий потенціал, а їх використання для аналізу даних цінним.

1 ОГЛЯД ПІДХОДІВ ДО СУЧАСНОГО БАЧЕННЯ БАЙЄСОВОЛІНГВІСТИЧНИХ МЕРЕЖ

1.1 Загальні положення

Баєсова мережа, мережа Баєса, мережа переконань, баєсова модель або ймовірнісна орієнтована ациклічна графова модель — це ймовірнісна графова модель (різновид статистичної моделі), яка представляє набір випадкових змінних та їхніх умовних залежностей за допомогою орієнтованого ациклічного графу(ОАГ). Наприклад, баєсова мережа може представляти ймовірнісні зв'язки між захворюваннями та симптомами. Таку мережу можна використовувати для обчислення ймовірностей наявності різних захворювань за наявних симптомів.

Формально баєсові мережі є ОАГ, чії вершини представляють випадкові змінні у баєсовому сенсі: вони можуть бути спостережуваними величинами, латентними змінними, невідомими параметрами або гіпотезами. Ребра представляють умовні залежності; не з'єднані вершини (такі, що в Баєсовій мережі не існує шляху від однієї змінної до іншої) представляють змінні, що є умовно незалежними одна від одної. Кожну вершину пов'язано із функцією ймовірності, що бере на вході певний набір значень батьківських вершин, і видає (на виході) ймовірність (або розподіл імовірності, якщо застосовно) змінної, представленої цією вершиною.

Існують ефективні алгоритми, що виконують висновування та навчання в баєсових мережах. Баєсові мережі, що моделюють послідовності змінних (наприклад, сигнали мовлення, або послідовності білків), називають динамічними баєсовими мережами. Узагальнення баєсових мереж, що можуть представляти та розв'язувати задачі ухвалення рішень за умов невизначеності, називають діаграмами впливу.

1.2 Висновування та навчання

1.2.1 Висновування

Для баєсових мереж існує декілька основних завдань для висновування.

Отримування висновків про неспостережувані змінні

Оскільки баєсова мережа є повною моделлю змінних та їхніх взаємозв'язків, її можна використовувати для отримання відповідей на ймовірнісні запити стосовно них.

Наприклад, цю мережу можна використовувати для з'ясування уточненого знання про стан якоїсь підмножини змінних, коли спостерігаються інші змінні (змінні свідчення, англ. evidence). Цей процес обчислення апостеріорного розподілу змінних для заданого свідчення називається ймовірнісним висновуванням (англ. probabilistic inference). Це апостеріорне дає універсальну достатню статистику для застосувань для виявлення, коли потрібно підбирати значення підмножини змінних, які мінімізують певну функцію очікуваних втрат, наприклад, імовірність помилковості рішення.

Баєсову мережу відтак можна розглядати як механізм автоматичного застосування теореми Баєса до комплексних задач.

Найпоширенішими методами точного висновування є: виключення змінних, яке виключає (інтегруванням або підсумовуванням) неспостережувані не запитові змінні одну по одній шляхом розподілу суми над добутком; поширення деревом злук, яке кешує обчислення таким чином, що одночасно можна робити запит до багатьох змінних, а нові свідчення можуть поширюватися швидко; та рекурсивне обумовлювання й пошук ТА/АБО, які передбачають просторово-часовий компроміс та підбирають ефективність виключення змінних при використанні достатнього простору. Всі ці методи мають експоненційну складність відносно деревної ширини мережі. Найпоширенішими алгоритмами наближеного висновування є вибірка за значимістю, стохастична імітація МКМЛ, міні-блокове виключення, петельне поширення переконання, поширення узагальненого переконання та варіаційні методи.

1.2.2 Навчання параметрів

Щоби повністю описати баєсову мережу, і відтак повністю представити спільний розподіл імовірності, необхідно для кожного вузла X вказати розподіл імовірності X ,

обумовлений батьками X . Цей розподіл X , обумовлений батьками X , може мати будь-який вигляд. Є звичним працювати з дискретними або гаусовими розподілами, оскільки це спрощує обчислення. Іноді відомі лише обмеження на розподіл; тоді можна застосовувати принцип максимальної ентропії для визначення єдиного розподілу, який має найбільшу ентропію для заданих обмежень. (Аналогічно, в конкретному контексті динамічних баєсових мереж зазвичай вказують такий умовний розподіл розвитку в часі прихованих станів, щоби максимізувати ентропійну швидкість цього неявного стохастичного процесу.)

Ці умовні розподіли часто включають параметри, які є невідомими, і мусять бути оцінені з даних, іноді із застосуванням підходу максимальної правдоподібності. Пряма максимізація правдоподібності (або апостеріорної ймовірності) часто є складною, коли є неспостережувані змінні. Класичним підходом до цієї задачі є алгоритм очікування-максимізації, який чередує обчислення очікуваних значень неспостережених змінних за умови спостережуваних даних із максимізацією повної правдоподібності (або апостеріорного), виходячи з припущення про правильність попередньо обчислених очікуваних значень. За м'яких умов закономірності цей процес збігається до значень параметрів, які дають максимальну правдоподібність (або максимальне апостеріорне).

Повнішим баєсовим підходом до параметрів є розгляд параметрів як додаткових неспостережуваних змінних і обчислення повного апостеріорного розподілу над усіма вузлами за умови спостережуваних даних, із наступним відінтегруванням параметрів. Цей підхід може бути витратним і вести до моделей великої розмірності, тому на практиці поширенішими є класичні підходи встановлення параметрів.

1.3 Огляд існуючих рішень байєсоволінгвістичних мереж

1.3.1 Окремі бібліотеки

Бібліотека — збірка об'єктів чи підпрограм для вирішення близьких за тематикою задач. У залежності від мови програмування бібліотеки містять об'єктні модулі чи сирцевий код та дані, допоміжні для задіяння та інтеграції нових можливостей в програмні рішення. Бібліотека може означати те саме, що модуль, або декілька модулів.

Оглянемо бібліотеки на різних мовах програмування:

- C++ - <https://research.cs.aalto.fi/bayes/software/>

Бібліотека - це C++ / реалізація варіаційної структури блоку, представленої в їх роботах. Framework дозволяє легко вивчати найрізноманітніші моделі за допомогою варіаційного байєсівського навчання. Є також кілька простих прикладних моделей, що ілюструють використання пакета та документацію для бібліотеки. Документація також міститься у вихідному пакеті. Поточна версія пакету 1.1.1, випущена 3 січня 2007 року. Повний перелік змін також доступний.

Ці пакети оновлено для роботи з Bayes Blocks 1.x.

- .Net framework - <https://dotnet.github.io/infer/>

Infer.NET - це основа для виконання байєсовського висновку в графічних моделях. Він також може бути використаний для імовірнісного програмування.

Ви можете використовувати Infer.NET, щоб вирішити багато різних видів проблем машинного навчання, від стандартних проблем, таких як класифікація, рекомендація або кластеризація, до індивідуальних рішень для конкретних проблем. Infer.NET використовувався в різних областях, включаючи пошук інформації, біоінформатику, епідеміологію, бачення та багато інших.

Infer.NET публікується як відкритий код на GitHub під ліцензією MIT, а також доступний як пакет NuGet.

Infer.NET працює шляхом компіляції визначення моделі в вихідний код, необхідний для обчислення набору запитів на виведення на моделі. Наведена нижче схема узагальнює процес виведення(рис. 1.1).

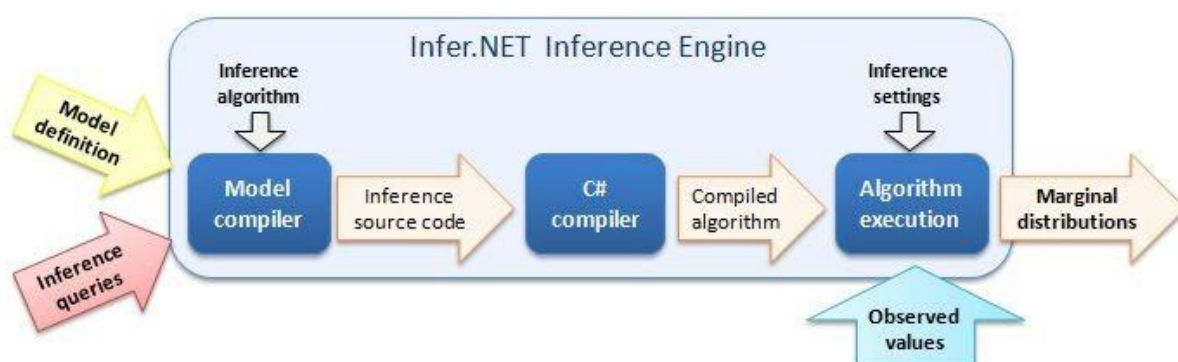


Рисунок 1.1 – Схема виведення

Опис по крокам.

Користувач створює визначення моделі (використовуючи API моделювання) і вказує набір запитів на вивід, що відносяться до моделі.

Користувач передає визначення моделі та запити виводу (див. Running Inference) на компілятор моделі, який створює вихідний код, необхідний для виконання цих запитів на моделі, використовуючи заданий алгоритм виводу. Цей вихідний код може бути записаний у файл і використаний безпосередньо, якщо потрібно.

Вихідний код компілюється для створення компільованого алгоритму. Це можна виконати вручну, щоб отримати тонкий контроль над тим, як виконується вивід, або автоматично виконується за допомогою методу Infer.

Використовуючи набір спостережуваних значень (таких як масиви даних), механізм виводу виконує складений алгоритм, відповідно до заданих користувачем параметрів, з тим, щоб виробляти граничні розподіли, запитані в запитах. Це можна повторити для різних параметрів спостережуваних значень без перекомпіляції алгоритму.

Щоб дізнатися, як визначити модель в Infer.NET, перейдіть до API моделювання Infer.NET

Цей приклад показує, як побудувати дискретну байєсовську мережу в Infer.NET і як дізнатися параметри моделі (таблиці умовної ймовірності) з даних. Ви можете знайти код для цього прикладу у переглядачі прикладів і src / Tutorials / WetGrassSprinklerRain.cs. Модель є прикладом вологої трави / спринклера / дощу Кевіна Мерфі.

Хоча всі змінні в цьому прикладі можуть приймати лише два значення, код написаний таким чином, що легко розширюється для декількох станів. Модель інкапсульована в клас WetGrassSprinklerRainModel, конструктор якого визначає модель Infer.NET. Модель визначається таким чином, що всі параметри розглядаються як випадкові величини з попередньо встановленими під час виконання. Клас моделі також має два статичних методу: AddChildFromOneParent і AddChildFromTwoParents, які є загальними будівельними блоками для дискретних байєсівських мереж і які ви можете включити до своїх модельних класів. Ці методи можуть бути розширені до більш ніж двох батьків - див. Потік форуму Як визначити модель з змінною, що залежить від більш ніж двох.

Є три режими роботи:

- параметри точно відомі - у цьому випадку попередні параметри не мають значення, оскільки параметри безпосередньо спостерігаються. Потім ми можемо запитувати модель різними способами;
- параметри невідомі, і ми хочемо вивести параметри з спостережень на

первинні змінні;

– параметри відомі з невизначеністю (наприклад, через байєсовський висновок), і ми хочемо запитувати модель за наявності такої невизначеності.

Ці три випадки викликаються послідовно в основній програмі для цього прикладу. (1)

і (3) просто проілюстровані для запиту про Prob (Rain) під різними припущеннями; подібні запити можна побудувати однозначно.

Простішу, менш загальну реалізацію цієї моделі, яка не розглядає параметричне навчання, можна знайти на форумі спільноти.

Ось факторний графік цієї моделі(рис. 1.2):

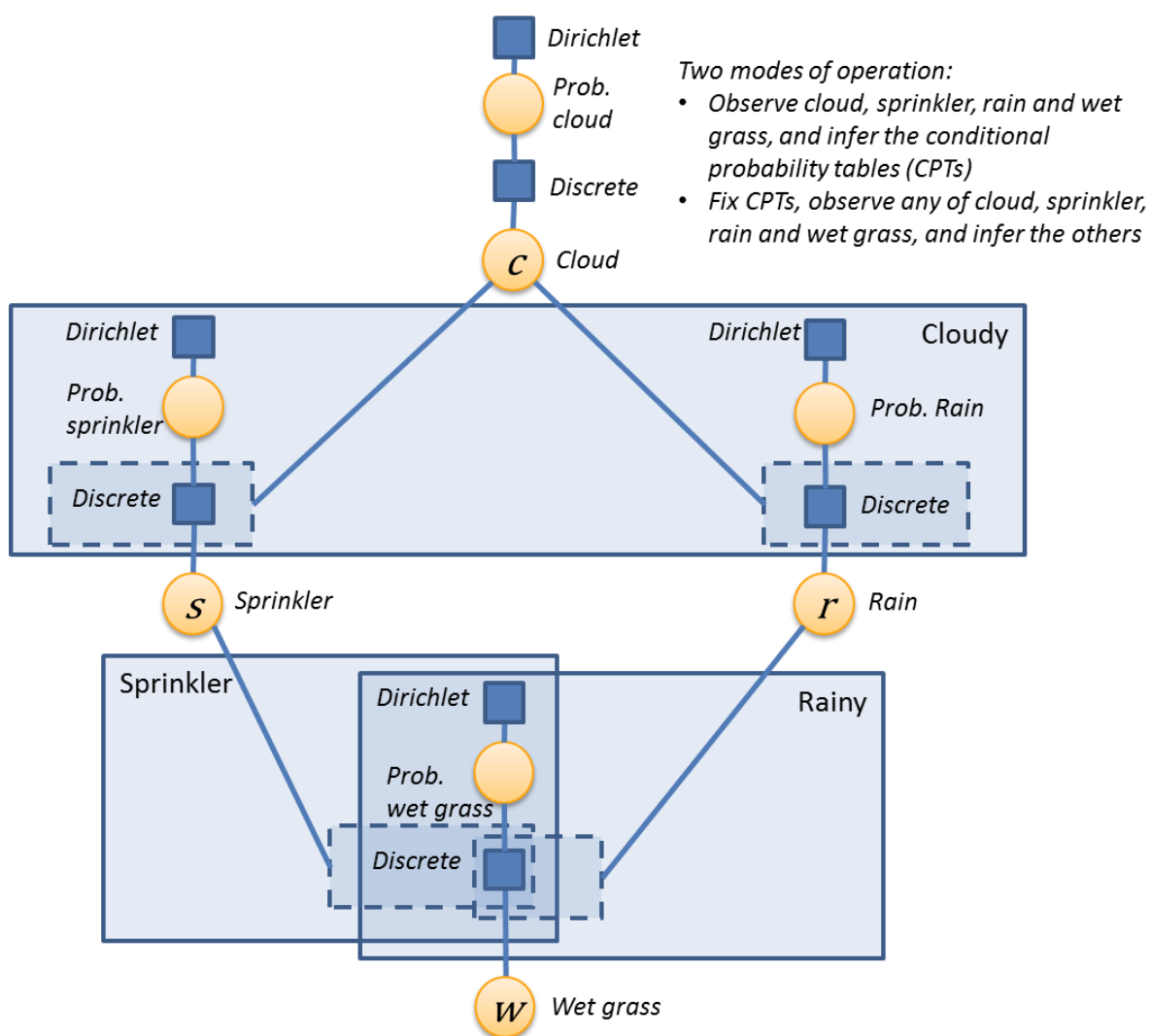


Рисунок 1.2 – Факторний графік моделі

1.3.2 API

Прикладний програмний інтерфейс (інтерфейс програмування застосунків, інтерфейс прикладного програмування) — набір визначень підпрограм, протоколів взаємодії та засобів для створення програмного забезпечення. Спрощено - це набір чітко визначених методів для взаємодії різних компонентів. API надає розробнику засоби для швидкої розробки програмного забезпечення. API може бути для веб-базованих систем, операційних систем, баз даних, апаратного забезпечення, програмних бібліотек.

Оглянемо Api Bayesian Networks -

<https://pomegranate.readthedocs.io/en/latest/BayesianNetwork.html>

Байєсові мережі є ймовірнісною моделлю, яка особливо добре володіє висновками з урахуванням неповних даних. Подібно до прихованої Марковської моделі, вони складаються з спрямованої графічної моделі (хоча байєсівські мережі також повинні бути ациклічними) і набору ймовірних розподілів. Ребра кодують залежність залежностей між змінними, де відсутність краю між будь-якою парою змінних вказує на умовну незалежність. Кожен вузол кодує розподіл ймовірностей, де корінні вузли кодують одновимірні розподіли ймовірностей, а внутрішні / листові вузли кодують умовні розподіли ймовірностей. Байєсові мережі є винятково гнучкими при виконанні висновків, оскільки можна спостерігати будь-яку підмножину змінних і робити висновки над усіма іншими змінними, без необхідності заздалегідь визначати ці групи. Фактично, набір спостережуваних змінних може змінюватися від одного зразка до наступного без необхідності взагалі змінювати базовий алгоритм.

В даний час гранат підтримує тільки дискретні байєсівські мережі, тобто значення повинні бути категоріями, тобто "яблука" і "апельсини", або 1 і 2, де 1 і 2 відносяться до категорій, а не чисел, і тому 2 не явно більше ніж 1.

Більшість методів вивчення структури байєсівської мережі (BNSL) можна ввести в одну з наступних трьох категорій:

- Пошук і оцінка: Найбільш інтуїтивним методом є пошук і оцінка, в якому здійснюється пошук у просторі всіх можливих спрямованих ациклічних графіків (DAG) і ідентифікується той, який мінімізує деяку цільову функцію. Типові цільові функції намагаються збалансувати журнал ймовірності даних даної моделі (ймовірність) зі складністю моделі для

заохочення розріджених моделей. Наївна реалізація цього пошуку є суперекспоненційною в часі з числом змінних і стає неможливим при розгляді навіть менше десятка змінних. Однак, динамічне програмування може ефективно усунути багато повторних обчислень і зменшити це просто експоненційно в часі. Це дозволяє точні BNSL масштабувати до $\sim 25-30$ змінних. Крім того, алгоритм A^* може бути використаний для розумного пошуку простору і скорочення часу обчислень ще більше, навіть не враховуючи всі можливі мережі.

- Вивчення обмежень: Ці методи зазвичай передбачають обчислення деякої міри кореляції або спільної зустрічі для ідентифікації неорієнтованої основи ребер, які могли б існувати, а потім систематично обрізати ці краї до досягнення DAG. Загальний метод полягає в переборі всіх трійків змінних для визначення умовних незалежності, які визначають як присутність, так і напрямки ребер. Цей алгоритм асимптотично швидше (квадратичний за часом), ніж пошук і оцінка, але не має простої ймовірнісної інтерпретації.

- Приблизні алгоритми: У багатьох реальних прикладах хочеться об'єднати інтерпретативність методу пошуку та оцінки з привабливістю завдання, що закінчується до закінчення Всесвіту. З цією метою було розроблено декілька евристик з різними властивостями для отримання хороших структур за розумний проміжок часу. Ці методи включають алгоритм будівництва дерева Чоу-Лю, алгоритм підйому пагорбів і оптимальне перевстановлення, хоча є й інші.

Гранат в даний час реалізує метод пошуку і оцінки на основі мінімальної оцінки довжини опису, яка використовує динамічне програмування і алгоритм A^* (DP / A^*), жадібний алгоритм, заснований на відсутності DP / A^* , і дерево Chow-Liu алгоритм побудови, хоча в планах скоро додавати інші алгоритми.

1.3.3 Десктопні застосунки

Застосунок, застосовна програма або прикладна програма (англ. application, application software, app) — користувацька комп'ютерна програма, що дає змогу вирішувати конкретні прикладні задачі користувача. Поняття введено, щоб підкреслити відмінність від операційної системи, драйверів, бібліотек, системних утиліт тощо (які забезпечують функціонування власне комп'ютерної системи та підтримують її працездатність) та засобів і середовищ розробки.

- Python - <https://pypi.org/project/bayespy/>

BayesPy надає інструменти для байєсівського висновку з Python. Користувач буде модель як байєсовську мережу, спостерігає за даними і запускає задні висновки. Мета полягає в тому, щоб надати інструмент, який є ефективним, гнучким і достатньо розширюваним для експертного використання, але також доступним для більш випадкових користувачів.

В даний час реалізовано лише варіаційний байєсовський висновок для кон'югатно-експоненціальної сім'ї (варіаційне передавання повідомлень). Подальша робота включає варіаційні апроксимації для інших типів розподілів і, можливо, інші наближені методи виводу, такі як розповсюдження очікування, наближення Лапласа, ланцюг Маркова Монте-Карло (MCMC) та інші методи.

- C++\R - <https://mc-stan.org/>

Stan є найсучаснішою платформою для статистичного моделювання та високопродуктивних статистичних обчислень. Тисячі користувачів покладаються на Стен для статистичного моделювання, аналізу даних і прогнозування в соціальних, біологічних і фізичних науках, техніці і бізнесі.

Користувачі визначають функції щільності журналу в імовірнісному мові програмування Стана і отримують:

- повний байєсовський статистичний висновок з вибіркоким відліком MCMC (NUTS, HMC);
- приблизний байєсівський висновок з варіаційним висновком (ADVI);
- оцінювання максимальної правдоподібності з оптимізацією (L-BFGS).

Математична бібліотека Стана надає диференційовані функції ймовірностей та лінійну алгебру (C++ autodiff). Додаткові пакети R забезпечують лінійне моделювання на основі виразів, задню візуалізацію та перехресну перевірку залишкового виходу.

– Java - <http://vibes.sourceforge.net/>

VIBES - це програмний пакет, який дозволяє автоматично виконувати варіаційний висновок на байєсівській мережі.

В даний застосунок завантажуються дані, які потім обробляються та показуються на інтерфейсі.

Як це працює:

Перш ніж ми зможемо завантажити дані, ми повинні створити модель, до якої додати дані. Це досягається створенням вузла з ім'ям x (це має бути те ж саме ім'я, що і матриця даних у файлі Matlab .mat). Оскільки матриця даних є двовимірною, вузол розміщується всередині двох пластин N і d (знову відповідає іменам змінних у файлі matlab). Модель виглядає так, як показано нижче(рис. 1.3). Тепер ви повинні зберегти модель до каталогу, де зберігається файл Matlab.

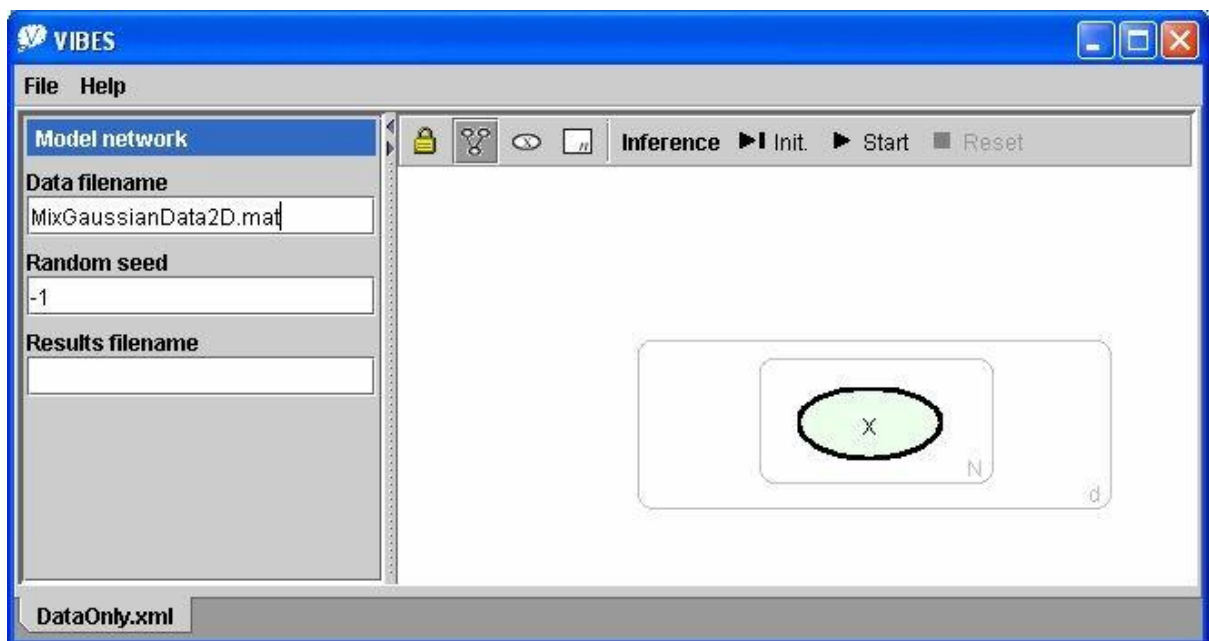


Рисунок 1.3 – Інтерфейс програми Vibes

Тепер ми готові завантажити файл Matlab. Ім'я файлу (в даному випадку MixGaussianData2D.mat) вводиться так, як показано на схемі (при необхідності натискання клавіші для скасування вибору будь-яких вибраних вузлів або пластин).

Вибір Файл-> Завантажити дані завантажить дані у вузол, а також встановить розмір таблиць N та d . Потім вузол x буде позначений як спостережуваний (показаний жирним краєм), а спостережувані дані можна перевірити, двічі клацнувши вузол за допомогою миші(рис. 1.4):

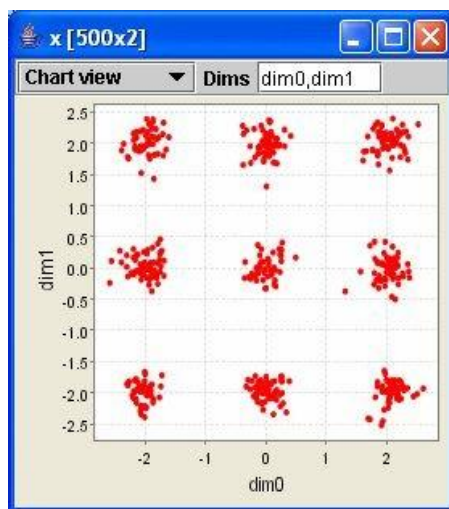


Рисунок 1.4 – Програма з завантаженням файлом

1.3.4 Онлайн рішення

<https://planetcalc.ru/7680/>

Цей онлайн калькулятор розраховує апостеріорні ймовірності подій відповідно до теореми Байеса. Його інтерфейс ви можете побачити нижче(рис. 1.5)

Идентификатор	Идентификатор родителя	Название	Значение вероятности
<input checked="" type="checkbox"/>		Коробка 1	0.4
<input type="checkbox"/>	B1	Зеленый шар	0.5
<input type="checkbox"/>	B1	Желтый шар	0.5
<input type="checkbox"/>	B2	Коробка 2	0.6
<input checked="" type="checkbox"/>	B2	Зеленый шар	0.2
<input type="checkbox"/>	B2	Желтый шар	0.8

Дерево вероятностей

```

graph TD
    B1((B1)) --- G1((G))
    B1 --- Y1((Y))
    B2((B2)) --- G2((G))
    B2 --- Y2((Y))
    G1 --- G1P((Зеленый шар P(G|B1)=0.5))
    G1 --- Y1P((Желтый шар P(Y|B1)=0.5))
    G2 --- G2P((Зеленый шар P(G|B2)=0.2))
    G2 --- Y2P((Желтый шар P(Y|B2)=0.8))
  
```

Рисунок 1.5 – Интерфейс planetcalc

1.4 Висновок

Було проведено огляд підходів до сучасного бачення байєсоволінгвістичних мереж. Приведений аналіз існуючих рішень, таких як API, окремі бібліотеки, десктопні застосунки та онлайн рішення.

Проаналізувавши існуючі рішення, стає зрозумілим що кожен із них має багато недоліків, при тому декілька спільних:

- Приклади не мають реалізації байєсоволінгвістичних мереж, усі з них мають за основу байєсові мережі.
- Більшість з них або не мають інтерфейсу, або він застарілий.
- Не реалізований алгоритм завантаження csv файлу.

Проаналізувавши усі мінуси існуючих рішень, можна зробити висновок, що повної реалізації не існує.

Отже опираючись на мінуси які були виділені, система має мати в собі крім звичайних мереж також лінгвістичне перетворення та аналіз цих даних.

2 МАТЕМАТИЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ДАНИХ З ВИКОРИСТАННЯМ БАЙЄСОВОЛІНГВІСТИЧНИХ МЕРЕЖ

2.1 Особливості байєсоволінгвістичного підходу

– Припустимо, є якась невідома величина, яку ми б хотіли оцінити з якихось її непрямим проявам. В даному випадку невідома величина - θ , а її непрямий прояв - y . Тоді можна скористатися теоремою Байєса (рис 2.1), яка дозволяє наше вихідне незнання або знання про невідому величиною, апіорне знання, трансформувати в апостеріорне після спостереження деяких непрямих характеристик, як-то побічно характеризують невідому величину θ .

- Трактувати все як випадкові величини.
- Кодує незнання з точки зору розподілу.
- Використовує теорему Байєса.

$$\text{Posterior} = \frac{\text{Likelihood} \times \text{Prior}}{\text{Evidence}}, \quad p(\theta|y) = \frac{p(y|\theta)p(\theta)}{\int p(y|\theta)p(\theta)d\theta}$$

Рисунок 2.1 – Теорема Байєса

– Можливо обчислити оцінку для довільної невідомої змінної (U) дає спостережувані дані (O) та не маючи ніяких знань про прихованих змінних (L) із спільних розподілів $p(U, O, L)$:

$$p(U|O) = \frac{\int p(U, O, L)dL}{\int p(U, O, L)dLdU}$$

Рисунок 2.2 – Теорема розподілу

Ключова особливість формули - в тому, що на вхід ми подаємо апіорне розподіл, кодує наше незнання або нашу невизначеність про невідому величиною, і що виходом також є розподіл. Це вкрай важливий момент. Чи не точкова оцінка, а якась сутність того ж формату, що був на вході. Завдяки цьому стає можливим, наприклад, використовувати результат байєсівського виведення, апостеріорне розподіл, як апіорне в якійсь новій ймовірнісної моделі і, таким чином, охарактеризувати нову невідому величину з різних сторін шляхом аналізу її різних непрямих проявів. Це

перше гідність, завдяки якому вдається отримати властивість розширюваності - або композиційності - різних імовірнісних моделей, коли ми можемо з простих моделей будувати більш складні.

– Друге цікаве властивість. Найпростіше правило підсумовування твори ймовірностей означає: якщо у нас є імовірнісна модель - а іншими словами, спільне імовірнісний розподіл на всі змінні, що виникають в нашій задачі, - то ми, як мінімум в теорії, завжди можемо побудувати будь-який імовірнісний прогноз, спрогнозувати цікавить нас змінну U , знаючи якісь спостережувані змінні O . При цьому є змінна L , яку ми не знаємо і вона нас не цікавить. За цією формулою вони відмінно виключаються з розгляду.

Для будь-яких поєднань цих трьох груп змінних ми завжди можемо побудувати таке умовне розподіл, яке і вкаже, як змінилися наші уявлення про цікавлять нас величинах U , якщо ми поспостерігали величини O , імовірно пов'язані з U .

Всі величини в Байєсова підході можна трактувати як випадкові. Апарат теорії ймовірностей застосовується до параметрів розподілу випадкової величини. Іншими словами, те, що в класичному підході безглуздо, в Байєсова підході набуває сенсу. Метод статистичного методу, замість методу максимальної правдоподібності - теорема Байєса. Оцінки отримуємо не точкові, а виду апостеріорного розподілу(рис. 2.2), що дозволяє нам комбінувати різні імовірнісні моделі. І на відміну від частотного підходу - теоретично обґрунтованого при великих n , а деякі доводять, наприклад, при n , що прагнуть до нескінченності, - Байєсівський підхід вірний при будь-яких обсягах вибірки, навіть якщо $n = 0$. Просто в даному випадку апостеріорне розподіл співпадає з апіорним.



Рисунок 2.3 – Апостеріорний розподіл

Інше достоїнство байєсівського підходу, вже стосовно до машинного навчання - регуляризація. Завдяки обліку апіорних переваг ми перешкоджаємо зайвої налаштування наших параметрів в ході процедури машинного навчання і тим самим здатні справлятися з ефектом перенавчання. Якийсь час назад, коли алгоритми почали навчати на величезних обсягах даних, вважалося, що проблема перенавчання знята з порядку денного. Але справа була тільки в тому, що люди психологічно боялися переходити до нейромерж гігантського розміру. Всі починали з невеликих нейромерж, і вони, при гігантських навчальних вибірках, справді не переучувалися. Але в міру того, як психологічний страх зникав, люди починали використовувати мережі все більшого розміру.

Зокрема, виявилось, що така популярна техніка евристичної регуляризації, як drop out, є окремим випадком, грубим наближенням для байєсівської регуляризації. Насправді мова йде про спробу зробити байєсовський висновок.

– Нарешті, третя перевага - можливість побудови моделі з латентними змінними(рис. 2.3).

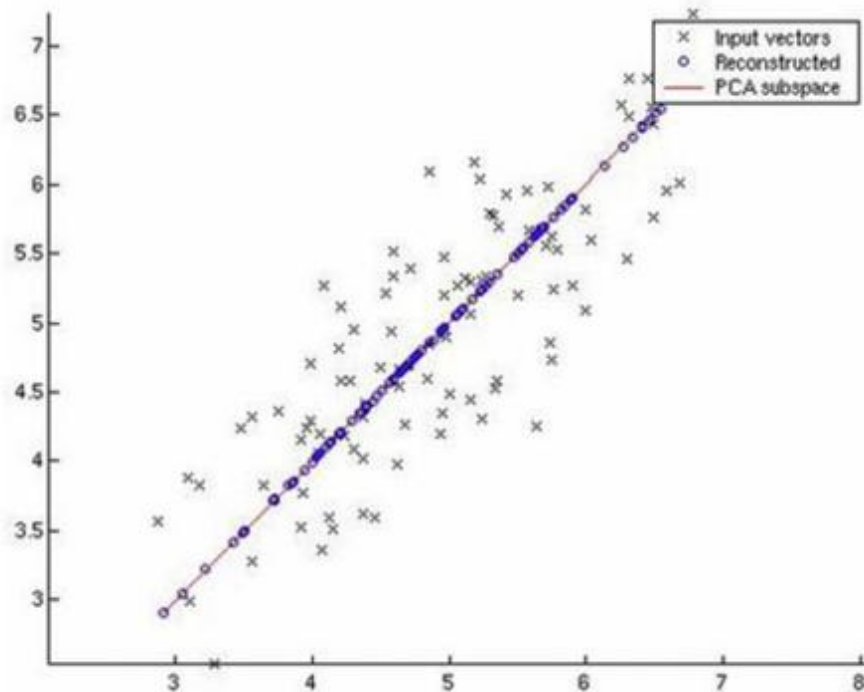


Рисунок 2.4 – Модель з латентними змінними

2.2 Метод головних компонент

У нас є мотивуючий приклад - метод головних компонент(рис. 2.4). Метод дуже простий - лінійне зменшення розмірності. Беремо вибірку в просторі з високою розмірністю, будуємо коваріаційну матрицю, проектуємо на головну вісь з відповідним найбільшим значенням. Ось що геометрично тут показано. І зменшили розмірність простору з 2 до 1, зберігши максимум дисперсії, що містилася в вибірці.

Метод простий, допускає рішення в явному вигляді. Але можна альтернативно сформулювати інакше, в термінах ймовірнісної моделі.

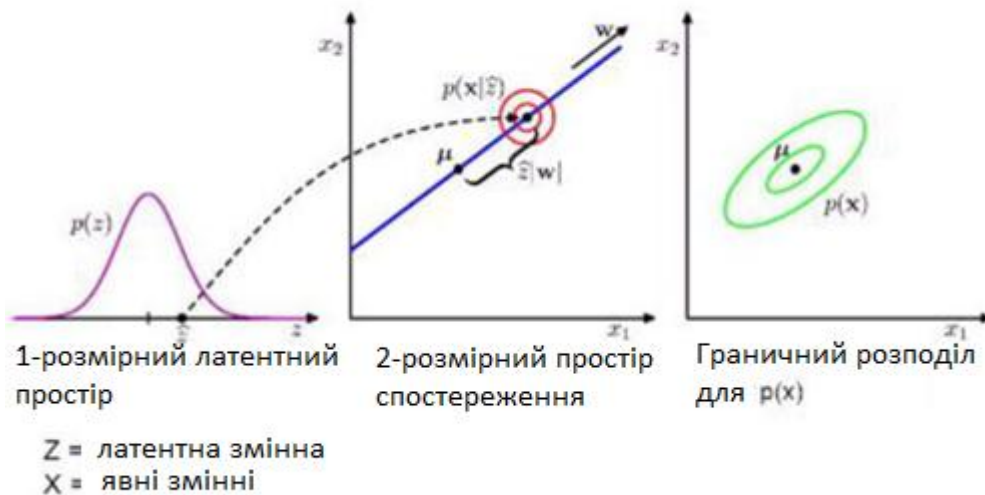


Рисунок 2.5 – Метод головних компонент

Уявімо, що наші дані влаштовані так: для кожного об'єкта є його приховане уявлення в просторі маленької розмірності. Тут воно позначене як z . А ми спостерігаємо лінійну функцію від цього прихованого уявлення в просторі з більш високою розмірністю. Ми взяли лінійну функцію і додатково додали нормальний шум. Тим самим ми отримали x , високорозмірних дані, за якими нам вкрай бажано відновити їх низькорозмірних уявлення.

розглянути $x \in \mathbb{R}^D$, $z \in \mathbb{R}^d$, такий як $D \gg d$

спільний розподіл

$$p(X, Z|\theta) = \prod_{i=1}^n p(x_i|z_i, \theta)p(z_i|\theta) = \prod_{i=1}^n \mathcal{N}(x_i|Vz_i, \sigma^2 I)\mathcal{N}(z_i|0, I)$$

θ складається з $D \times d$ матриця V і скаляр σ

Може використовувати EM-алгоритм для знаходження $\arg \max_{\theta} p(X_{tr}|\theta)$

- E-крок. Знайти $p(Z|X_{tr}, \theta) = \prod_{i=1}^n p(z_i|x_i, \theta)$
- M-крок. Знайдіть $\theta_{new} = \arg \max_{\theta} \mathbb{E}_Z \log p(X_{tr}, Z|\theta)$
- Повторіть E та M-кроки до зближення θ

Рисунок 2.6 – Вірогідна модель

Математично це виглядає так. Ми задали вірогідну модель (рис. 2.5), яка є спільним імовірнісним розподілом на спостережувані і приховані компоненти, на x і z . Модель досить проста, вибірка характеризується твором по об'єктах. Видимий компонента кожного об'єкта визначається прихованою компонентою, мова йде про апріорно розподілі на прихованої компоненті. І те й інше є нормальним розподілом. Ми припускаємо, що в малорозмірних просторі дані розподілені апріорно нормально, і спостерігаємо лінійну функцію цих даних, яка зашумлена нормальним шумом.

Нам задана вибірка, яка представляє собою високоразмерное уявлення. Ми знаємо x , ми не знаємо z , і наше завдання - знайти параметр θ . θ - це матриця V , σ^2 і все.

Вказану задачу можна сформулювати на Байєсова мовою як завдання навчання з латентними змінними. Щоб застосувати звичайний метод максимальної правдоподібності, не вистачає знання збільшення z . Виявляється, для цієї техніки існує стандартний підхід, заснований на EM-алгоритм і різних модифікаціях. Можна запустити ітераційний процес. На EM-кроці наведені формули, що описують, що ми робимо. Можна теоретично показати, що процес монотонний і гарантовано сходиться до локального екстремуму.

Завдання оптимізації людство вміє вирішувати добре навіть при гігантських обсягах даних.

ми наближаємо задній $p(Z|X)$ шляхом оптимізації

$$\mathcal{L}(q) = \int q(Z) \log \frac{p(X, Z)}{q(Z)} dZ$$

у деяких обмежених наборах дистрибутивів $q(Z)$

Зверніть увагу, що всі елементи всередині інтеграла обчислюються

максимізація $\mathcal{L}(q)$ відносно $q(Z)$ відповідає мінімізації

KL-дивергенція між $q(Z)$ та $(Z|X)$

Рисунок 2.7 – Варіаційний Байес

Такий підхід називається варіаційний Байес. Ключова ідея - що висновок стає оптимізацією.

ми можемо використовувати варіативні методи для одночасного навчання та виведення прихованих змінних

$$\log p(X_{tr}|\theta) \geq \int q(Z) \log \frac{p(X_{tr}, Z|\theta)}{q(Z)} dZ = \mathcal{L}(q, \theta)$$

оптимізація відносно θ забезпечує кращий опис даних про навчання

оптимізація відносно $q(Z)$ забезпечує кращий вихід із прихованих змінних

стохастичні градієнти можна легко обчислити

$$\frac{\partial \mathcal{L}(q, \theta)}{\partial \theta} \approx \frac{\partial \log p(x_i, z_i|\theta)}{\partial \theta},$$

де $z_i \sim q_i(z_i)$ та $q(Z) = \prod_{i=1}^N q_i(z_i)$

стохастична диференціація з посиланням на $q(Z)$

менш надійний, але в багатьох випадках це можна зробити ефективно, використовуючи трюк репараметризації

Рисунок 2.8 – Оптимізація

Дано X_{tr} , Z ми не знаємо, і нам би оптимізувати цей функціонал по θ . Ми навіть не можемо його в явному вигляді порахувати, але зате, коли ми замінили його на варіаційну нижню оцінку L , з'явилася ще й залежність від θ - оскільки ми хочемо додатково ліву частину оптимізувати по θ . Ми можемо оптимізувати L одночасно по $Q(Z)$ і по θ . Оптимізація по θ дозволяє нам все краще описувати навчальну вибірку, а оптимізація по $Q(Z)$ дозволяє все точніше проводити байесовський висновок над прихованими змінними Z .

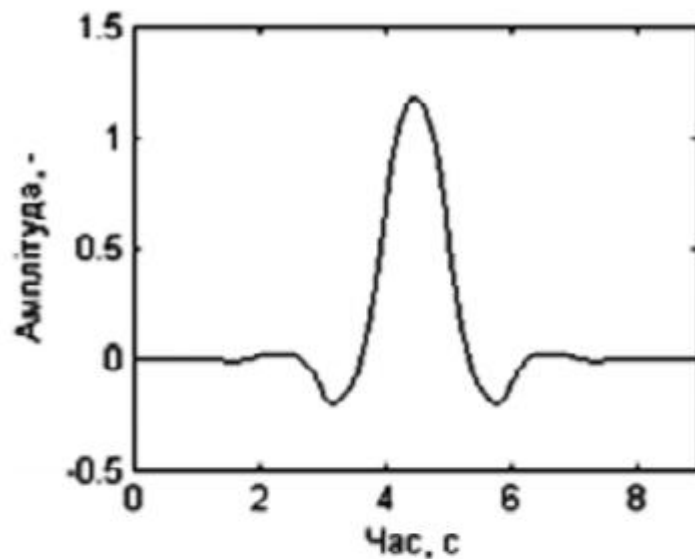
Серед іншого виявляється, що така модель допускає ефективну оптимізацію за допомогою методів стохастичною оптимізації. Вони дозволяють оптимізувати функцію, яку ми, може, навіть не зможемо порахувати ні в одній точці. Нам достатньо вміти рахувати для неї стохастичний градієнт і, можливо, якісь додаткові характеристики для подальшого прискорення збіжності.

2.3 Алгоритм делінеації сигналу екг

Під делінеацією сигналу ЕКГ розуміють визначення тимчасового положення характерних точок сигналу (Зубців P, Q, R, S, T і кордонів QRS-комплексу, P- і T-хвиль).

Циклічний характер сигналу ЕКГ і його спектральні складові, які, в основному, з'являються в добре відомих і помітних смугах частот, зробили ЕКГ підходящим кандидатом для багаторівневого розкладання за допомогою вейвлет-перетворення. Тому в основу алгоритму делінеації сигналу ЕКГ належить математичний апарат вейвлет-аналіз.

Як материнського вейвлет був обраний біортогональний вейвлет «biog1.5». Графіки скейлінг-функції і вейвлет-функції даного вейвлета представлені на рис. 2.7.



a)

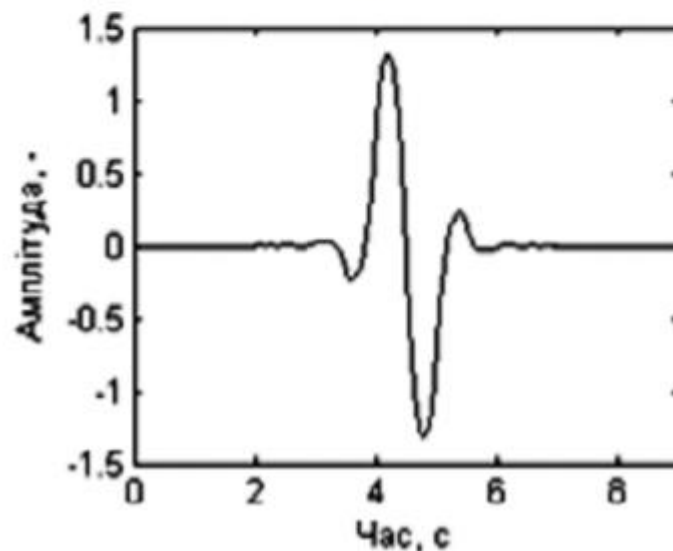


Рисунок 2.7 – Графіки скейлінг- і вейвлет-функції вейвлета

Вейвлет є симетричним, має компактний носій, дорівнює першої похідної від скейлінг-функції і має один нульовий момент. Це робить його використання дуже зручним при аналізі сигналу ЕКГ.

При багаторівневому розкладанні сигналу (рис. 2.8) обчислюють коефіцієнти апроксимації A_j , які представляють згладжений сигнал, і коефіцієнти деталізації D_j , які описують високочастотні коливання сигналу.

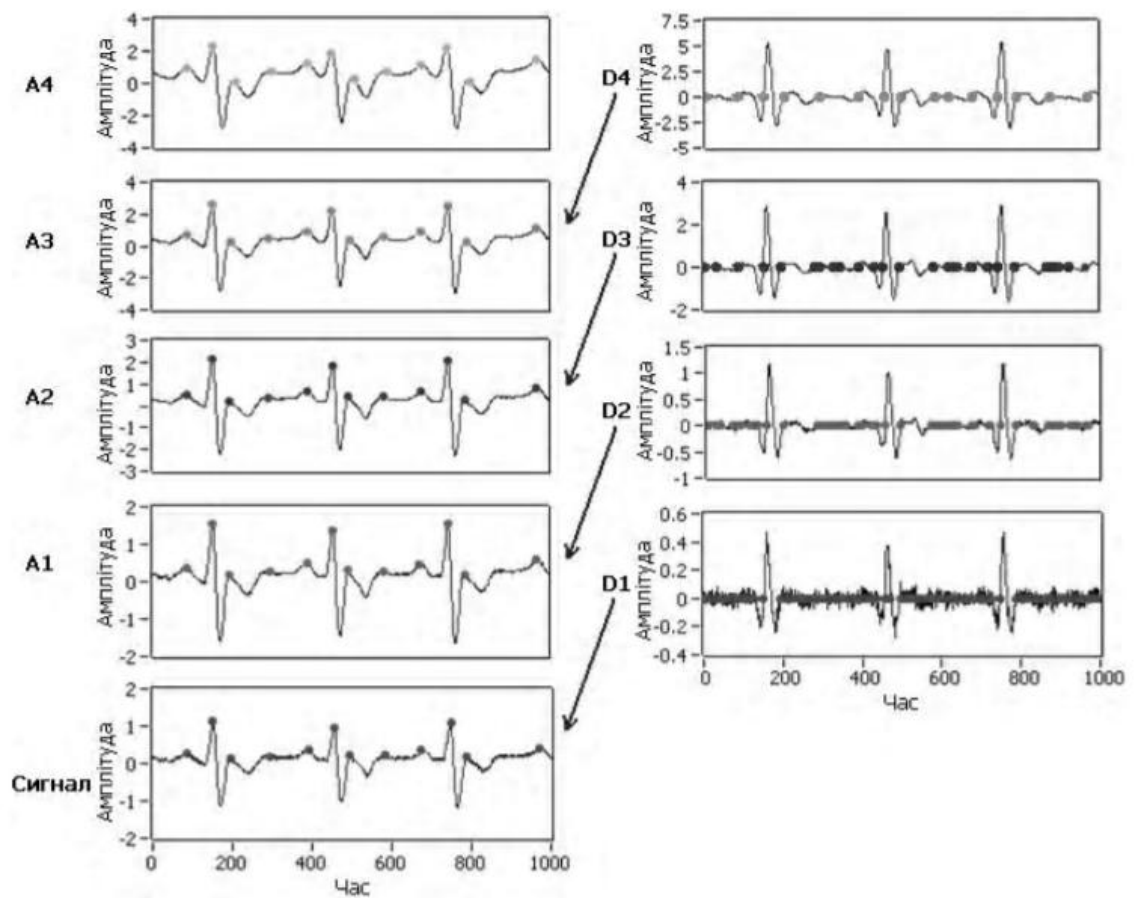


Рисунок 2.8 – Багаторівневий процес уточнення положення піків

Вейвлет-перетворення з одним нульовим моментом можна розглядати як багаторівневий диференціальний оператор 1-го порядку згладженого сигналу. В цьому випадку максимуми модуля вейвлет-перетворення є максимуми модуля першої похідною згладженого сигналу, а точки перетину вейвлет-перетворення з нулем відповідають положенням локальних мінімумів і максимумів згладженого сигналу. Отже, точки перетину вейвлетпреобразованія з нулем на першому масштабі відповідають положенням локальних екстремумів аналізованого сигналу.

Однак через присутність перешкод можлива поява великого числа перетинів з нулем поблизу шуканого максимуму сигналу. Оскільки кількість перетинів з нулем зменшується при збільшенні масштабу, застосовується схема, загальна ідея якого зводиться до послідовного обчислення перетинів вейвлет-перетворення з нулем при просуванні від більшого масштабу до меншого. Таким чином можна відкинути шуми і артефакти.

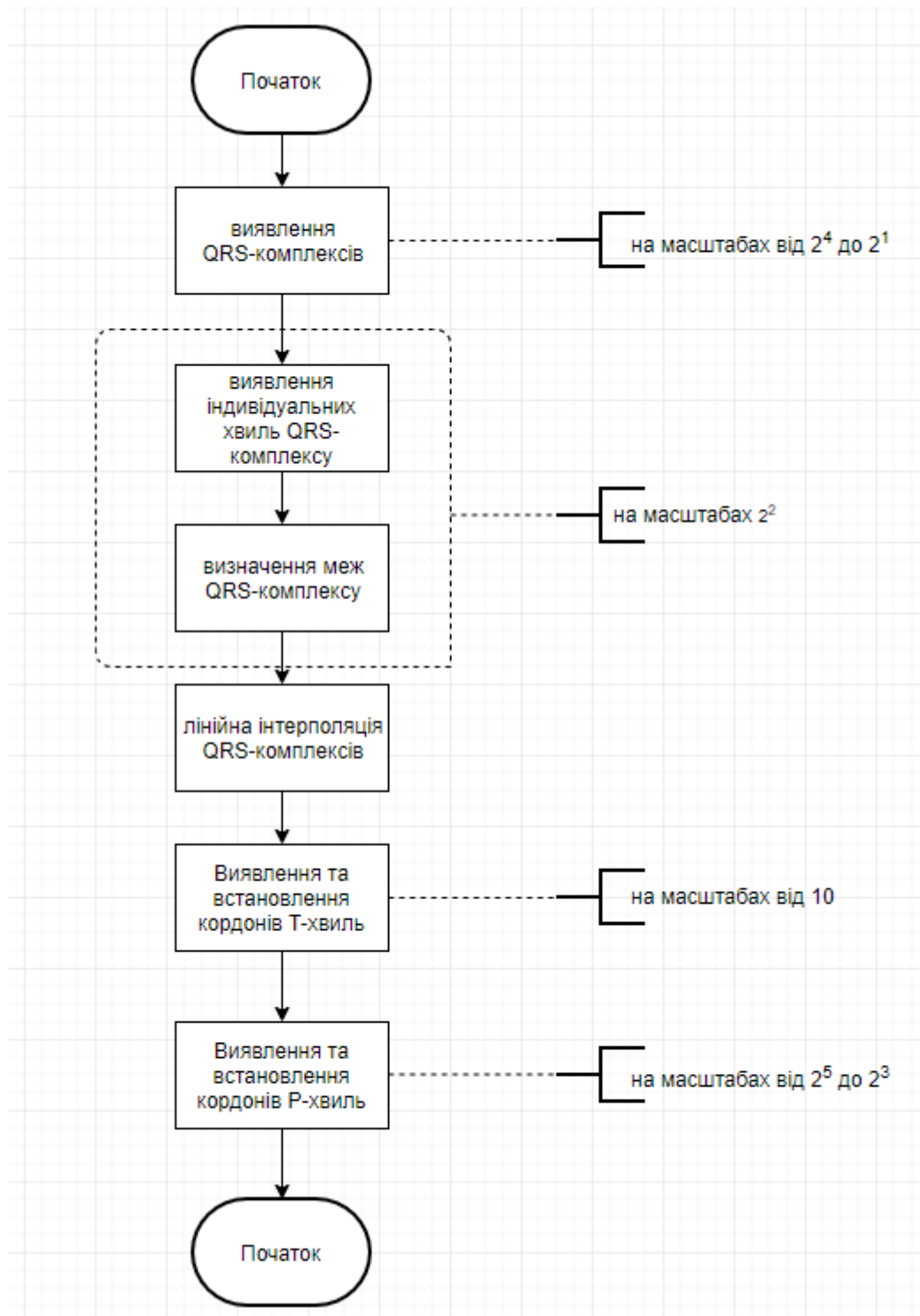


Рисунок 2.9 – Блок-схема алгоритму делінеації сигналу ЕКГ

Використовуючи інформацію про локальні максимуми, мінімуми і точках перетину з нулем на різних масштабах, алгоритм ідентифікує значущі точки сигналу (рис. 2.9). На першому кроці визначається положення QRS-комплексів. Далі виконується пошук Q- і S-волн, потім встановлюються кордону QRS-комплексу. Використовуються два критерії: пороговий критерій і критерій локального мінімуму, який враховує можливе перекриття хвиль. Після визначення точок, які задають положення початку і кінця QRS-комплексу, QRS-комплекс виключають шляхом лінійної інтерполяції сигналу між цими точками. Це здійснюється з метою придушення впливу QRS на суміжні P- і T-хвилі. Наступні кроки алгоритму - виявлення піків і встановлення меж P- і T-хвиль.

2.4 Опис байєсоволінгвістичних мереж

Розроблено алгоритм класифікації за наявністю захворювання з використанням байєсоволінгвістичних мереж основними особливостями алгоритму є:

- вибір ієрархії параметрів для побудови мереж;
- функція побудови дерева;
- можливість використання параметрів.

Для побудови найбільш ефективної байєсоволінгвістичної мережі всі дані поділяються на навчальну і тестову вибірки. При обробці навчальної вибірки відбувається побудова байєсоволінгвістичної мережі, за яким, згодом пройдуть всі дані тестової вибірки. починається побудова з вивчення всіх доступних параметрів пацієнтів, які беруться з вихідних даних. Кожен параметр представлений у вигляді одного рівня дерева, і як наслідок, всі вузли на цьому рівні уособлюють собою цей параметр.

2.4.1 Визначення меж для кожного параметра

Тепер розберемо, яким чином відбувається поділ по кожному параметру. Всього у нас є m -кількість параметрів: x_1, x_2, \dots, x_m . Кожна змінна x_i може приймати значення з деякого безлічі: $C_i = \{C_i^1, C_i^2, \dots\}$. Іншими словами у кожного параметра свій набір значень, що відрізняється

від інших. Наприклад, параметр «амплітуда R-зубця» пропонує інтервал значень від -1.5 до 1.5.

У кожному параметрі x_i належить знайти C_{in} і C_{iv} , де C_{in} - мінімальне значення параметра хворого пацієнта, в свою чергу C_{iv} - максимальне значення параметра хворого пацієнта. Робиться це для того, щоб відокремити одних пацієнтів від інших. Пацієнти, що задовольняють умові $C_{in} \leq C_i \leq C_{iv}$ мають ризик того, що пацієнт захворіє, у іншому випадку – ні.

На прикладі параметра «вік» ці дії можна описати наступним чином: наймолодшим пацієнтом є 19 річний чоловік (C_{in}), самим старим 65 річний (C_{iv}). Всі пацієнти, що входять в ці межі є потенційними хворими, інші ж - потенційно здоровими людьми.

2.4.2 Визначення параметрів

Кожного пацієнта можна охарактеризувати наступним набором параметрів:

$$I_j = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}.$$

Розглянемо критерій вибору параметра:

$N = N_b + N_z$, де N - кількість пацієнтів в навчальній вибірці; N_b - кількість хворих пацієнтів; N_z - кількість здорових пацієнтів. У кожному вузлі відбувається розбиття пацієнтів на клас явно здорових (NO_z) і клас, в якому є хворі і можуть зустрічатися здорові пацієнти (Na). Іншими словами на кожному вузлі у нас буде зустрічатися все менше пацієнтів, так як алгоритм буде відсікати явно здорових людей, але при цьому не виключається ймовірність того, що в цей клас можуть потрапити хворі люди. $Na = N - NO_z$.

Додамо до попереднього пункту пояснення. До першого класу Na відносяться

пацієнти задовольняють умові $C_{in} \leq C_i \leq C_{iv}$, інші ставляться у другому класі NO_z . І для того, щоб визначити, слід використовувати той чи інший параметр, в алгоритмі діє перевірка наступного роду. У кожного параметра

виглядає значення Na і NO_z . Якщо $\frac{N_a}{n} \parallel \frac{N_{oz}}{n} \leq 0,01$, де n - відповідає за кількість пацієнтів у вибірці, то такий параметр вважається не істотним і не

розглядається. Цей параметр в подальшому виключається з обігу і надалі алгоритм до нього не звертається.

2.4.3 Ранжування вузлів

В алгоритмі кожен рівень дерева і вузли цього самого рівня, уособлюють собою певний параметр, за яким відбувається поділ пацієнтів. Але для того, щоб визначити який параметр поставити на той чи інший рівень, потрібно зробити наступне.

Має бути обчислити оцінку значущості параметра x_i , тобто емпіричну

частоту захворювання $P = \frac{N_{\epsilon}}{N_a} = \frac{N_{\epsilon}}{N - N_{\text{ор}}}$. Критерієм вибору параметра x_i в вузлі і є максимальне поділ хворих і здорових пацієнтів. Це досягається при максимальному NO_3 , тобто при максимальному P .

За оцінкою значущості визначається, який вузол буде стояти вище інших. Іншими словами в залежності від P вузли ранжуються за спаданням. Завдяки такому способу поділу вже на перших рівнях дерева відбувається максимальне поділ між здоровими і хворими пацієнтами.

2.5 Висновок

В даному розділі були детально розглянуті особливості байесоволінгвістичного підходу, метод головних компонент, алгоритм обробки ЕКГ у фазовому просторі та виділення еталонного циклу. Описано алгоритм виявлення ознак ЕКГ. Детально розібрано процес побудови дерева рішень для класифікації ЕКГ з механізмом відсікання гілок.

Ці алгоритми допоможуть реалізувати поставлені задачі, що дозволяє з впевненістю сказати – ці алгоритми необхідно використати для вирішення поставленого завдання.

3 ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ ДАНИХ З ВИКОРИСТАННЯМ БАЙЕСОВОЛІНГВІСТИЧНИХ МЕРЕЖ

3.1 Байесоволінгвістичний класифікатор кардіоцикла ЕКГ

Після ідентифікації сигналу ЕКГ наступним етапом аналізу є класифікація кардіоциклу. Завдання класифікації кардіоциклу є завдання віднесення кардіоциклу до одного з чотирьох класів:

- NOR - без патологій;
- LBBB (Left Bundle Branch Block) - блокада лівої ніжки пучка Гіса;
- RBBB (Right Bundle Branch Block) - блокада правої ніжки пучка Гіса;
- PVC (Premature Ventricular Contraction) - шлуночкова екстрасистола.

Оскільки рішення задачі класифікації є одним з найважливіших застосувань байесоволінгвістичних мереж, було прийнято рішення побудувати класифікатор кардіоциклу на основі байесоволінгвістичної мережі (рис. 3.1).

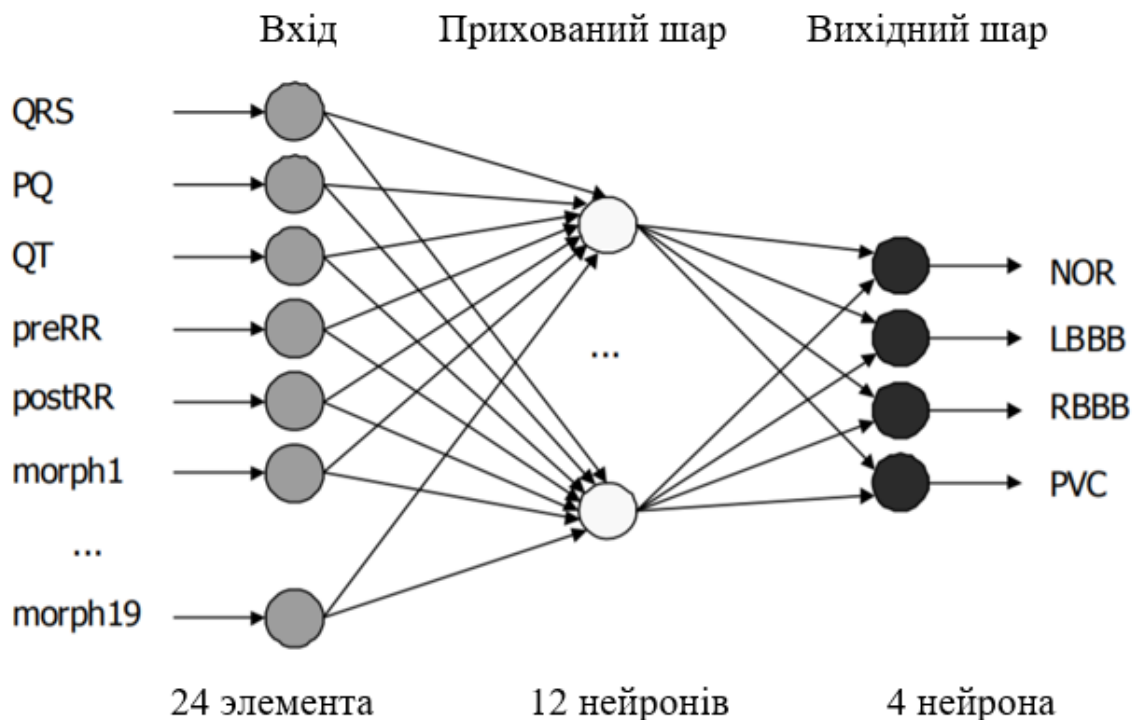


Рисунок 3.1 – Класифікатор кардіоциклу

На входи нейронів першого шару надходить 24-елементний вектор ознак кардіоцикла (табл. 3.1), клас якого необхідно визначити. виходи нейронів першого шару надходять на вхід і нейронів другого шару, а виходи нейронів другого шару формують вектор виходів мережі. Цільовий вектор мережі є 4-елементним вектором. Правильно функціонуюча мережа повинна відповісти вектором з одиницею в єдиному елементі, позиція якого відповідає номеру класу представленого примірника. Всі інші елементи вектора виходу повинні бути нулями.

Таблиця 3.1 – Ознаки для класифікації кардіоциклу

Номер	Ознака
1	Тривалість QRS-комплексу (QRS)
2	Тривалість інтервалу PQ (PQ)
3	Тривалість інтервалу QT (QT)
4	Тривалість попереднього RR-інтервалу (preRR)
5	Тривалість подальшого RR-інтервалу (postRR)
6-15	Нормалізовані морфологічні ознаки сигналу ЕКГ між початком і кінцем QRS-комплексу (10 відліків) (Morph1-morph10)
16-24	Нормалізовані морфологічні ознаки сигналу ЕКГ між кінцем QRSкомплекса і кінців Т-хвилі (9 відліків) (morph11-morph19)

3.2 Структурна схема програми

Для програмної реалізації виділених можливостей було вибрано структуру програми, схема якої представлена на рис. 3.2.

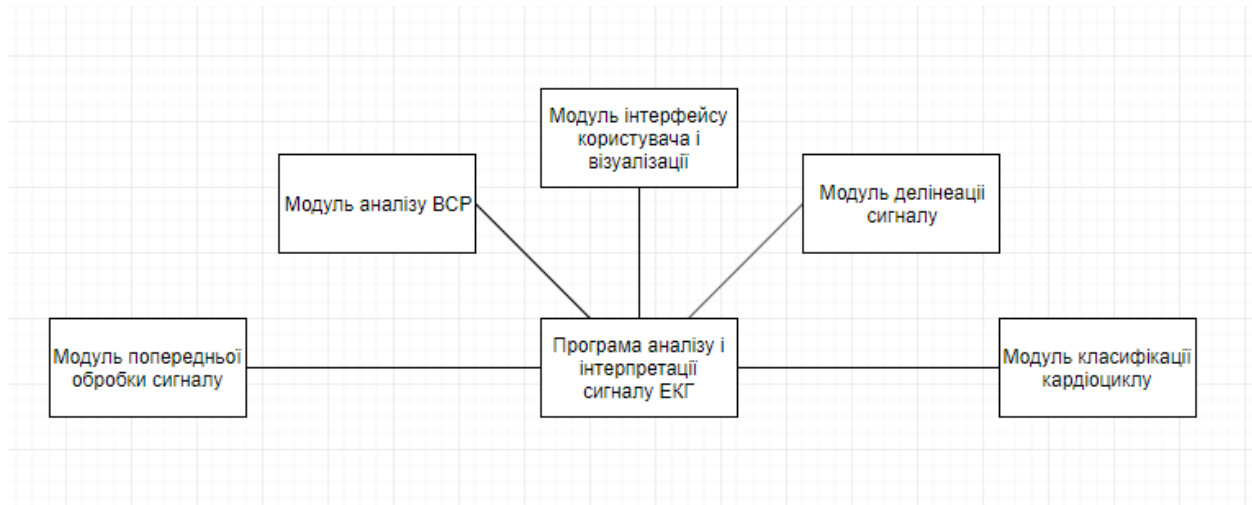


Рисунок 3.2 – Структура схема програми

Програма має ієрархічну структуру і складається з п'яти функціональних модулів. кожен модуль вирішує окрему задачу.

Модуль попередньої обробки сигналу дозволяє виконати ресамплінг (передискретизація) сигналу ЕКГ з частотою 250 Гц. Необхідність цієї процедури обумовлена тим, що програма повинна однаково обробляти сигнали з різними частотами дискретизації. Частота дискретизації 250 Гц визнана доцільною, виходячи з частотного спектра сигналу ЕКГ, який лежить в діапазоні 0.5 Гц-40 Гц, і необхідної частоти Найквіста (мінімально допустимої частоти дискретизації сигналу).

Модуль делінеації сигналу призначений для ідентифікації сигналу ЕКГ, тобто визначення положення піків і встановлення меж індивідуальних хвиль QRS-комплексів, Р- і Т-хвиль ЕКГ.

Модуль аналізу ВСР призначений для обчислення показників ВСР тимчасової області, побудови скатерограми, ритмограми і гістограми RR-інтервалів ЕКГ.

Модуль класифікації кардіоциклу призначений для визначення класу, до якого належить кожен кардіоцикла сигналу, за допомогою навченої байєосво-лінгвістичної мережі прямого поширення сигналу.

Модуль інтерфейсу користувача і візуалізації містить засоби реалізації графічного інтерфейсу користувача: графічні форми і функції, які обслуговують активацію елементів управління графічного інтерфейсу, а також засоби візуалізації результатів роботи програми і забезпечує введення-виведення даних.

Також можливо виділити загальну діаграму використання(рисунк 3.3).

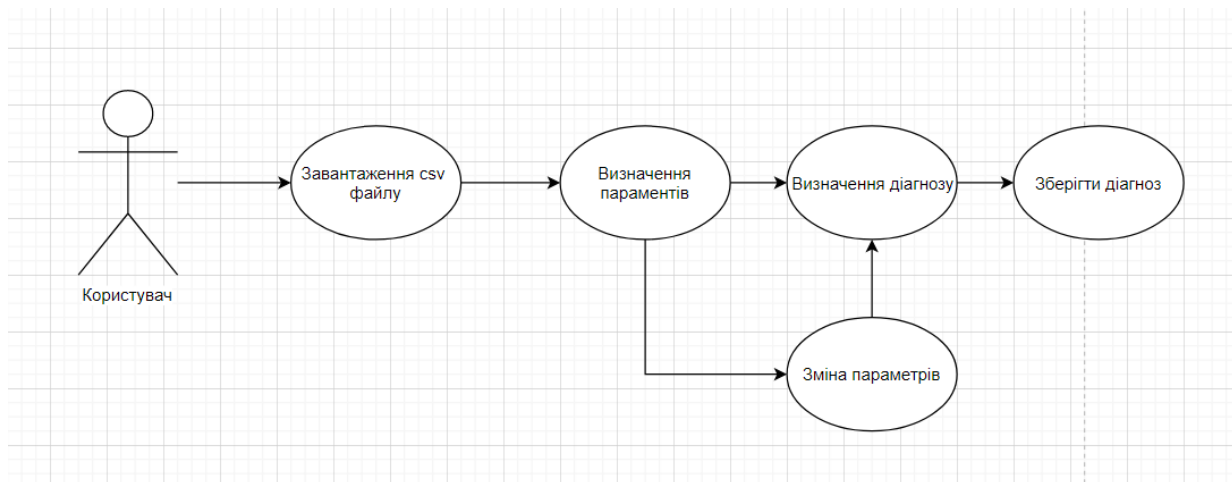


Рисунок 3.3 – Діаграма використання

3.3 Проектування бази даних

3.3.1 Концептуальне проектування

Проектування бази даних починається з концептуального проектування. Воно проводиться на основі опису предметної області.

- Після обробки на ЕКГ на ній виділяються необхідні параметри, які використовує дерево рішень для діагностики.
- Дерево рішень представлено у вигляді окремих вузлів. У них зберігається значення коефіцієнта, предок і лівий і правий нащадок.
- У хвороб нам потрібно тільки їх назву.

Разом, ми виділили 4 сутностей: кардіограма, показники і діагноз, - і зв'язку: два типу 1 до 1. Була збудована відповідна ER-діаграма (рис. 3.3).

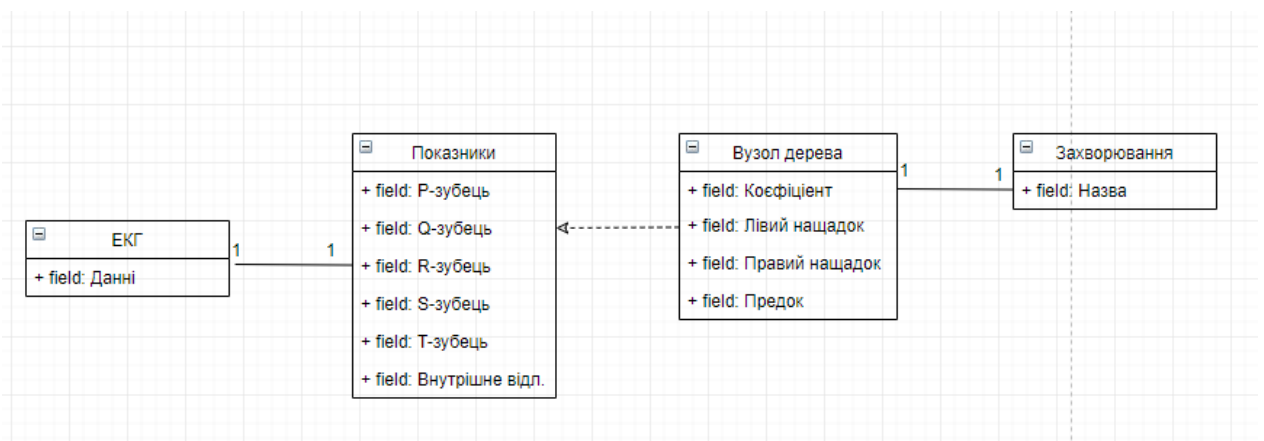


Рисунок 3.4 – ER-діаграма бази даних

Всі таблиці даної бази даних знаходяться в 3-ій нормальній формі. Крім того, кожна таблиця має тільки один первинний ключ, а значить, розроблена база даних знаходиться в нормальній формі.

3.3.2 Логічне проектування

На основі побудованої ER-діаграми побудуємо реляційну схему бази даних(рис. 3.4).

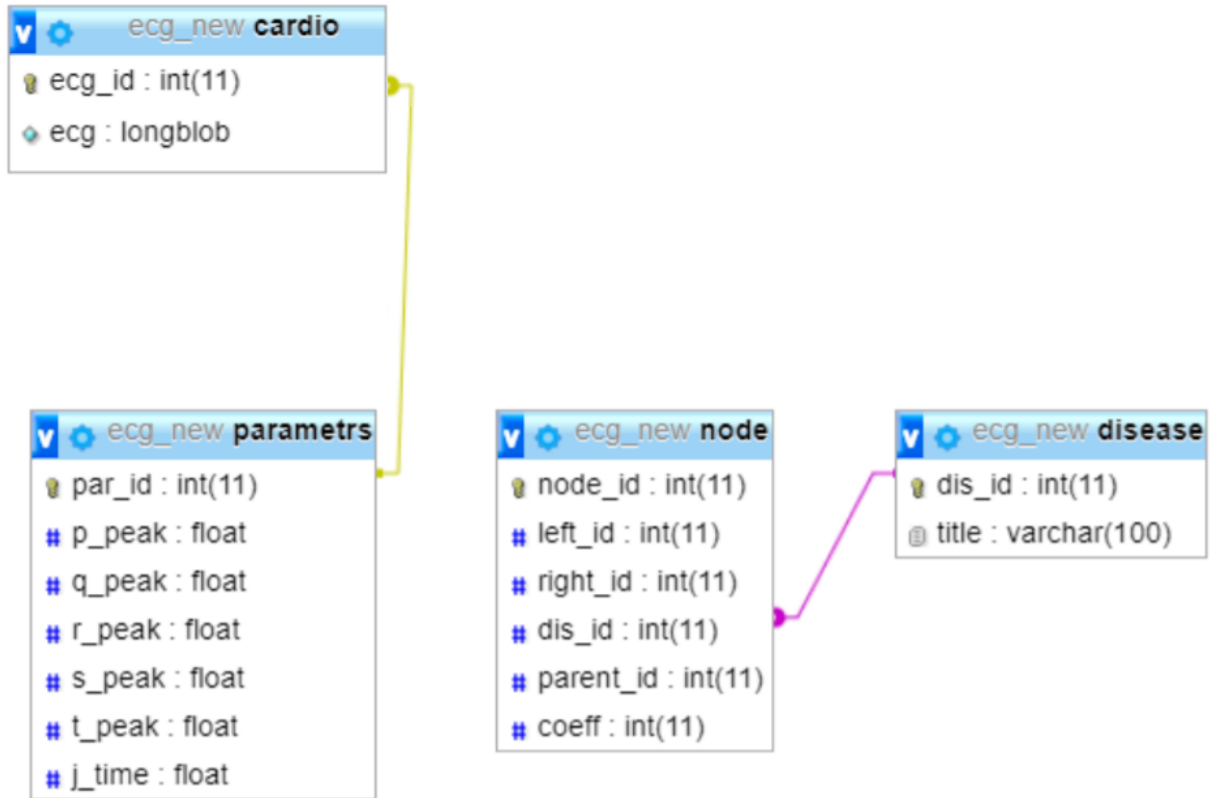


Рисунок 3.5 – Схема реляційної бази даних

Детальний опис таблиць і властивостей полів наведено нижче.

Таблиця 3.2 – Кардіограма

	Тип даних	Значення за замовчуванням	Обов'язковість	Первинний ключ	Зовнішній ключ	Обмеження
ecg_id	int	-	+	+	-	-
diag_id	int	-	-	-	+	-

В першу чергу дана таблиця(таблиця 3.2) потрібна для зберігання даних кардіограм. Спочатку вони представлені у вигляді файлів формату CSV, щоб завантажити їх в таблицю використовується поле типу blob-великий бінарний об'єкт.

Таблиця 3.3 – Параметри кардіограми

	Тип даних	Значення за замовчуванням	Обов'язковість	Первинний ключ	Зовнішній ключ	Обмеження
par_id	int	-	+	+	-	-
p_peak	int	-	-	-	-	-
q_peak	int	-	-	-	-	-
r_peak	int	-	-	-	-	-
s_peak	int	-	-	-	-	-
t_peak	int	-	-	-	-	-
j_time	int	-	-	-	-	-

Параметри зберігають значення амплітуд і тимчасових інтервалів(таблиця 3.3).

В таблиці 3.4 описані як зберігаються вузли дерева.

Таблиця 3.4 – Вузли дерева

	Тип даних	Значення за замовчуванням	Обов'язковість	Первинний ключ	Зовнішній ключ	Обмеження
node_id	int	-	+	+	-	-
left_id	int	-	-	-	+	-
right_id	int	-	-	-	+	-
parent_id	int	-	-	-	+	-
dis_id	int	-	-	-	+	-
coeff	double	-	+	-	-	-
par_name	varchar(10)	-	+	-	-	-

В таблиці 3.5 показано як зберігаються захворювання.

Таблиця 3.5 – Захворювання

	Тип даних	Значення за замовчуванням	Обов'язковість	Первинний ключ	Зовнішній ключ	Обмеження
dis_id	int	-	+	+	-	-
Title	varchar(100)	-	+	-	-	-

3.4 Проектування інтерфейсу програми

Відкривається основне вікно програми(рисунок 3.6).

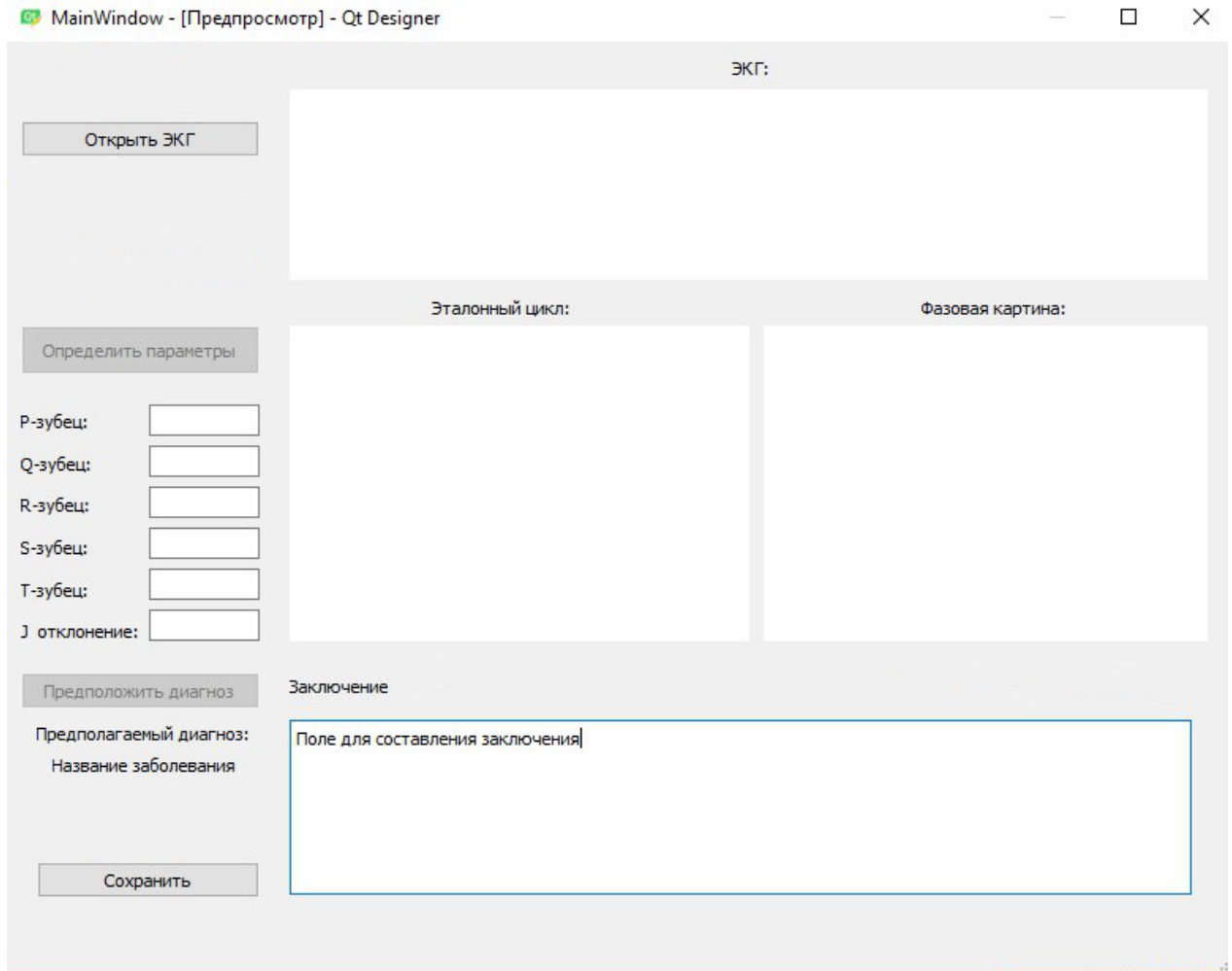


Рисунок 3.6 – Головне вікно програми при запуску

Відразу після запуску програми в головному вікні немає ніякої інформації. Щоб працювати далі необхідно вибрати кардіограму з якою ми будемо працювати. Для цього потрібно натиснути кнопку «Відкрити ЕКГ», після чого з'явиться модальна форма завантаження ЕКГ (рисунок 3.7).

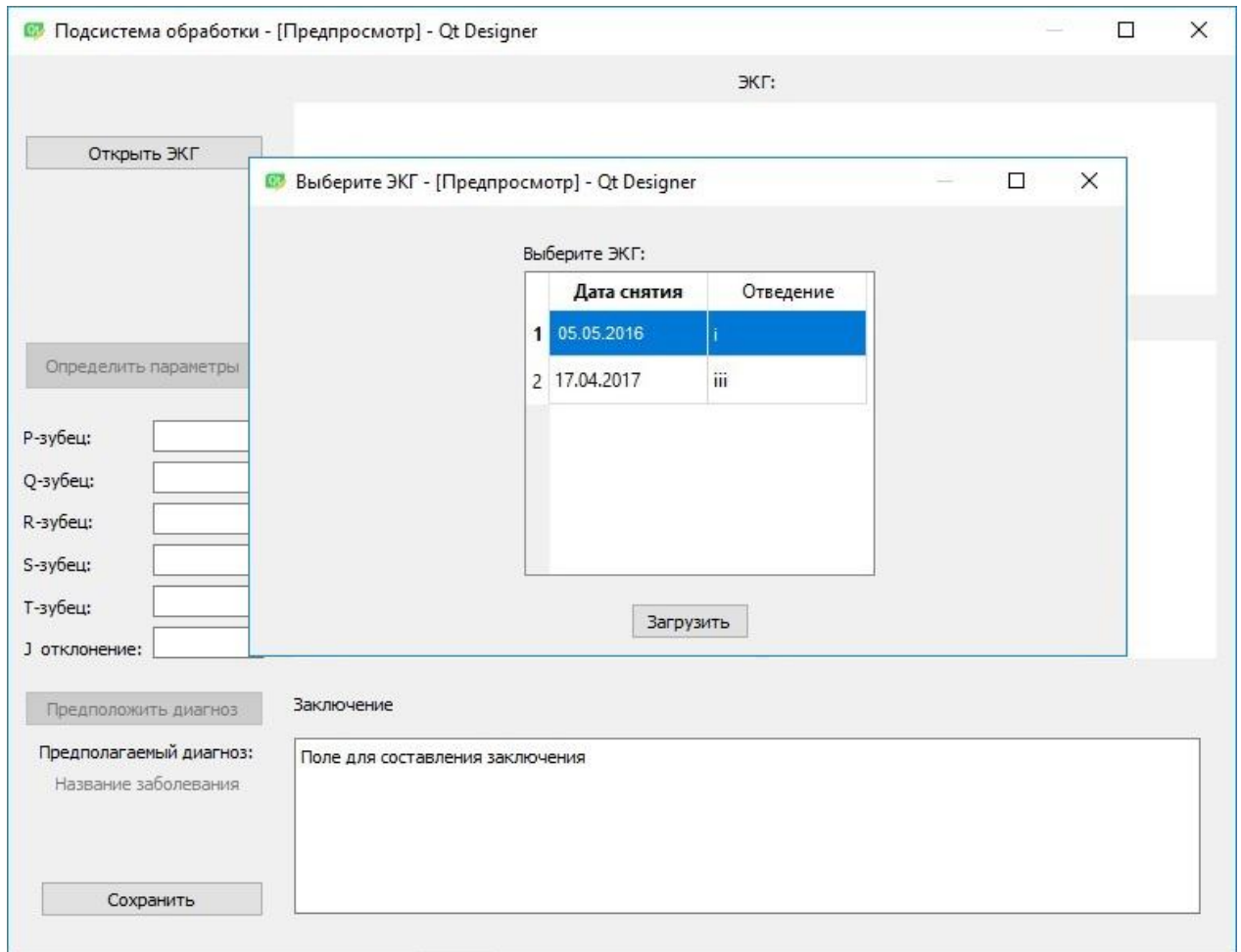


Рисунок 3.7 – Вікно вибору кардіограми

Після того як ми вибрали кардіограму, ми повертаємося до головного вікна програми. Тепер на ньому показується інформація про пацієнта, три графіка: вихідна ЕКГ, її відображення в фазовому просторі, і отриманий еталонний цикл. Кнопка «Визначити параметри» стає доступною (рисунок 3.8). Відразу після завантаження на ЕКГ немає ніяких параметрів. Їх можна визначивши автоматично натиснувши відповідну кнопку, або ввести вручну в поля, розташовані в лівій частині головного вікна. Коли всі поля заповнені, кнопка «Припустити діагноз» стає доступною. Після її натискання внизу вікна з'являється список виявлених хвороб, або напис «Хвороб не виявлено»

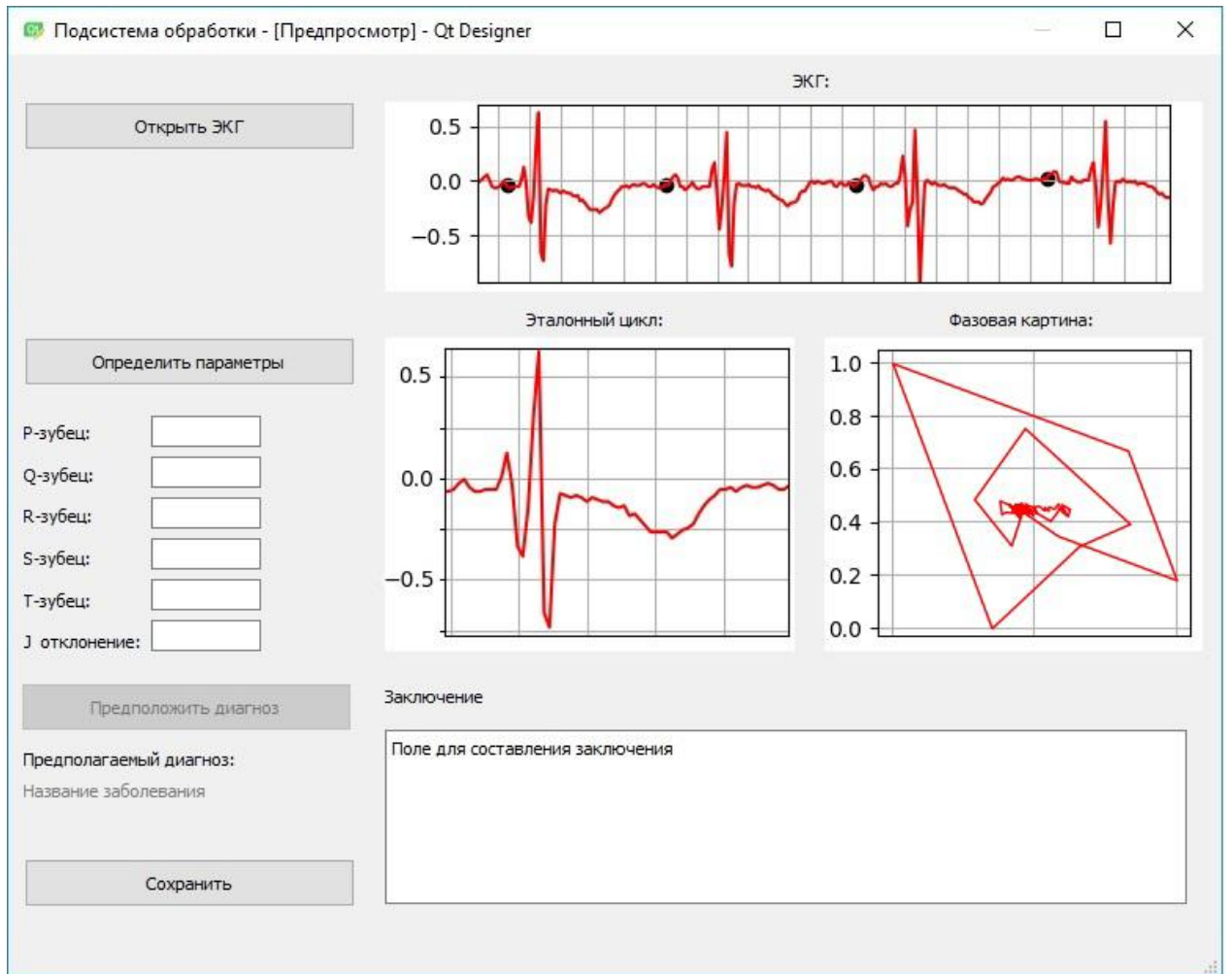


Рисунок 3.8 – Головне вікно із завантаженою кардіограмою

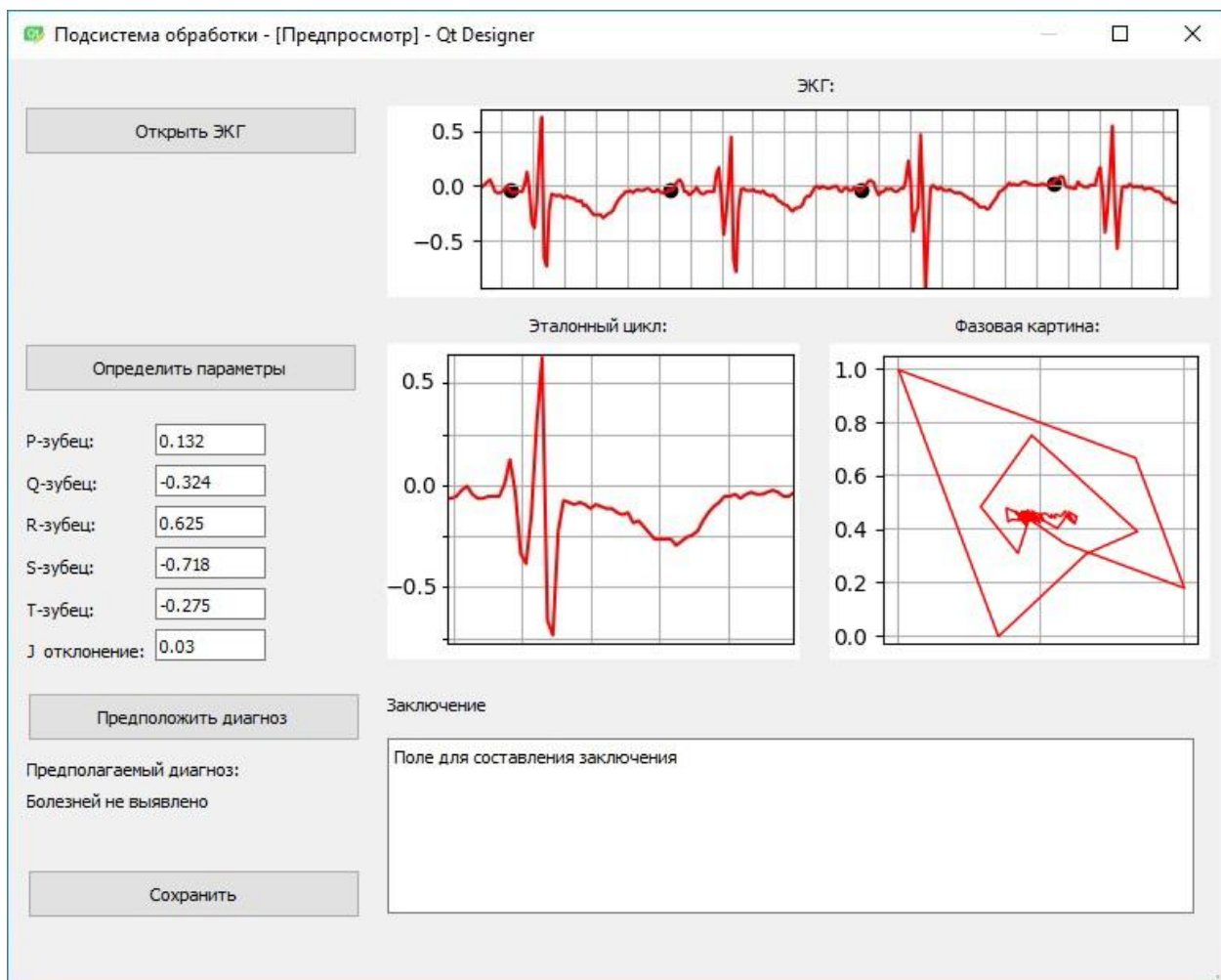


Рисунок 3.9 - Головне вікно з певними показниками і діагнозом

3.5 Висновок

В даному розділі виконано розробку архітектури і інтерфейсу програми. Описана робота байєсоволінгвістичного класифікатора кардіоцикла ЕКГ, а саме – ознаки та класи для класифікації кардіоциклу. Представлена структурна схема програми та діаграма використання. Описані модулі з яких буде складатися програма. Спроектвана база даних та детально описані властивостей полів. Стисло описаний інтерфейс програми.

4 РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

4.1 Описання класифікаторів

– Нейронні мережі

Нейромережеві моделі можна розглядати як прості математичні моделі, що визначають функцію $f: X \rightarrow Y$, або розподіл над X , або над X та Y . Іноді моделі тісно пов'язують з певним правилом навчання. Поширене використання фрази «модель ШНМ» насправді є визначенням класу таких функцій (де членів цього класу отримують варіюванням параметрів, ваг з'єднань, або особливостей архітектури, таких як число нейронів або їхня зв'язність).

З математичної точки зору, нейромережеву функцію $f(x)$ визначають як композицію інших функцій $g_i(x)$, які може бути розкладено далі на інші функції. Це може бути зручно представляти як мережеву структуру, де стрілки зображують залежність між функціями. Широко вживаним способом компонування є нелінійна зважена сума, де $f(x) = K(\sum_i w_i g_i(x))$ (що часто називають функцією збудження, англ. activation function) є визначеною наперед функцією, такою як гіперболічний тангенс, або сигмоїдна функція, або нормована експоненційна функція, або випрямляльна функція. Важливою характеристикою функції збудження є те, що вона забезпечує плавний перехід при зміні значень входу, тобто, невелика зміна входу призводить до невеликої зміни виходу. Наведене нижче розглядає набір функцій g_i як вектор $g = (g_1, g_2, \dots, g_n)$

Ця схема зображує такий розклад f , із залежностями між змінними, показаними стрілками. Їх може бути інтерпретовано двома способами.

Перший погляд є функційним: вхід x перетворюється на 3-вимірний вектор h , який відтак перетворюється на 2-вимірний вектор g , який нарешті перетворюється на f . Цей погляд найчастіше зустрічається в контексті оптимізації.

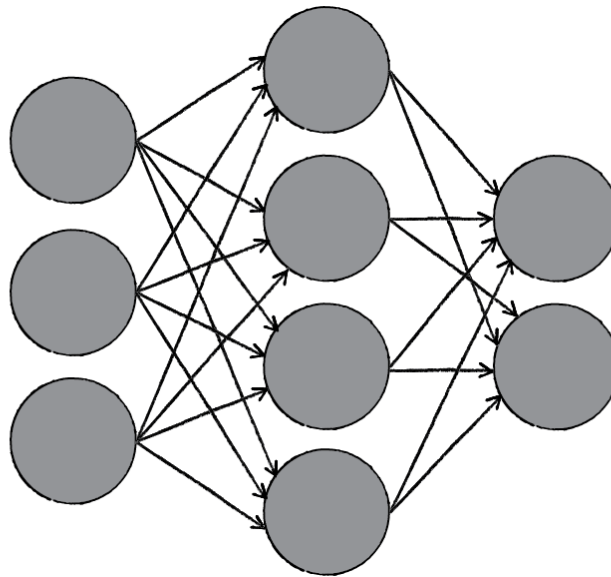


Рисунок 4.1 – Приклад нейронної мережі

Другий погляд є ймовірнісним: випадкова $F=f(G)$ залежить від випадкової змінної $G=g(H)$, яка залежить від $H=h(X)$, яка залежить від випадкової змінної X . Цей погляд найчастіше зустрічається в контексті графових моделей.

Ці два погляди є здебільшого рівнозначними. В кожному з випадків, для цієї конкретної архітектури, складові окремих шарів не залежать одна від одної (наприклад, складові g є незалежними одна від одної за заданого їхнього входу h). Це природно уможлиблює якусь міру паралелізму в реалізації.

– Лінійна регресія

Лінійна регресія — це метод моделювання залежності між скаляром y та векторною (у загальному випадку) змінною X . У разі, якщо змінна X також є скаляром, регресію називають простою.

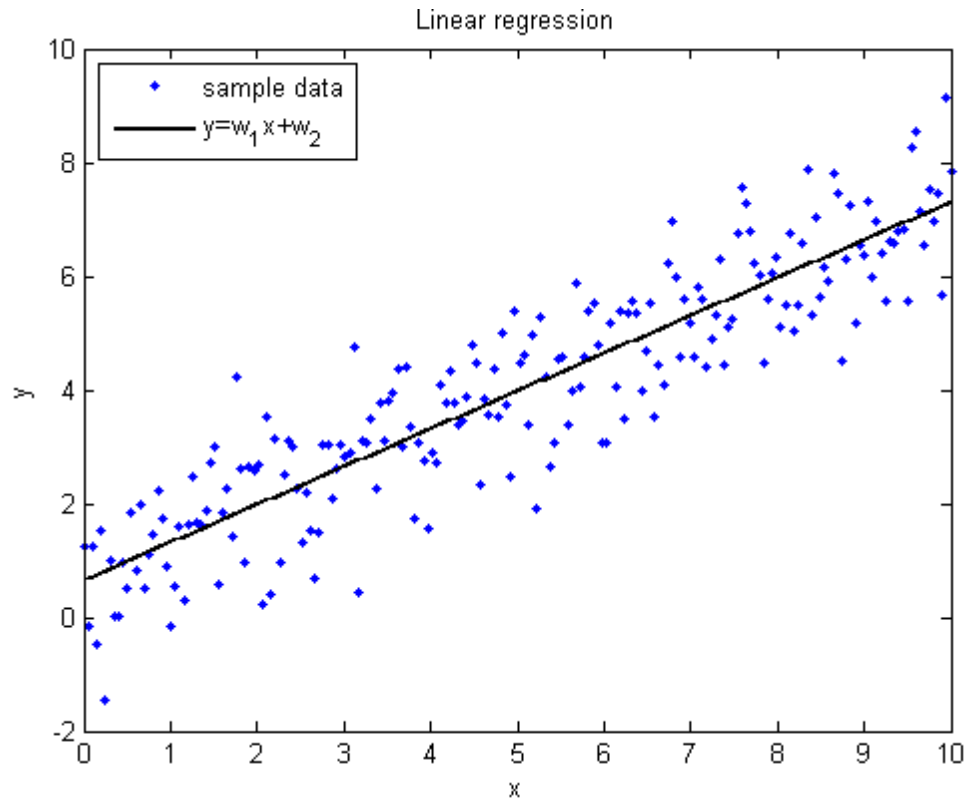


Рисунок 4.2 – Приклад лінійної регресії

Згідно з класичною моделлю додатково вводяться такі вимоги щодо специфікації моделі і відомих експериментальних даних:

- _ $\forall i \neq j \quad \mathbb{E}(u_i u_j | x_i) = 0$ (відсутність кореляції залишків)
- _ $\forall i \quad \mathbb{E}(u_i^2 | x_i) = \sigma^2$ (гомоскедастичність)

попередні дві властивості можна також записати в матричних позначеннях $\mathbb{V}(u|X) = \sigma^2 I_n$, де I_n — одинична матриця розмірності n .

- Ранг матриці X дорівнює $K+1$.
- Усі елементи матриці X є не випадковими.

Часто додається також умова нормальності випадкових відхилень, яка дозволяє провести значно ширший аналіз оцінок параметрів та їх значимості, хоча і не є обов'язковою для можливості використання наприклад методу найменших квадратів:

- _ $u_i | x_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$.

Для асимптотичних властивостей оцінок додатково вимагається виконання деяких додаткових умов на матрицю X коли її розмірність прямує

до безмежності. Однією з таких умов може бути існування границі при прямуванні розмірності до нескінченності:

– $\lim_{n \rightarrow \infty} \lambda_{-}(X'X) = \infty$ де λ_{-} позначає найменше власне значення матриці.

– Метод «найближчого сусіда»

Алгоритм найближчого сусіда — один з перших і найбільш простих евристичних методів розв'язування задачі комівояжера. Відноситься до категорії жадібних алгоритмів. За кожен крок його виконання до знайденої частини маршруту додається нове ребро. Алгоритм припиняє роботу, коли розв'язок знайдено і не намагається його покращити.

Формулюється таким чином: Алгоритм найближчого сусіда починається в довільній точці та поступово відвідує кожен найближчу точку, яка ще не була відвідана. Пункти обходу плану послідовно включаються до маршруту, причому, кожен черговий пункт, що включається до маршруту, повинен бути найближчим до останнього вибраного пункту серед усіх інших, ще не включених до складу маршруту. Алгоритм завершується, коли відвідано всі точки. Остання точка з'єднується з першою.

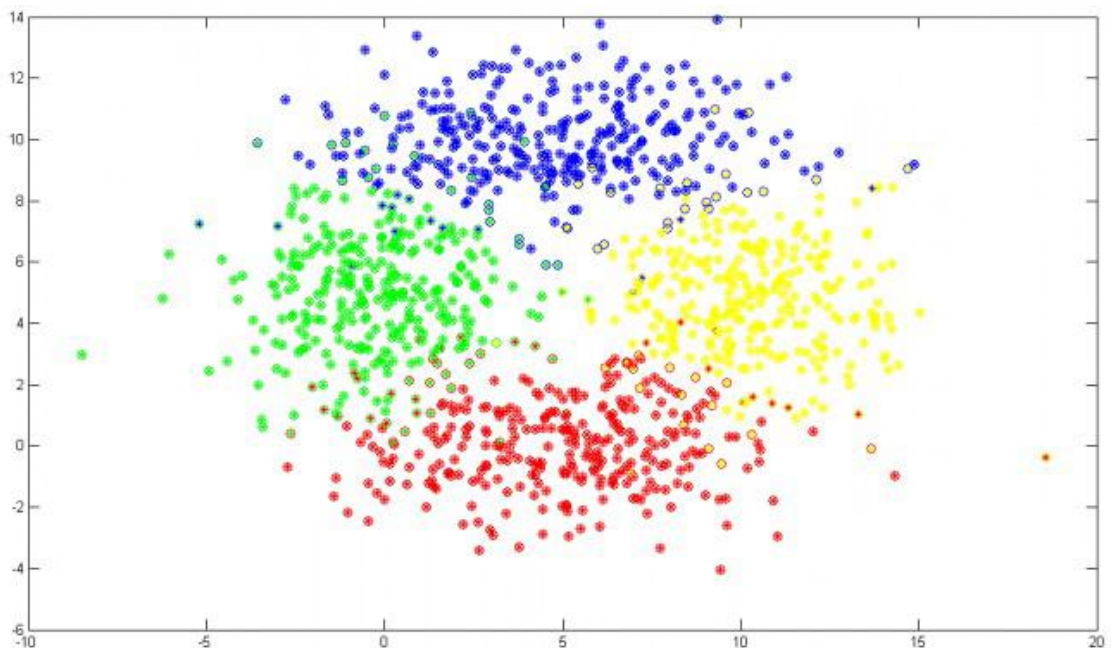


Рисунок 4.3 – Приклад роботи методу "найближчого сусіда"

Вхідні дані: множина точок V розмірністю N Вихідні дані: маршрут T , що складається з послідовності відвідування точок множини V

Кроки алгоритму:

- Довільно обрати поточну точку.
- Знайти найкоротше ребро, що сполучає поточну точку з досі ще не відвіданою точкою V .
- Зробити точку V поточною.
- Позначити точку V , як відвідану.
- Коли всі точки розмірності N відвідані, припинити пошук маршруту.
- Перейти до другого кроку.

4.2 Результати порівняння роботи класифікаторів

Для перевірки коректності роботи нашої підсистеми ми перевірили її роботу на реальних записах ЕКГ. Дані бралися з відкритої бази фізіологічних сигналів physionet.org, нам заздалегідь відомий діагноз, стать і вік пацієнта. З неї ми вибрали 100 кардіограм, які можна розбити на три групи: з нормальними показниками, з інфарктом, з гіпертрофією передсердь. Сотню взятих кардіограм ми розбили на навчальну і контрольну вибірки наступним чином:

Таблиця 4.1 - Розбиття набору на навчальні та тестові вибірки

№ набору	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
1	50	50
2	55	45
3	60	40
4	65	35
5	45	55
6	40	60
7	35	65
8	30	70

Порівняємо результат обробки вибірки декількома класифікаторами:

- нейронні мережі (позначення в таблиці НС);
- лінійна регресія (позначення ЛР);
- метод «найближчого сусіда» (позначення НБС);
- байєсоволінгвістичні мережі (позначення БМ).

Для перших трьох класифікаторів використовувалися вже готові алгоритми, для байєсоволінгвістичних мереж взята наша реалізація. У таблиці нижче наведені похибки класифікації для кожного з алгоритмів на кожній вибірці.

Таблиця 4.2 – Похибки класифікації тестової вибірки кожним з класифікаторів

№	1	2	3	4	5	6	7	8
НС	12,2%	10,8%	11,7%	12,5%	15,5%	14,2%	18,0%	21,0%
НБС	44,1%	41,6%	42,4%	38,9%	42,1%	46,4%	49,2%	50,6%
ЛР	35,1%	29,6%	29,4%	28,2%	36,1%	40,4%	42,2%	41,6%
БМ	3,0%	2,8%	2,7%	2,5%	3,5%	3,5%	3,7%	4,0%

Нижче представлені ці значення але вже на графіку(рисунок 4.1).

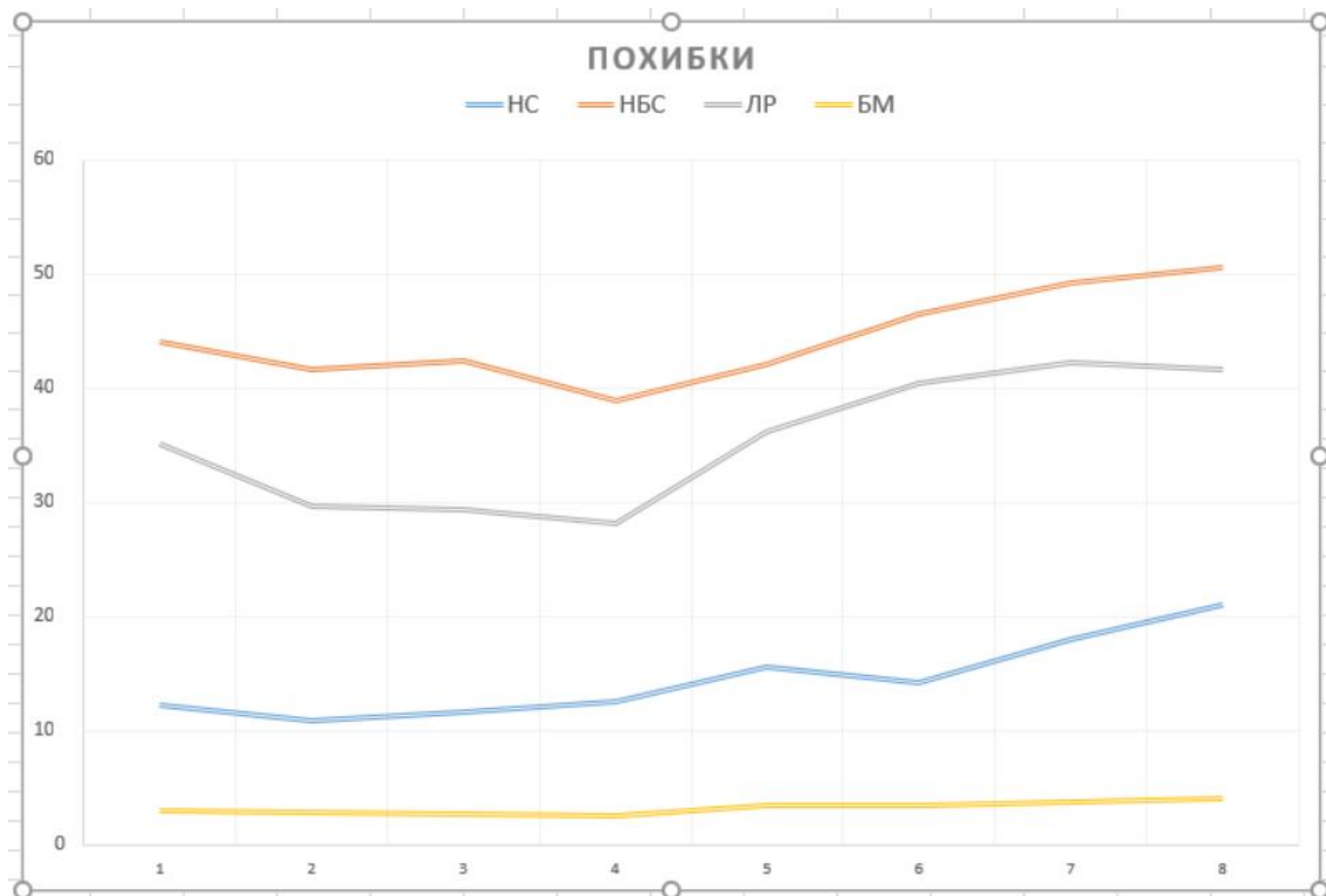


Рисунок 4.1 – Графік порівняння похибок

Як і очікувалося, байесоволінгвістичні мережі мають найменшу похибку. Нейронні мережі так само добре себе проявили, проте чим менше ставав обсяг навчальної вибірки, тим більше росло значення похибки. Для порівняння швидкодії алгоритмів, в програмі було написано відповідний таймер. Всі алгоритми, крім нейронної мережі, спрацювали за кілька хвилин.

Нейронної мережі знадобилося в 2 рази більше часу. Алгоритм найближчого сусіда на великих обсягах навчальної вибірки так само буде працювати повільніше, на увазі особливості його роботи - повного перебору вибірки.

Розроблена програма вірно провела діагностику всіх трьох типів стану пацієнта:

- нормальне (рисунок 4.2)

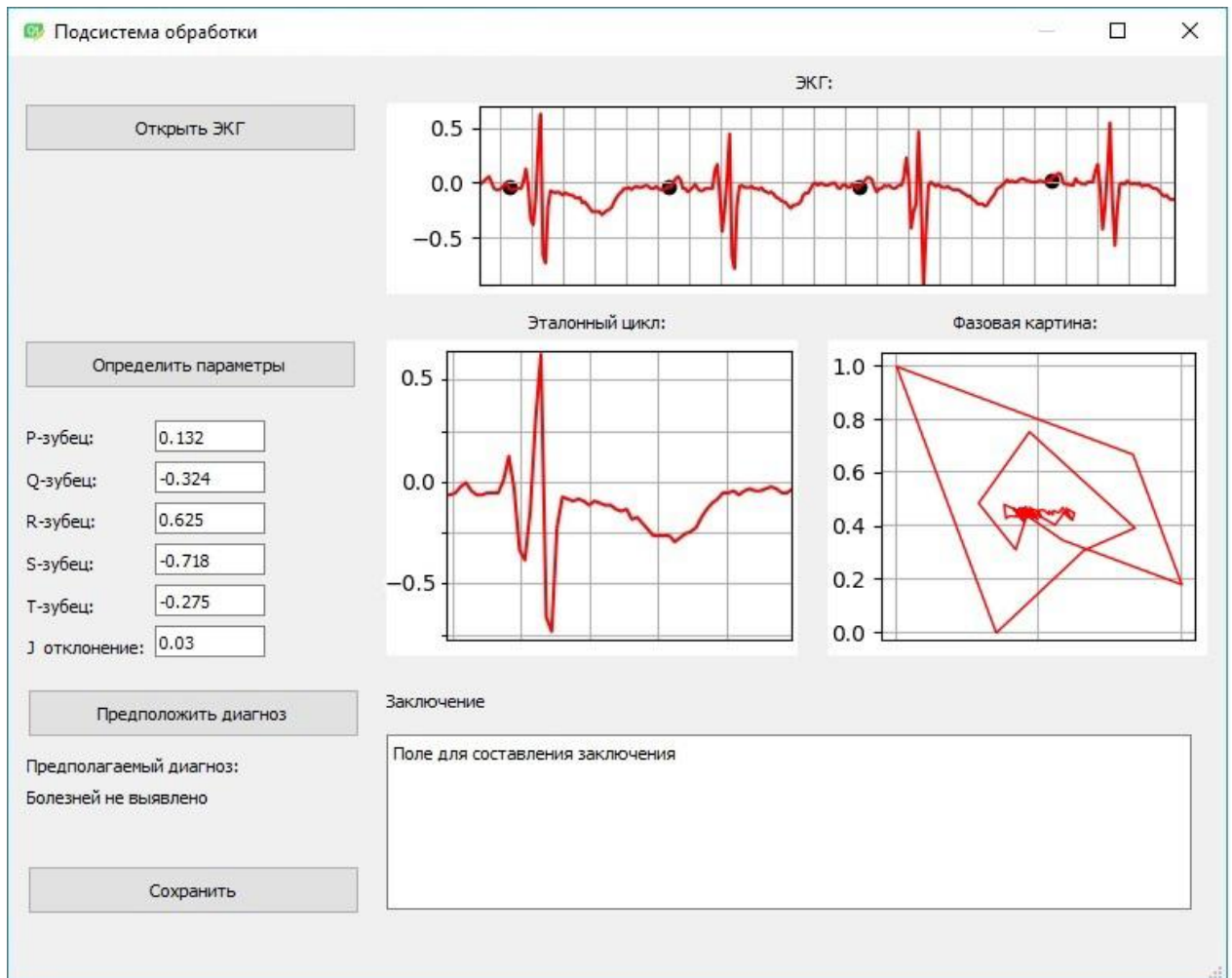


Рисунок 4.2 – Результат роботи на нормальній кардіограмі

- наявність інфаркту (рисунок 4.3)

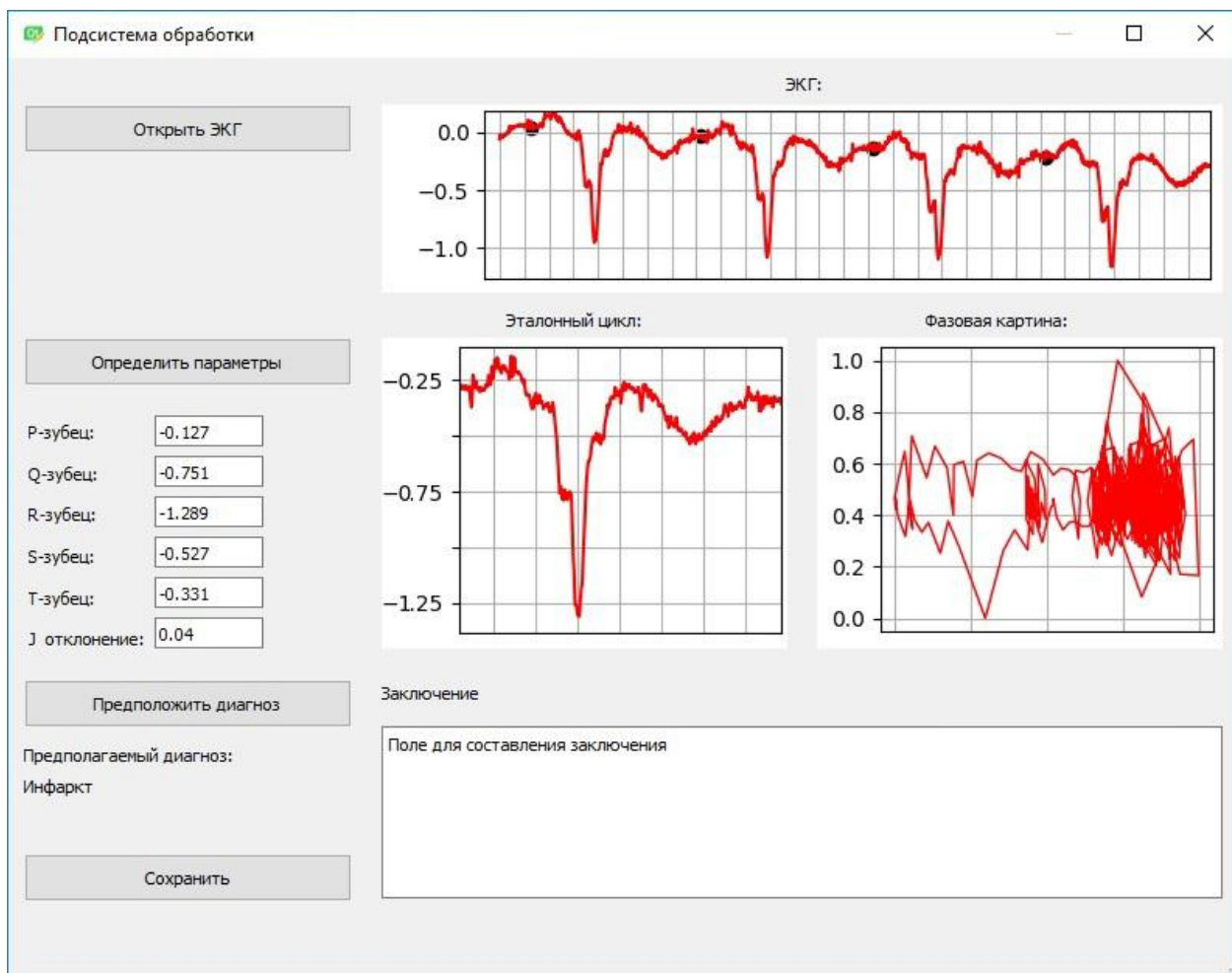


Рисунок 4.3 – Результат работы на кардіограмі з інфарктом

– наявність гіпертрофії передсердь (рисунок 4.4)

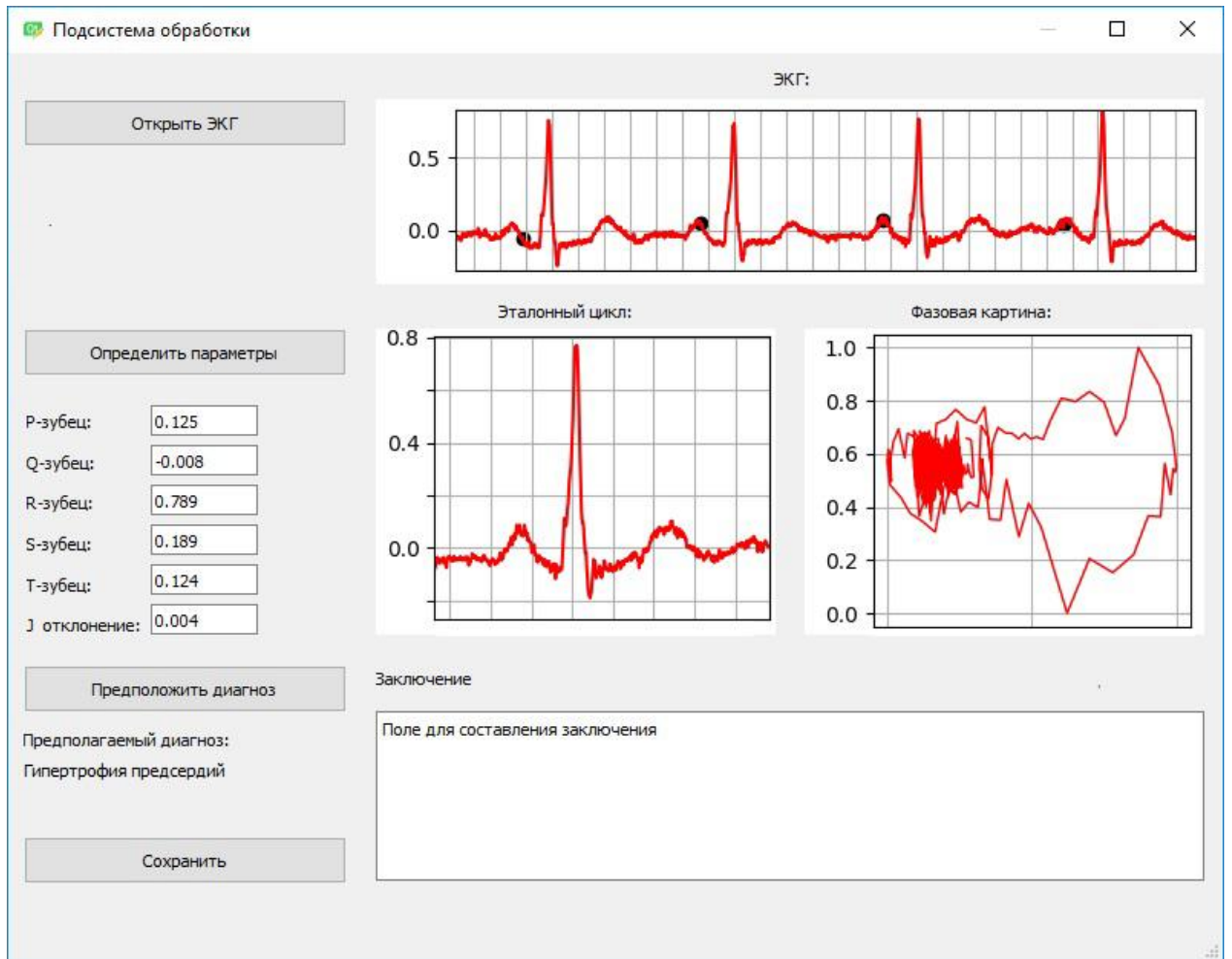


Рисунок 4.4 – Результат работы на кардиограмі з гіпертрофією передсердь

4.3 Висновок

В даному розділі були розглянуті результати обробки реальних даних ЕКГ різними класифікаторами. Всього було відібрано 100 кардіограм, їх розділили на навчальну і тестову вибірки. Вони були оброблені нейронної мережею, методом найближчого сусіда, лінійної регресією і деревом рішень.

Для перших трьох класифікаторів використовувалися готові алгоритми, дерево рішень було реалізовано. В ході тестування, дерево рішень показало найменшу похибку, яка варіюється від 3,0-4,0%. Найгірше себе проявив метод найближчого сусіда, даючи похибка до 50,6%.

5 РОЗРОБКА СТАРТАП -ПРОЕКТУ

5.1 Опис ідеї проекту

Сутність ідеї для даного проекту заключається в розробці та впровадженні інтелектуальної системи аналізу даних з використанням байєсоволінгвістичних мереж. Технологічне забезпечення відрізняється від звичайних тим, що дає точний та швидкий діагноз з великою точністю.

Основними напрямками використання даної продукції є впровадження в медичних закладах.

В Таблицях 5.1 та 5.2 наведений більш детальний опис ідеї та проведено визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту.

Таблиця 5.1 - Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Розробка інтелектуальної системи аналізу даних з використанням байєсоволінгвістичних мереж	Впровадження в медичних закладах, де спеціалісти являються людьми з вузьким спектром кваліфікацій	Зменшення вартості зберігання кардіограм. Економія часу для роботи над виявленням хвороби

Таблиця 5.2 - Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п/п	Техніко- економічні характеристики ідеї	Потенційні товари/концепції конкурентів			W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Проект	Конкурент:1	Конкурент:2			
1	Ціна	+	-	-			+
2	Тривале використання	+	+	+		+	
3	Складність налагодження програмного продукту	+	-	-			+
4	Наявність замінника	+	+	+		+	
5	Час використання для отримання результату	+	-	-			+

5.2. Технологічний аудит ідеї проекту

В межах даного підрозділу необхідно провести аудит технології, за допомогою якої можна реалізувати ідею проекту (технології створення товару).

Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз таких складових (табл. 5.2.1):

- за якою технологією буде виготовлено товар згідно ідеї проекту?
- чи існують такі технології, чи їх потрібно розробити/добробити?
- чи доступні такі технології авторам проекту?

№ п/п	Ідея проекту	Технологія її реалізації	Наявність технології	Доступність технології
1	Інтелектуальна система аналізу даних з використанням байєсоволінгвістичних мереж	Розробка та впровадження системи аналізу даних з використанням байєсоволінгвістичних мереж	Необхідно провести ретельний аналіз на визначення технології	Доступна
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: відрізняється від традиційної шляхом злиття кількох алгоритмів.				

На основі проведеного аналізу, можна сказати, що процес розробки такого продукту являється не дуже затратним та може бути виконаний з мінімальним забезпеченням ресурсами.

5.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкових загроз, які можуть перешкодити реалізації проекту, дозволяє спланувати напрями розвитку проекту із урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів. Спочатку проводиться аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку (таблиця 5.3).

Таблиця 5.3 - Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	50 - 100
2	Загальний обсяг продаж, грн./ум.од	1000000-3000000/рік
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Необхідність інвестицій для розробки продукту
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	наявні
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	75%

Нижче визначені потенційні групи клієнтів, їх характеристики, та сформовано орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (таблиця 5.4).

Таблиця 5.4 - Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Простота використання, дешевизна, якість, швидкість роботи	Медичні заклади з великим масивом даних.	З огляду специфіку даних	Надійність системи, можливість настройки під конкретного користувача, якість апробованого продукту

Після визначення груп клієнтів було проведено аналіз середовища ринку: складені таблиці з факторами, що сприяють ринковому впровадженню програмного продукту розробленого нами, та факторів, що йому перешкоджають (таблиці 5.5- 5.6). Фактори в таблиці наведені в порядку зменшення значущості.

Таблиця 5.5 - Фактори загроз

№	Фактор	Зміст загрози	Можлива
----------	---------------	----------------------	----------------

п/п			реакція компанії
1	Несприйняття в серйоз невеликого розробника програмного забезпечення	Постачальник програмного продукту з невеликим штатом робітників сприймається як ненадійний	Збільшення штату шляхом збільшення продажів товару
2	Відмінності технології від установлених принципів використання	Використання нової продукції викликає деякий конфуз у нових користувачів при використанні програмного продукту у порівнянні з іншим	Проведення тренінгів та воркшопів з використання продукту

Таблиця 5.6 - Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Можливість	Еволюція в самостійний і	Поліпшення

	розвитку	ні нащо не схожий продукт	системи в аспектах використання
2	Консультаційні послуги	Послуги по консультації та налагодженню продукту	Можливість притягнути додаткові кошти шляхом консультації та налагодження продукту

Нижче показано результати аналізу пропозиції: визначення загальних рис конкуренції на ринку (табл. 5.7)

Таблиця 5.7 - Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
---	--	---

Тип конкуренції	Чиста	Доопрацювання функціоналу продукту для переходу в монопольну або ж олігопольну конкуренцію
За рівнем конкурентоздатності	Світовий	Підприємству потрібно додати зусиль для виходу на міжнародний ринок
За галузевою ознакою	Внутрішньогалузева	Прикласти додаткові зусилля на визначення конкурентних можливостей, які нададуть переваги для зміцнення позицій поміж конкурентами

Продовження таблиці 5.7

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
Конкуренція за видами товарів	Товарно - родова	Компанія веде здорову товарно – родову конкуренцію, що дозволяє їй рости і розвиватися поміж іншими підприємствами,

		одночасно ростячи переваги у вигляді функціоналу підчерпнутого з інших конкурентів
За характером переваг	Цінова	Актуалізація вартості продукту
За інтенсивністю	Марочна	Ствердження компанії як бренду в майбутньому

Після аналізу конкуренції проводиться більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі.

Таблиця 5.8 - Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари - замітники
	ІТ - компанії	ІТ - компанії	ІТ - компанії	Медичні заклади	Неавтоматизовані аналоги
Висновки	Конкуренція на рівні світового ринку у вигляді ціни та функціоналу	Чистота і простота розробляваного продукту	Здешевлення виробництва без втрати його технологічного наповнення	Використання досягнень компанії для підтримки та супроводу розробленої продукції	Підвищення якості переваги при випуску продукції на ринок

З огляду на аналіз конкурентоздатності можна зробити висновок, що розроблена ідея має можливість роботи на ринку з огляду на конкурентну ситуацію.

Таблиця 5.9 - Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п/	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1	Здешевлення вартості використання програмного продукту	Розробка, налаштування та подальший супровід програмного забезпечення надає суттєву перевагу поміж конкурентами
2	Поліпшення методики	Майбутнє поліпшення та супровід готового продукту дозволяє виділитися серед конкурентів
3	Простота технології	Користувачам легше розібратися в нашій технології, ніж в технології конкурентів

За визначеними факторами конкурентоспроможності (табл. 5.10) проводиться аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (табл. 5.11).

Таблиця 5.10 - Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№ п/п/	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Здешевлення вартості використання програмного продукту								
2	Поліпшення методики								
3	Простота технології								

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (матриці аналізу сильних (Strength) та слабких (Weak) сторін, загроз (Troubles) та можливостей (Opportunities) (табл. 5.11) на основі виділених ринкових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін (табл. 5.10).

Перелік ринкових загроз та ринкових можливостей складається на основі аналізу факторів загроз та факторів можливостей маркетингового середовища. Ринкові загрози та ринкові можливості є наслідками (прогнозованими результатами) впливу факторів, і, на відміну від них, ще не є реалізованими на ринку та мають певну ймовірність здійснення. Наприклад: зниження доходів потенційних споживачів – фактор загрози, на основі якого можна зробити прогноз щодо посилення значущості цінового фактору при виборі товару та відповідно, – цінової конкуренції (а це вже – ринкова загроза).

Таблиця 5.11 - SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: Простота та вартість	Слабкості: Залежність від зовнішніх коштів
Можливості: Розвиток та ріст функціоналу	Загрози: Подавлення зі сторони більших конкурентів

На основі SWOT-аналізу розробляються альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок (див. табл. 5.3.6, аналіз потенційних конкурентів). Визначені альтернативи аналізуються з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів (табл. 5.12).

Таблиця 5.12 - Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Розробка функціоналу більш швидка та якісна	Ймовірна	12 місяців
2	Підтримка функціоналу займає менше часу за засобів	Ймовірна	6 місяців

Головною альтернативою після аналізу обрано розробку функціоналу більш швидко та якісно, оскільки вони включають в себе і маркетинговий і технологічний крок вперед.

5.4 Розроблення ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів (табл. 5.13).

Таблиця 5.13- Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент

	клієнтів				
1	Медичні заклади	Повна	Високий	Низька	Середня
Які цільові групи обрано: Медичні заклади					

Обрана стратегія охоплення ринку: стратегія масового маркетингу - робота з усім ринком, з розробленням для них стандартизованої програми ринкового впливу.

Для роботи в обраних сегментах ринку необхідно сформувати базову стратегію розвитку (таблиця 5.14).

Таблиця 5.14- Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
1	Вдосконалення функціоналу проекту	Стратегія масового маркетингу	Невпинне вдосконалення системи та програмного продукту	Стратегія домінування в ніші

Наступним кроком є вибір стратегії конкурентної поведінки (таблиця 5.15)

Таблиця 5.15 - Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки

1	Ні	Забирати існуючих	Так, ідею розподілення завдань	Стратегія наслідування лідерові
---	----	-------------------	--------------------------------	---------------------------------

На основі вимог споживачів з обраних сегментів до постачальника (стартап-компанії) та до продукту (див. табл. 5.10), а також в залежності від обраної базової стратегії розвитку (табл. 5.14) та стратегії конкурентної поведінки (табл. 5.15) розробляється стратегія позиціонування (табл. 5.16), що полягає у формуванні ринкової позиції (комплексу асоціацій), за яким споживачі мають ідентифікувати торгівельну марку/проект.

Таблиця 5.16 - Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту
1	Готовий продукт повинен повністю співпадати зі специфікацією та мати повну підтримку від виробника	Заняття ніші та можливо поступове витіснення конкурентів	Постійне вдосконалення функціоналу проекту	Доступність, простота, надійність

5.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Першим кроком є формування маркетингової концепції товару, який отримає споживач. Для цього у табл. 5.17 потрібно підсумувати результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару

Таблиця 5.17 - Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами
1	Покривати всі специфікації продукту	Доступність, надійність, підтримка	Удосконалені технології
2	Простота використання	Легкість у входженні нового користувача	На даному етапі відсутність конкуренції як такої

Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на потенційний товар (остаточне визначення ціни відбувається під час фінансово-економічного аналізу проекту), яке передбачає аналіз ціни на товари-аналоги або товари субститути, а також аналіз рівня доходів цільової групи споживачів (таблиця 5.18). Аналіз проводиться експертним методом.

Таблиця 5.18 - Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на технологію/послугу
1	4000\$ на рік	20% економії	2000 – 2500\$
2	4500\$ на рік	25% економії	3500 – 3000\$
3	2999\$ на рік	19.5% економії	1200 – 1800\$

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту, в межах якого приймається рішення (таблиця 5.19):

- проводити збут власними силами або залучати сторонніх посередників (власна або залучена система збуту);
- вибір та обґрунтування оптимальної глибини каналу збуту;
- вибір та обґрунтування виду посередників.

Таблиця 5.19 - Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки	Функції збуту, які має виконувати	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту

	ЦІЛЬОВИХ КЛІЄНТІВ	ПОСТАЧАЛЬНИК ТОВАРУ		
1	Збут своїми можливостями	Маркетингове рекламування та розповсюдження інформації про товар	міжнародний	структурована

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спираються на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (таблиця 5.20).

Таблиця 5.20 - Концепція маркетингових комунікацій

№	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікації, якими користуються цільові	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
п/п					

		клієнти			
1	Пошук аналогів за доступну ціну з більшим функціоналом	Сайти, розсилки, форуми	Простота, ціна, швидкість роботи	Донести до цільової аудиторії переваги даного продукту над конкурентами	Простота, швидкість, доступність

5.6 Висновки

Після розглянутого аналізу за потребами ринку, можна зробити висновок, що даний комплекс продуктів має необхідність бути на ринку продукції, тому що він може замінити даних конкурентів за нижчу собівартість і функціонал. Перспектива системи являється доволі високою і має право на реалізацію для міжнародного ринку.

ВИСНОВОК

Під час роботи над магістерською дисертацією був здійснений детальний аналіз інтелектуальної системи аналізу даних з використанням байєсоволінгвістичних мереж. Основним завдання є автоматичний аналіз завантажених даних, в даному випадку кардіограм. Зараз аналіз кардіограм відбувається вручну, тому це ідеальна ніша для технологій. Окрім цього кардіограми необхідно друкувати та десь зберігати фізично. Дане рішення допомагає вирішити усі ці проблеми.

В роботі були використані методи головних компонент для опису зображення екг, алгоритм делінеації сигналу екг для аналізу даних та визначення хвороби. Була зроблена робота по аналізу щоб усунути недоліки.

З використанням даних алгоритмів які були промодельовані було написано програмне забезпечення. Можливо завантаження файлу з кардіограмою, змінення параметрів та вивантаження діагнозу.

Дане рішення не є кінцевим продуктом, він може мати низку доробків, таких як кабінет лікаря та клієнта, можливість реєстрації та логіну.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- 1) L. Biel, O. Petersson, L. Philipson and P. Wide, “ECG analysis: a new approach in human identification,” *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, vol. 50, no. 3, pp. 808-812, 2001.
- 2) T. W. Shen, W. J. Tompkins, Y. H. Hu, "One-lead ECG for identity verification," *IEEE EMBS*, vol. 1, no., pp. 62-63, 2002.
- 3) S. A. Israel, W. T. Scruggs, W. J. Worek, and J. M. Irvine, “Fusing face and ECG for personal identification”, *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*, vol., no., pp. 226-231, 2003.
- 4) S. A. Israel, J. M. Irvine, A. Cheng, M. D. Wiederhold, and B. K. Wiederhold, “ECG to identify individuals”, *Pattern Recognition*, vol. 38, no.1, pp. 133-142, 2005.
- 5) F. Agrafioti and D. Hatzinakos, "Fusion of ECG sources for human identification," *IEEE ISCCSP*, vol., no., pp., 2008.
- 6) Holter Monitor – Texas Heart Institute [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://www.texasheart.org/HIC/Topics/Diag/diholt.cfm>
- 7) C. Ye, M. T. Coimbra and B. V.K. Vijaya Kumar, “Arrhythmia Detection and Classification using Morphological and Dynamic Features of ECG Signals,” *IEEE EMBS*, 2010.
- 8) MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://physionet.org/physiobank/database/nsrdb/>
- 9) M. Abdelraheem, H. Selim, T. Abdelhamid, “Human Identification Using the Main Loop of the Vector cardiogram”, *Amer. Journal of Signal Processing*, vol. 2, no. 2, pp. 23-29, 2012.
- 10) F. Agrafioti, F. Bui, D. Hatzinakos. *Medical Biometrics: The perils of ignoring time dependency*, in *Proceedings of 3rd Int. Conf. on Biometrics: Theory, Applications, and Systems, 2009*. Washington, 2009, pp. 1–6.
- 11) K. Plataniotis, D. Hatzinakos and Y. Wang, “Integrating analytic and appearance attributes for human identification from ECG signals”, in *Proc of Biometrics Symposiums*, Baltimore, Maryland, USA, pp. 1-6, 2006.

12) C. Ye, M. Coimbra, B. Kumar, “Investigation of human identification using two-lead electrocardiogram (ECG) signals,” in *Proceedings of 4th Int. Conf. on Biometrics: Theory Applications and Systems*, 2010, pp. 1–8.

13) SCHILLER ECG Measurement and Interpretation Software for Children and Adult [Электронный ресурс] – Режим доступа: www.schiller.ch/en/ECG Interpretation

14) SAECG Analysis [Электронный ресурс] – Режим доступа: www.schiller.ch/en/SAECG Analysis

15) Heart Rate Variability [Электронный ресурс] – Режим доступа: www.schiller.ch/en/HRV

16) Marquette 12SL ECG analysis program [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www3.gehealthcare.co/Marquette 12SL ECG Analysis>

17) GE Healthcare Cardiosoft [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www3.gehealthcare.in/en/Products/Categories/Diagnostic ECG/Stress Testing/Cardiosoft#>

18) Fukuda Denshi Resting ECG Software [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.fukuda.com>

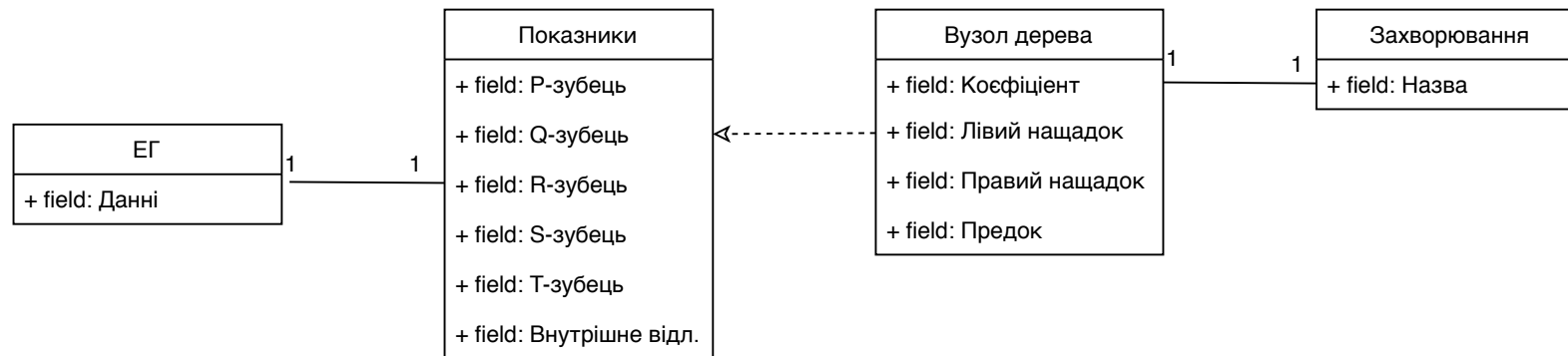
19) Дроздов, Д. В. Автоматический анализ ЭКГ: проблемы и перспективы [Текст] / Д. В. Дроздов, В. М. Леванов // *Здравоохранение и медицинская техника*. – 2004. – № 1. – С. 10–13.

20) Mallat, S. Zero-crossings of a wavelet transform / S. Mallat // *IEEE Trans. on Information Theory*. – 1991. – No. 37 (4). – P. 1019–1033. 9. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals [Circulation Electronic Pages] / A.L. Goldberger, L.A.N Amaral, L. Glass, J.M. Hausdorff // *Circulation* – 2000. – Vol. 101 (23). – e215-e220 [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215>

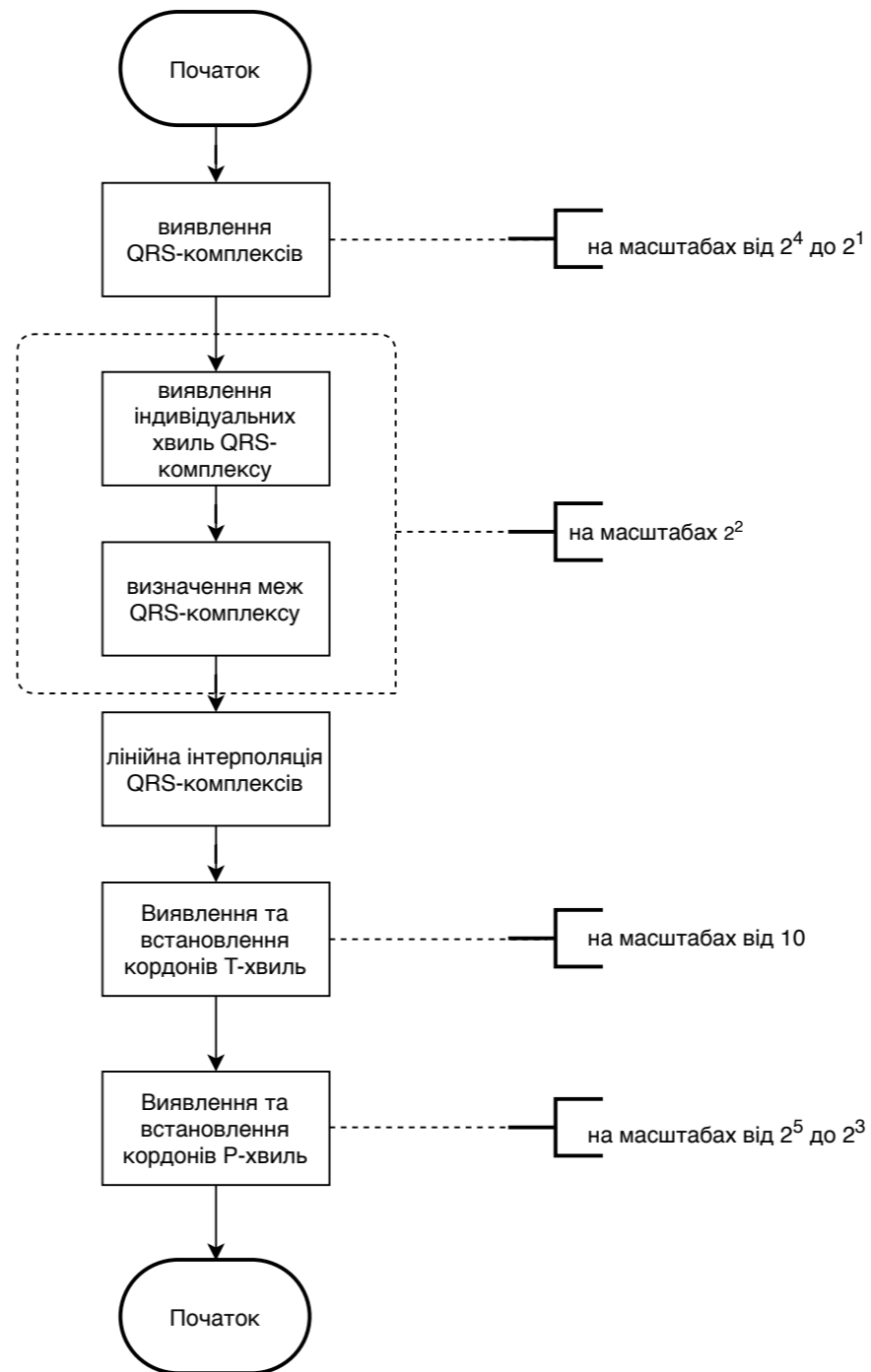
21) PhysioNet: the research resource for complex physiologic signals [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.physionet.org>

22) A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG / P. Laguna, R. Mark, A. Goldberg, G. Moody // Computers in Cardiology. – 1997. – Vol. 24. – P. 673–676.

ER-діаграма бази даних



Блок-схема алгоритму делінеації сигналу ЕКГ



Демонстраційний плакат до магістерської дисертації

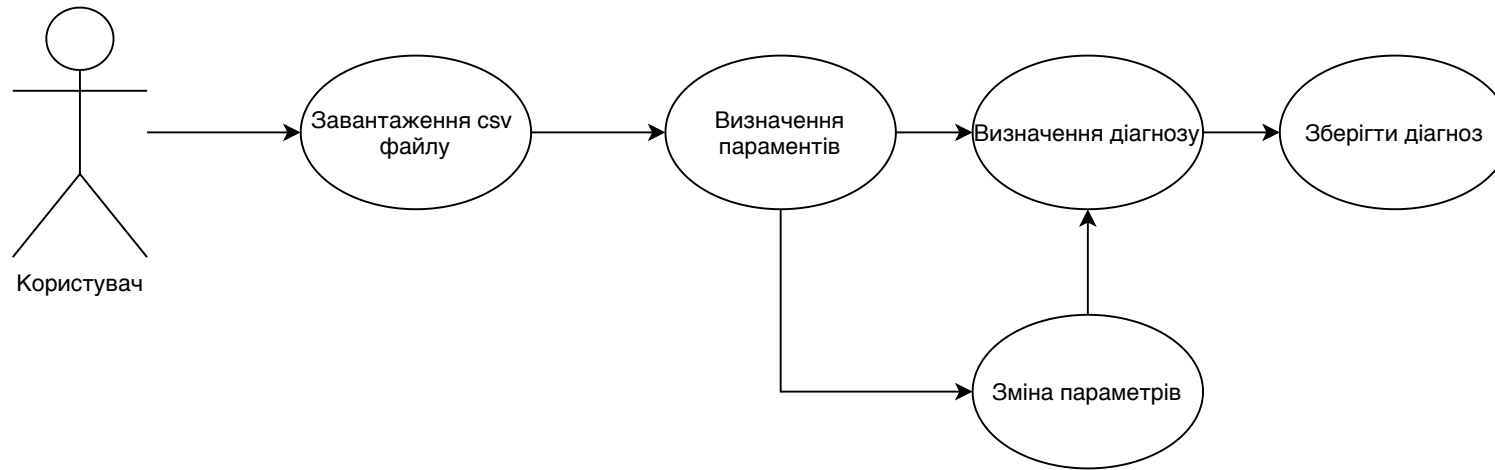
Блок-схема алгоритму делінеації сигналу ЕКГ

Виконав студент гр. ІІЗ-81мп Дмитрюк О.В.

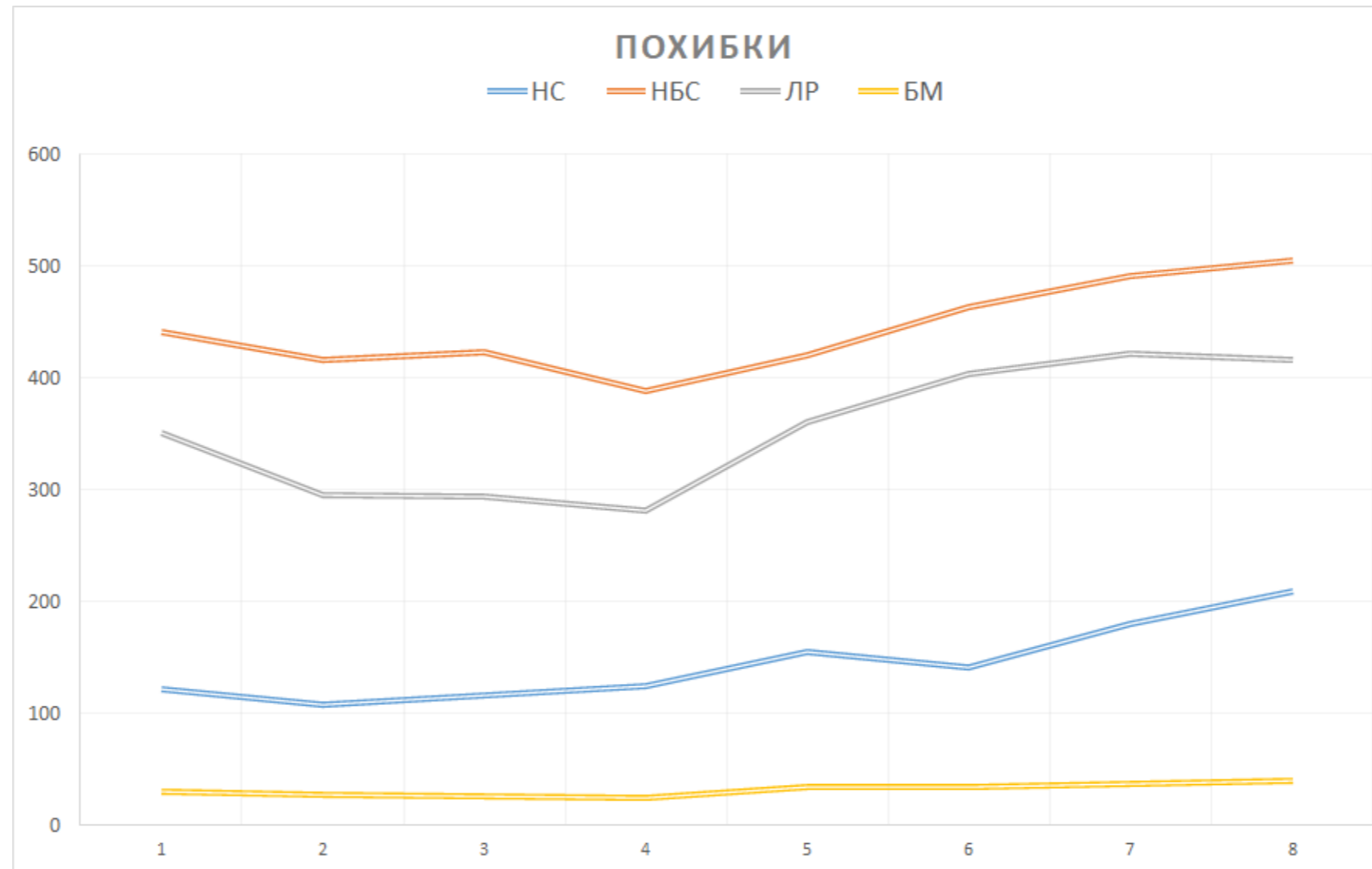
Керівник Баклан І, В.



ДІАГРАМА_ВИКОРИСТАННЯ



Порівняння похибок



№	НС	НБС	ЛР	ДР
1	12,2	44,1	35,1	3,0
2	10,8	41,6	29,6	2,8
3	11,7	42,4	29,4	2,7
4	12,5	38,9	28,2	2,5
5	15,5	42,1	36,1	3,5
6	14,2	46,4	40,4	3,5
7	18,0	49,2	42,2	3,7
8	21,0	50,6	41,6	4,0

Демонстраційний плакат до магістерської дисертації

Графік порівняння похибок

Виконав студент гр. ПЗ-81мп Дмитрюк О.В.

Керівник Баклан І, В.

