Метод автоматизованої класифікації текстових даних на основі гібридних моделей

Misha Behersky

17 червня 2017 р.

АНОТАЦІЯ

Дана магістерська дисертація присвячена розробці методу автоматизованої класифікації текстових даних на основі гібридних моделей.

Даний проект складається з двох основних частин: ресурсу для збору початкових даних та компоненту, що здійснює тренування та запуск моделей на отриманих даних. Частина для агрегації вхідних даних являє собою веб-додаток, що використовується для проходження опитування і формуванні результуючої таблиці на основі заповних форм. В якості проміжного етапу здійснюється підготовка та попередня обробка даних для подальшого використання. Підсистема класифікації в свою чергу поділена на два підмодуля: безпосередня імплементація розробленого методу класифікації та використання побудованої моделі для прогнозування зміни досліджуваної величини.

В рамках магістерської дисертації проведено аналіз існуючих систем для збору даних та розробка власної системи на основі адаптації готових рішень під вимоги досліджуваної області. Було здійснено дослідження існуючих алгоритмів для класифікації текстових даних та алгоритмів і бібліотек, що використовуються для побудових моделей прогнозування. Проведено оцінку предметної області, сформовано функціональні та нефункціональні вимоги до програмного забезпечення, а також проаналізовано перспективи виходу на ринок та запуску даного проекту в комерційних цілях.

У даній магістерській дисертації розроблено: архітектуру веб-ресурсу, інтерфейс для збору початкових даних, компнонент для обробки та трансформації даних, алгоритм для побудови прогностичної моделі та утиліту командного рядка для прикладного запуску моделі в якості інструменту прогнозування зміни цільової величини вхідних даних. Виконаний порівняльний аналіз з уже існуючими рішеннями та перевірка коректності роботи на основі порівняння відхилення результуючих показників з еталонни-

ми. Дана система готова розгортання, використання та інтеграції з іншими рішеннями, а також до впровадження в якості самостійного проекту на ринок, націленого на комерціалізацію продукту.

ABSTRACT

This Master's dissertation is about creating a method for automatic text data classification based on blender models.

The project consists of two main parts: data collection module and a compoment responsible for training and launching a model on the input data. Subcomponent for input data aggregation is a web-application that is used by target users to take a survey and then to form a resulting table based on an information filled. As a part of main pipeline data transformation and preprocessing takes place. Classification system by its own consists of two connected modules: implementation of a classification method and application for prediction using the model built.

In the scope of dissertation analysis of current system for data mining was made. Also new project based on requirements from domain field using solutions from existing alternatives was created. Research on existing algorithms of text data classification and comparison of libraries was conducted. The research in the domain field was performed, functional and non-functional requirements for the software were generated. Possibilities for commercial launching of the project were considered and corresponding breakdown took place.

Within the Master's dissertation following components were created: architecture of a web-resource, user interface for collecting initial data, component for data transformation and preprocessing, algorithm for predictive model creation, command line utility for launching a model built on the dataset in order to predict target value. Developed solution was compared to competitors and final measurements about system's correctness was made based on reference data. System created is ready for deployment, direct usage and integration with existing solutions as well as moving forward to the market targeting commercialization of a product.

АННОТАЦИЯ

Данная магистерская диссертация посвящена разработке метода автоматизированной классификации текстовых данных на базе гибридных моделей.

Проект состоит из двух основных частей: ресурсы для сбора начальных данных и компонента, отвечающего за тренировку и запуск моделей на существующих данных. Часть агрегации данных представляет собой веб-приложение, которое испльзуется для прохождения опроса и формирования финальной таблицы на основании заполненых форм. В качестве промежуточного этапа производится подготовка и дообработка данных для дальнейшего использования. Система классификации в свою очередь разделена на два модуля: непосредственная имплементация разработанного метода классификации и использование построенной модели для прогнозирования изменений исследуемого значения.

В рамках диссертации проведен анализ существующих систем для сбора данных, а также разработана собственная система на основании адаптации готовых решений к требованиям предметной области. Осуществлено исследование алгоритмов классификации текстовых данных, а также алгоритмов и библиотек, которые используются для построения прогностических моделей. Проведено оценку предметной области, сформировано функциональные и нефункциональные требования к программному продукту, а также проанализировано перспективы выхода на рынок и запуска проекта в коммерческих целях.

В магистерской диссертации разработано: архитектуру веб-ресурса, интерфейс для сбора начальных данных, компонент для обработки и трансформации данных, алгоритм построения прогностической модели и утилиту командной строки для запуска модели в качестве инструмента прогнозирования изменений целевого значения входящих данных. Был осуще-

ствлен анализ с уже существующими решениями и проверка корректности работы на основании сравнения отклонения результатов с еталонными значениями. Система полностью готова к разворачиванию, использованию и интеграции с другими продуктами, а также к внедрению в качестве самостоятельного решения с целью коммерциализации проекта.

1 Теоретичні основи е-е

На відміну від штучно створених мов, наприклад мов програмування чи математичних нотацій, мови, які ми використовуємо для спілкування, розвивалися з покоління в покоління, постійно видозмінюючись, а тому досить складно відслідкувати і встановити набір чітких конкретно визначених правил. Розробка алгоритмів, що дозволяють "розуміти" людські висловлювання дає змогу покращити велику кількість аспектів взаємодії людини та комп'ютера: передбачення вводу, розпізнавання тексту, пошук інформації в неструктурованому тексті, переклад з однієї мови на іншу, аналіз емоційного забарвлення тексту та багато іншого. Створюючи інтерфейси, що дозволяють людині більш ефективно використовувати комп'ютер, ми прискорюємо розвиток багатомовного інформаційного суспільства.

1.1 Методи класифікації даних

1.1.1 Проблема класифікації даних

Задача класифікації – формалізована задача, яка містить множину об’єктів (ситуацій), поділених певним чином на класи. Задана кінцева множина об'єктів для яких відомо, до яких класів вони відносяться. Ця множина називається вибіркою. До якого класу належать інші об'єкти невідомо. Необхідно побудувати такий алгоритм, який буде здатний класифікувати довільний об'єкт з вихідної множини. Класифікувати об'єкт – означає вказати номер (чи назву) класу, до якого відноситься даний об'єкт. Класифікація об'єкта – номер або найменування класу, що видається алгоритмом класифікації в результаті його застосування до даного конкретного об'єкту. В математичній статистиці задачі класифікації називаються також задачами дискретного аналізу. В машинному навчанні завдання класифікації вирішується, як правило, за допомогою методів штучної нейронної мережі при постановці експери-

менту у вигляді навчання з учителем (supervised machine learning). Існують також інші способи постановки експерименту – навчання без вчителя (unsupervised learning), але вони використовуються для вирішення іншого завдання – кластеризації або таксономії. У цих завданнях поділ об'єктів навчальної вибірки на класи не задається, і потрібно класифікувати об'єкти тільки на основі їх подібності. У деяких прикладних областях, і навіть у самій математичній статистиці, через близькість завдань часто не відрізняють завдання кластеризації від завдання класифікації.

Деякі алгоритми для вирішення задач класифікації комбінують навчання з учителем і навчання без вчителя, наприклад, одна з версій нейронних мереж Кохонена – мережі векторного квантування, яких навчають способом навчання з учителем.

Прогностичне моделювання – використання статистичних методів для передбачення деякого цільового значення. Зазвичай, мається на увазі передбачення деякої величини в майбутньому, хоча узагальнено це не грає жодної ролі і може бути застосовано до будь-якого типу невідомої події, незалежно від того, коли вона відбулася. В багатьох випадках задача зводиться до вибору найкращої моделі, що намагається здогадатися результат на основі набору вхідних даних, наприклад визначення того, чи є деякий лист електронної пошти спамом. Моделі можуть використовувати один чи декілька класифікаторів, щоб визначати приналежність даних до деякої множини. Сам термін прогностичної моделі широко перетинається з поняттями машинного навчання в наукових статтях та в контексті розробки програмного забезпечення. В промисловому середовищі даний термін швидше відноситься до поняття прогностичного аналізу.

1.1.2 Існуючі методи класифікації даних

В залежності від вхідних даних, для задач класифікації можна виділити такі категорії:

- Характеристичний опис – найпоширеніший випадок. Кожен об'єкт описується набором своїх характеристик, які називаються ознаками. Ознаки можуть бути числовими або нечисловими.
- Матриця відстаней між об'єктами. Кожен об'єкт описується відстанями до всіх інших об'єктів навчальної вибірки. З цим типом вхідних даних працюють деякі методи, зокрема, метод найближчих сусідів, метод потенційних функцій.
- Часовий ряд або сигнал є послідовність вимірів у часі. Кожен вимір може представлятися числом, вектором, а в загальному випадку – характеристичним описом досліджуваного об'єкта в цей момент часу.
- Зображення або відеоряд.

Зустрічаються і складніші випадки, коли вхідні дані представляються у вигляді графів, текстів, результатів запитів до бази даних, і т. д. Як правило, вони приводяться до першого або другого випадку шляхом попередньої обробки даних та вилучення характеристик. Щодо класифікації сигналів та зображень, то її також називають розпізнаванням образів.

В залежності від кількості класів, на які розбиваються вхідні дані, отримуємо такий поділ:

- Двокласова класифікація (бінарна класифікація). Найпростіший в технічному відношенні випадок, який служить основою для вирішення складніших завдань.

- Багатокласова класифікація. Коли число класів досягає багатьох тисяч (наприклад, при розпізнаванні ієрогліфів або злитого мовлення), завдання класифікації стає істотно важчим.

- Непересічні класи.

- Пересічні класи. Об'єкт може належати одночасно до декількох класів.

- Нечіткі класи. Потрібно визначати ступінь належності об'єкта кожному з класів, звичайно це дійсне число від 0 до 1.

Прикладом одного з методів, що використовуэться найчастіше, є наївний баєсівський метод (байєсівський класифікатор). Наївна байєсівська модель є ймовірнісним методом навчання. Імовірність того, що документ d потрапить у клас c записується як $P(c|d)$. Оскільки мета класифікації - знайти найбільш відповідний клас для даного документа, то в наївній байєсівській класифікації задання полягає в знаходженні найбільш ймовірного класу $c_m = \underset{c \in C}{argmax} P(c|d)$.

Обчислити значення цієї ймовірност ібезпосередньо немаожливо, оскільки для цього потрібно, щоб навчальна множина містила всі (або майже всі) можливі комбінації класів і документів. Однак, використовуючи формулу Байєса, можна переписати вираз для $P(c|d)$ у вигляд $c_m = \underset{c \in C}{argmax} \frac{P(d|c)Pc)}{P(d)} = \underset{c \in C}{argmax} P(d|c)P(c)$. Використовуючи навчальну множину, ймоварність $P(c)$ можна оцінити як $\hat{P}(c|d) = \frac{N_c}{N}$, тобто відношення кількості документів у класі до загальної кількості документів у навчальній множині. Але за допомогою навчальної множини можна лише оцінити ймовірність, але не знайти її точне значеннння.

1.1.3 Машинне навчання з учителем

Машинне навчання - узагальнена назва методів штучної генерації знань з досвіду. Штучна система навчається на прикладах і після закінчення фази навчання може узагальнювати. Тобто система не просто вивчає наведені приклади, а розпізнає певні закономірності в даних для навчання.

Серед багатьох програмних продуктів машинне навчання використовують: системи автоматичного діагностування, розпізнавання шахрайства з кредитними картками, аналіз ринку цінних паперів, класифікація ланцюжків ДНК, розпізнавання мовлення та тексту, автономні системи.

Машинне навчання — розділ штучного інтелекту, має за основу побудову та дослідження систем, які можуть самостійно навчатись з даних. Наприклад, система машинного навчання може бути натренована на електронних повідомленнях для розрізняння спам і не спам-повідомлень. Після навчання вона може бути використана для класифікації нових повідомлень електронної пошти на спам та не-спам папки.

В основі машинного навчання розглядаються уявлення та узагальнення. Представлення даних і функцій оцінки цих даних є частиною всіх систем машинного навчання, наприклад, у наведеному вище прикладі повідомлення по електронній пошті, ми можемо уявити лист як набір англійських слів, просто відмовившись від порядку слів. Існує широкий спектр завдань машинного навчання та успішних застосувань. Оптичне розпізнавання символів, в яких друковані символи розпізнаються автоматично, ґрунтуючись на попередніх прикладах, є класичним прикладом техніки машинного навчання. У 1959 році Артур Самуїл визначив машинне навчання як "Поле дослідження, яке дає комп'ютерам можливість навчатися, не будучи явно запрограмованим" Samuel [1959].

Практичне використання відбувається, переважно, за допомогою алгоритмів. Різноманітні алгоритми машинного навчання можна грубо поділи-

ти за такою схемою:

- Навчання з вчителем – алгоритм вивчає функцію на основі наданих пар вхідних та вихідних даних. При цьому, в процесі навчання, «вчитель» вказує вірні вихідні дані для кожного значення вхідних даних. Одним з розділів навчання з вчителем є машинна класифікація. Такі алгоритми застосовуються для розпізнавання текстів.

- Багатокласова класифікація. Коли число класів досягає багатьох тисяч (наприклад, при розпізнаванні ієрогліфів або злитого мовлення), завдання класифікації стає істотно важчим.

- Навчання без вчителя.

- Пересічні класи. Об'єкт може належати одночасно до декількох класів.

- Навчання з закріпленням (англ. reinforcement learning): алгоритм навчається за допомогою тактики нагороди та покарання для максимізації вигоди для агентів (систем до яких належить компонента, що навчається).

Узагальнення в цьому контексті є здатність алгоритму для виконання точно на нових, невідомих прикладах після тренування на навчальному наборі даних. Основна мета учня узагальнювати свій досвід.

Також існує поняття інтелектуального аналізу даних, що за своєю природою відрізняється від машинного навчання. Два терміни часто плутають, оскільки вони не рідко використовують ті ж методи і перекриття. Вони можуть бути умовно визначені наступним чином: машинне навчання фокусується на прогноз, заснований на відомих властивостях, витягнутих з навчальних даних. Інтелектуальний аналіз даних (який є кроком виявлення знань у базах даних) фокусується на відкриття (раніше) невідомих властивостей даних.

Ці дві області перекриваються у багатьох відношеннях: інтелектуальний аналіз даних використовує безліч методів машинного навчання, але часто з дещо іншою метою. З іншого боку, машинне навчання також використовує методи інтелектуального аналізу такі як "неконтрольоване навчання" або як попередній крок оброблення для покращення точності навчальної системи. Велика частина плутанини відбувається з основних припущень: в машинному навчанні, виконання, як правило, оцінюється по відношенню до здатності відтворювати відомі знання, в той час як в інтелектуальному аналізі даних ключовим завданням є виявлення раніше невідомого знання. Необізнаний (неконтрольований) метод, який обчислюється по відношенню до відомих знань, буде легко перевершений керованими методами. В той час в типових ІАД завданнях, керовані методи не можуть бути використані через відсутність попередньої підготовки даних.

Деякі системи машинного навчання намагаються усунути необхідність в людській інтуїції під час аналізування даних, а інші обирають спільний підхід між людиною і машиною. Людська інтуїція не може бути повністю виключена, так як конструктору системи необхідно вказати, як дані повинні бути представлені і які механізми будуть використовуватися для пошуку характеристик даних.

Навчання з підкріпленням — це галузь машинного навчання натхненна біхевіористською психологією, що займається питанням про те, які дії мають виконувати програмні агенти в певному середовищі задля максимізації деякого уявлення про сукупну винагороду. Через свою загальність, дана проблема вивчається, вивчається багатьма іншими дисциплінами, такими як теорія ігор, теорія управління, дослідження операцій, теорія інформації, оптимізація на основі моделювання, багатоагентні системи, колективний інтелект, статистика та генетичні алгоритми. Галузь, що займається навчанням з підкріпленням, також називається наближеним динамічним програмуванням. Попри те, що проблема навчання з підкріпленням, вивча-

лась теорією оптимального управління, більшість досліджень стосувались саме існування оптимальних рішень та їх характеристики, а не навчання чи наближених аспектів. В економіці та теорії ігор, навчання з підкріпленням може використовуватись для пояснення того, як при обмеженій раціональності може виникати рівновага.

Навчання з учителем (англ. supervised learning) є одним із способів машинного навчання, в ході якого випробувана система примусово навчається за допомогою наявної множини прикладів «стимул-реакція» з метою визначення «реакції» для «стимулів», які не належать наявній множині прикладів.

Між входами та еталонними виходами (стимул-реакція) може існувати деяка залежність, але вона невідома. Відома лише кінцева сукупність прецедентів – пар «стимул-реакція», звана навчальною вибіркою. На основі цих даних потрібно відновити залежність (побудувати модель відносин стимул-реакція, придатних для прогнозування), тобто побудувати алгоритм, здатний для будь-якого об'єкта видати досить точну відповідь. Для вимірювання точності відповідей, так само як і в навчанні на прикладах, може вводитися функціонал якості.

Задача машинного навчання може бути представлена у вигляді експерименту. Даний експеримент являє собою окремий випадок кібернетичного експерименту зі зворотним зв'язком. Постановка даного експерименту припускає наявність експериментальної системи, методу навчання і методу випробування системи або вимірювання характеристик.

Експериментальна система у свою чергу складається з випробовуваної (використовуваної) системи, простору стимулів одержуваних із зовнішнього середовища та системи управління підкріпленням (регулятора внутрішніх параметрів). В якості системи управління підкріпленням може бути використано автоматичний пристрій, що регулюють (наприклад, термостат), або людину-оператора (вчитель), здатну реагувати на реакції випро-

бовуваної системи і стимули зовнішнього середовища шляхом застосування особливих правил підкріплення, що змінюють стан пам'яті системи.

Розрізняють два варіанти: (1) коли реакція випробовуваної системи не змінює стан зовнішнього середовища, і (2) коли реакція системи змінює стимули зовнішнього середовища. На рис. 1 зображено загальний вигляд такої експериментальної системи.

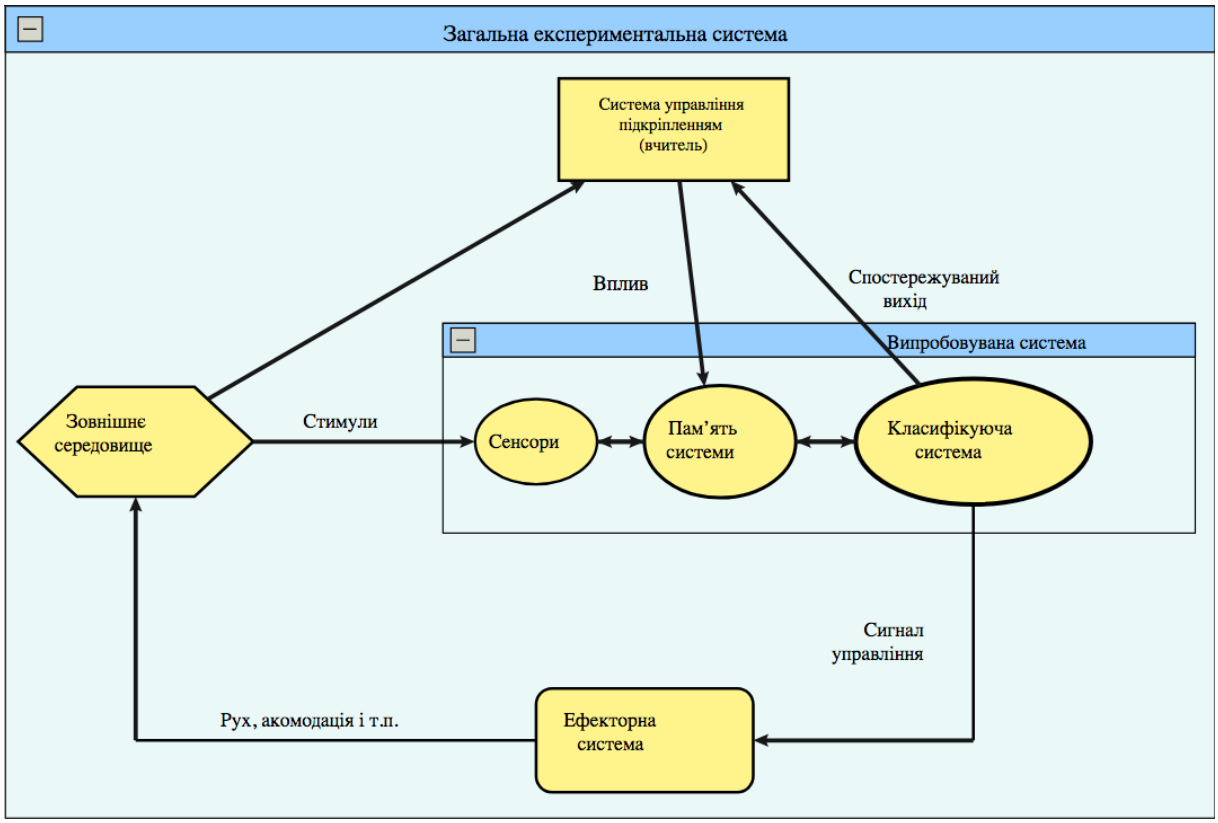


Рис. 1: Експериментальна система для навчання з учителем

В залежності від результуючих даних, отриманих від системи, можна виділити такі категорії класифікуючих систем:

- Множина можливих відповідей нескінчення (відповіді є дійсними числами або векторами). В даному випадку говорять про задачі регресії та апроксимації.
- Множина відповідей звичайна – задача класифікації та розпізнавання образів.

- Відповіді характеризують майбутню поведінку процесу або явища. В цьому випадку мова йде про задачі прогнозування (прогностичне моделювання).

Існують також вироджені системи, які характеризуються дещо зміненою поведінкою підкріплення інформації ("вчителя"):

- Система підкріплення з керуванням по реакції (R — керована система) — характеризується тим, що інформаційний канал від зовнішнього середовища до системи підкріплення не функціонує. Дана система, незважаючи на наявність системи управління, відноситься до спонтанного навчання, оскільки випробовувана система навчається автономно, під дією лише своїх вихідних сигналів незалежно від їх "правильності". При такому методі навчання для управління зміною стану пам'яті не потрібно ніякої зовнішньої інформації.

- Система підкріплення з керуванням по стимулах (S — керована система) — характеризується тим, що інформаційний канал від випробовуваної системи до системи підкріплення не функціонує. Незважаючи на не функціонування каналу від виходів випробовуваної системи, відноситься до навчання з учителем, оскільки в цьому випадку система підкріплення (вчитель) змушує випробувану систему виробляти реакції згідно певного правила, хоча й не береться до уваги наявність істинних реакцій випробовуваної системи.

Дана відмінність дозволяє глибше поглянути на відмінності між різними способами навчання, оскільки грань між навчанням з учителем і навчанням без вчителя тонша. Крім цього, таке розходження дозволило показати для штучних нейронних мереж певні обмеження для S та R — керованих систем.

1.1.4 Класифікація текстів

Класифікація текстів (документів) – одне із завдань інформаційного пошуку, яке полягає в тому, щоб віднести документ до однієї чи декількох категорій на основі вмісту документу. Класифікація може здійснюватися повністю в ручному режимі або автоматично за допомогою створеного вручну набору правил, або ж за допомогою застосування методів машинного навчання. Варто відрізняти класифікацію текстів від кластеризації, в останньому випадку тексти теж групуються за деякими критеріями, але попередньо задані категорії відсутні.

Розглянемо згадані вище три основних підходи до задачі класифікації текстів.

По-перше, класифікація не завжди здійснюється за допомогою комп'ютера. Наприклад, у звичайній бібліотеці тематичні рубрики присвоюються книгам власноруч бібліотекарем. Подібна ручна класифікація дорога і непридатна у випадках, коли необхідно класифікувати велику кількість документів з високою швидкістю.

Інший підхід полягає в написанні правил, згідно яких можна зарахувати текст до тієї чи іншої категорії. Наприклад, одне з таких правил може виглядати наступним чином: “якщо текст містить слова похідна і рівняння, то віднести його до категорії математика”. Спеціаліст, який знайомий з предметною областю і володіє навичкою написання регулярних виразів, може скласти низку правил, які потім автоматично застосовуються до класифікації нових документів. Цей підхід краще попереднього, оскільки процес класифікації автоматизується і кількість оброблюваних документів стає практично не обмеженою. Більш того, побудова правил власноруч може підвищити точність класифікації у порівнянні з машинним навчанням. Однак створення і підтримка правил в актуальному стані (наприклад, якщо для класифікації новин використовується ім'я чинного президента країни,

то відповідне правило потрібно час від часу змінювати) вимагає постійного контролю зі сторони фахівця.

Нарешті, третій підхід ґрунтується на машинному навчанні. У цьому підході набір правил або, більш загально, критерій прийняття рішення текстового класифікатора обчислюється автоматично з навчальних даних (іншими словами, проводиться навчання класифікатора).

Навчальні дані – це деяка кількість наочних зразків документів з кожного класу. У машинному навчанні зберігається необхідність ручної розмітки (термін “розмітка” означає процес надання документу певного класу), але вона є більш простим завданням, ніж написання правил. Крім того, розмітка може бути проведена в звичайному режимі використання системи. Наприклад, у програмі електронної пошти може існувати можливість позначати листи як спам, таким чином формуючи навчальну множину для класифікатора – фільтра небажаних повідомлень. Тому класифікація текстів, заснована на машинному навчанні, є прикладом навчання з учителем, де в ролі вчителя виступає людина, що задає набір класів і розмічає навчальну множину.

Класифікація за змістом є класифікацією, в якій увага приділена конкретним питанням. У документі визначається клас, до якого його зараховують. Це, наприклад, правило бібліотечної класифікації: принаймні 20% від змісту книги має бути близько класу, до якого відноситься книга. В автоматичній класифікації – це може бути кількість разів, коли дані слова з'являються в документі.

Класифікація за запитом (або індексація) є класифікацією, в якій очікуваний запит від користувачів впливає на те, як документи класифікуються. Класифікатор запитує себе: "За якими дескрипторами цей об'єкт можна знайти?" Тоді оброблюються всі можливі запити та обираються найбільш відповідні. Поняття дескриптора в даному контексті означає лексичну одиницю (слово чи словосполучення) інформаційно-пошукової мови,

яка служить для опису смислового змісту документів.

Класифікація за запитом може бути класифікацією, яка орієнтована на певну аудиторію або групу користувачів. Наприклад, бібліотека або база даних для феміністських досліджень можуть класифікувати (індексувати) документи по-різному в порівнянні з історичною бібліотекою. Це, ймовірно, краще, однак, класифікація робиться згідно деяких ідеалів і відображає мету бібліотеки або бази даних по класифікації. Таким чином, вона не обов'язково є видом класифікації або індексації на основі досліджень користувачів. Тільки якщо застосовуються емпіричні дані про використання чи користувачів, слід звернутися до орієнтованих класифікацій та розглядати в якості підходу користувача.

1.2 Опис існуючих методів кластеризації текстових документів

Інтелектуальний аналіз даних - галузь знань, яка відноситься до обробки даних, що вивчає пошук і опис прихованих, нетривіальних і практично корисних закономірностей у досліджуваних даних. До задач інтелектуального аналізу даних відноситься множина напрямків, такі як пошук документів в локальних і глобальних мережах, сортування, класифікація і кластеризація документів, автоматичне анотування та реферування, побудова тезаурусів і онтологій, системи автоматичного контролю, діалогові системи, системи, які навчаються, модифікація і поповнення баз знань, експертні системи і машинний переклад. Data Mining – дослідження і виявлення "машиною" (алгоритмами, засобами штучного інтелекту) в сирих даних прихованих знань, які раніше не були відомі, і є нетривіальними. практично корисними, доступними для інтерпретації людиною.

Під автоматичною кластеризацією текстових документів розуміють процес класифікації колекції текстових документів, який базується тільки на

аналізі та виявленні внутрішньої тематичної структури колекції без наявності апріорної інформації про неї, тобто при відсутності визначеного рубрикатора і множини документів-зразків. Класифікація документів з використанням алгоритмів кластеризації призводить до розбиття множини документів на однорідні, у відповідному розумінні, групи або кластери, шляхом автоматичного аналізу тематичної близькості між ними. Кластеризація текстів базується на гіпотезі: тісно пов'язані за змістом документи намагаються бути релевантними одним і тим же запитам, тобто документи, релевантні запиту, віддалені від тих, які не релевантні цьому запиту.

1.2.1 Мережа Кохонена (SOM)

Мережа Кохонена (англомовний термін – SOM). Призначення мережі Кохонена [6] – розділення векторів вхідних сигналів на групи, тому можливість подання текстів у вигляді векторів дійсних чисел надасть можливість застосовувати цю мережу для їх класифікації.

Мережа складається з одного шару, що має форму прямокутних грат для g-х зв'язаних нейронів і форму соти для h-и зв'язаних.

Вектори X, що аналізуються, подаються на входи всіх нейронів. За наслідками навчання геометрично близькі нейрони виявляються чутливими до схожих вхідних сигналів, що може бути використано в завданні класифікації таким чином.

Для кожного класу визначається центральний нейрон і довірча область навколо нього. Критерієм межі довірчої області є відстань між векторами сусідніх нейронів і відстань до центрального нейрона області.

При подачі на вхід навченої мережі вектора тексту активізуються деякі нейрони (можливо з різних областей), текст належить до того класу, у довірчій області якого активізувалась найбільша кількість нейронів і якомога ближче до її центру.

Алгоритм навчання мережі полягає в наступному. Усі вектори повинні лежати на гіперсфері одиничного радіусу. Задається міра сусідства нейронів, що надає можливість визначати зони топологічного сусідства в різні моменти часу. На рис. 2 показано зміну цієї величини $NE_j(t)$ для деякого j-го нейрона.

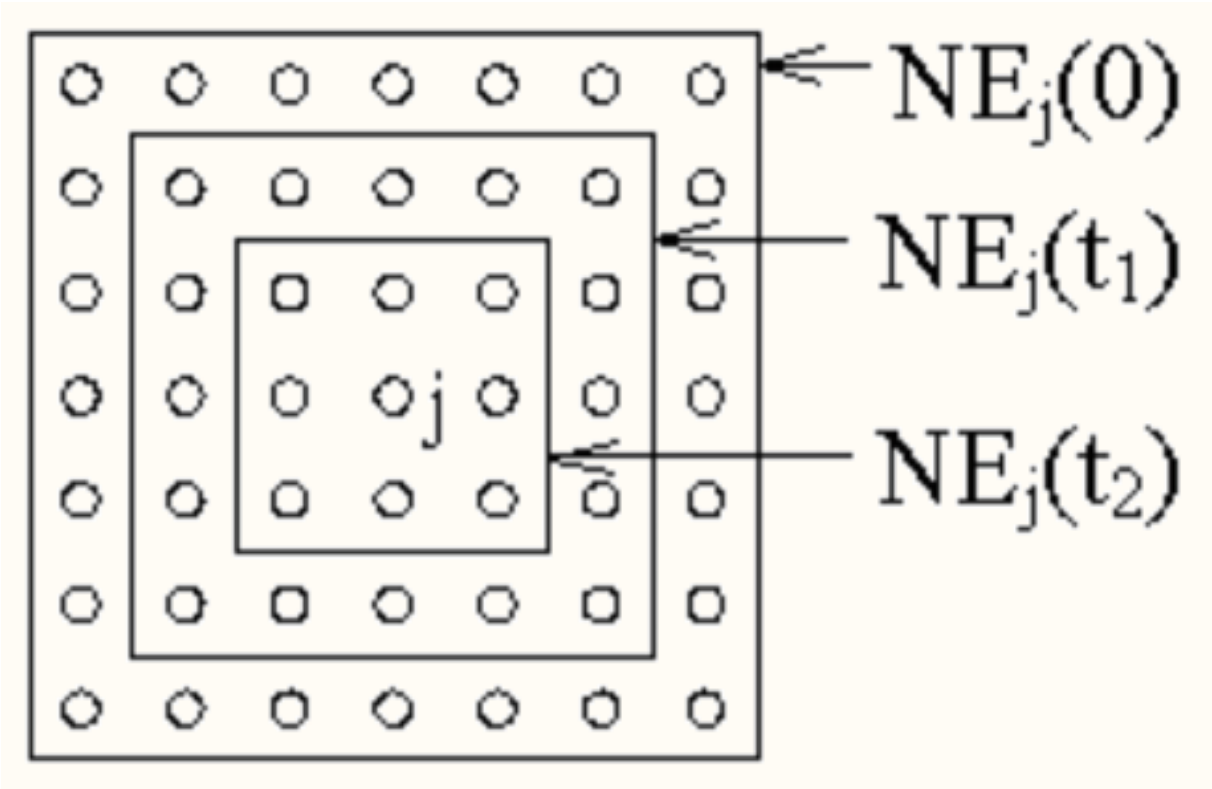


Рис. 2: Зони топологічного сусідства на мапі ознак

Крім того, задається розмір грати і розмірність вхідного вектора, а так само визначається міра подібності векторів S.

Далі виконуються такі кроки для кожного вектора навчальної вибірки:

1. Початкова ініціалізація площини може бути проведена, наприклад, довільним розподілом вагових векторів на гіперсфері одиничного радіусу.

2. Мережі подається вхдіний вектор тексту X_u, обчислюється міра подібності $S(X, W_j)$ для кожного j-го нейрона мережі. Нейрон, для якого

S_j є максимальною, вважається поточним центром і для нього визначається зона сусідства $NE_j(t)$.

3. Для всіх нейронів, що потрапляють у зону $NE_j(t)$. (див. рис. 2), проводиться корекція ваг за правилом $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \lambda(x_i(t) - w_{ij}(t))$, де λ - крок навчання, що зменшується з часом. Величина $NE_j(t)$ зменшується з часом так, що спочатку вона охоплює всю мережу, а в кінці навчання зона звужується до одного-двох нейронів, коли λ також набуває достатньо малого значення.

Як свідчать експерименти, на навчання мережі Кохонена впливають такі параметри:

1. Кількість нейронів та їх розміщення. Кількість нейронів слід вибирати не менше, ніж кількість груп, які потрібно одержати. Розташування неи?ронів на двовимірній площині залежить від завдання, що вирішується. Як правило, вибирається або квадратна матриця нейронів, або прямокутна з відношенням сторін, близьким до одиниці.

2. Початковий стан. У цьому випадку застосовується ініціалізація випадковими значеннями. Це не завжди призводить до бажаних результатів. Один із можливих варіантів покращання цього – обчислення характеристичних векторів репрезентативної вибірки текстів, що визначають межу двовимірної площини проекції. Після цього вагові вектора нейронів рівномірно розподіляються в одержаному діапазоні.

3. Характер зміни топологічної зони сусідства $NE_j(t)$. Визначає область нейронів, які підлягають навчанню. Чим швидше скорочуватиметься ця область, тим більше класів буде утворено, тим більшою є точність і меншою повнота.

4. Тип даних, що подаються на вхід. Для лексичних векторів фактично проводиться обробка по наявних в документі термах, що дає до-

статньо добрі результати. У цьому випадку можна виокремлювати документи за специфікою словарного набору. Проте без застосування морфологічного аналізу цеий метод неможливо застосовувати, оскільки різко збільшується обчислювальна складність.

5. Послідовність подачі на вхід векторів документів із різних груп. Оскільки коефіцієнт швидкості навчання з часом змінюється, результати подачі на вхід різних векторів текстів виявляються різними. При великому початковому значенні λ відбувається інтенсивна модифікація всіх нейронів навколо переможця. При випадковій подачі документів із різних груп області близькості утворюються рівномірно.

1.2.2 Кластерний ієрархічний підхід

Ієрархічна кластеризація — процес організації даних в деревовидну структуру, яка побудована на основі подібності цих даних. Цей метод дуже потужний і корисний для аналізу великих наборів даних. Основна ідея — створити набір елементів у дереві. Дерево має багато гілок, якщо елементи подібні один до одного, до них приєднуються короткі гілки, і навпаки, якщо їх подібність зменшується, тоді збільшуються гілки.

Припустимо, що існує декілька текстів. Необхідно згрупувати ці тексти відповідно до подібності їх стилів. Таке групування може бути як одноріневим ("плоским", з виділенням таких кластерів, що кожен об'єкт в них є одним з текстів набору кластеризації), так і ієрархічною, коли кластери, отримані в результаті об'єднання найбільш схожих текстів самі можуть об'єднуватися в кластери, а кластери кластерів — в інші кластери і так далі. Відношення тексту до деякого кластера на певному рівні ієрархічної кластеризації може бути однозначною (кожен даний текст належить лише одному кластеру), або неоднозначною (кожен даний текст може належати декільком кластерам). Кластеризація документів була використана, аби

автоматично генерувати ієрархічні кластери документів.

Текстова кластеризація автоматично виявляє групи семантично схожих документів серед заданої великої фіксованої кількості документів.

Слід зазначити, що групи формуються лише на основі попарної подібності описів документів, і жодні характеристики цих груп не задаються заздалегідь, на відміну від текстової класифікації.

На кожному робочому комп'ютері існує величезна кількість тек, у яких досить часто зберігається велика кількість документів, які, зазвичай мають абсолютно різну тематику. Людина після певного проміжку часу ледь згадує, що у якій теці знаходиться, а якщо проміжок досягає місяців, то взагалі не може пригадати, у якій теці зберігатися необхідна йому на даний період інформація. Запропонована авторами система дозволяє вирішити цю проблему. Вона автоматично кластеризує документи у теки, які відповідають тематиці документа. Користувачеві необхідно буде скористатися запропонованою системою, і документи віднесуться до логічних за структурою документа тек. У системі на першому етапі документи проходять попередню обробку — скорочення тексту для точнішої класифікації. У нашому випадку препроцессинг (попередня обробка) складається з двох етапів. Документ, що надійшов, попередньо обробляється, перш ніж пройти останні етапи. Спочатку видаляються всі стоп-слова з документу. *Стопслова* — це набір артиклів, таких як: the, a, in, of і так далі. Потім використовується *стеммінг* — це процес виділення основи слова. Стеммінг використовується, оскільки він дозволяє максимально скоротити час обробки документа в системі, що, відповідно, веде до оптимізації системи, поліпшення якості її роботи. Для стеммінгу використовується алгоритм Портера.

Загальна структура цієї моделі даних починається з відображення будь-якого документа як вектора слів, які з'являються в документах набору даних. Вага (зазвичай частоти термів) слів також міститься в кожному векторі. Після попередньої обробки ми використовуємо векторну модель. На

сьогоднішній день векторна модель, широко використовується для зображення даних в класифікації і кластеризації документів. Подібність між двома документами визначається на підставі двох відповідних за властивостями векторів, наприклад Jaccard measure, Euclidean distance та інші. Найчастіше використовується cosine measure. Часто використовується попереднє оброблення — скорочення тексту для точної класифікації. З обробкою методів, різні документи можуть бути створені як структуровані відображення документів. Зазвичай, завдання попереднього оброблення дій включає стандартизацію документа, токенізацію, лематизацію і стеммінг.

На сьогоднішній день існує багато різноманітних методів і реалізацій кластерного аналізу документів. Але попри це існує невеликий ряд методів, які є основою для більшості інших – головна частина з них була описана вище. Всі алгоритми кластеризації ґрунтуються на вимірюваннях схожості по різних критеріях. Деякі використовують слова, які часто з'являються разом (лексичну близькість), інші використовують вилучені особливості (такі як імена людей і т. п.). Різниця полягає також і в кластерах, що створюються.

Виділяють три основні типи методів кластеризації документів:

- ієрархічний – створює дерево зі всіма документами в кореневому вузлі і одним документом у вузлі-листі. Проміжні вузли містять різні документи, які стають все більш і більш спеціалізованими у міру наближення до листя дерева;

- бінарний – забезпечує угрупування і перегляд документальних кластерів по посиланнях подібності. У один кластер поміщаються найближчі по своїх властивостях документи;

- нечіткий – включає кожен документ у всі кластери, але при цьому зв'язує з ним вагову функцію, що визначає ступінь приналежності даного документа до певного кластеру.

Найбільш передовими є алгоритми, що базуються на самоорганізаційних картах Кохонена. Структура кластерів при використанні алгоритму самоорганізуючих карт Кохонена може бути відображена шляхом візуалізації відстані між опорними векторами (ваговими коефіцієнтами нейронів). При використанні цього методу найчастіше використовується уніфікована матриця відстаней (u-matrix), тобто обчислюється відстань між вектором ваги нейрона в сітці і його найближчими сусідами. Потім ці значення використовуються для визначення кольору, яким цей вузол буде відображатися. Зазвичай використовують градації сірого, причому, чим більше відстань, тим темніше відображається вузол. При такому використанні, вузлам з найбільшою відстанню між ними та сусідами відповідає чорний колір, а навколишнім вузлам – білий. Таким чином, розташовані поблизу кластери зі схожими кольорами утворюють більш глобальні кластери. Зазвичай в них розташовані близькі за ознаками документи.

Можна зробити висновок, що базовими для реалізацій інших методів, що використовуються у сучасному програмному забезпеченні є методи k-means, метод n-грам, самоорганізаційні карти Кохонена та деякі інші.

Метод k-means показує гарні результати і має високу швидкість знаходження кластерів. Одним з недоліків даного методу є великий об'єм словника, який використовується у методі. Залежність розміру словника є більшою за лінійну. Але незважаючи на це даний метод є популярним на сьогоднішній день. Він активно використовується в різноманітних мовах програмування, операційних системах, пошукових системах й іншому програмному забезпеченні.

Метод n-грам має високу швидкість знаходження результатів, високу точність і легкість в реалізації. Одним з недоліків даного методу є не 100% ймовірність виявлення кластеру. Але в порівнянні з багатьма іншими методами, даний метод має не такий високий словник, що значно пришвидшує пошук необхідного елемента в ньому. Даний метод з'явився вже давно, але

незважаючи на це і всі його недоліки він є популярним і в наш час. Його часто використовують для визначення помилки в слові. Тобто він виступає підготовчим для наступних методів.

Вагомою перевагою карт самоорганізації і нейронних мереж зустрічного розповсюдження є велика кількість обмежень і передумов для використання інструментарію дискримінантного аналізу, зокрема, відносно стаціонарності досліджуваних процесів, незмінності зовнішніх умов і т. п. Ця модель здатна швидко адаптуватися до нових даних, не потребує залучення експертів і дозволяє виявляти приховані нелінійні закономірності.

1.3 Препроцесинг даних

Попередня обробка (препроцесинг) - розділ аналізу даних що займається отриманням характеристик для подальшого використання у наступних розділах аналізу даних. Загалом препроцесинг можна поділити на декілька основних етапів.

1. Обчислення базових характеристик (центральні моменти).
2. Перевірка основних гіпотез (симетричності, однорідності).
3. Перевірка стохастичності вибірки.
4. Видалення аномальних спостережень.
5. Розвідувальний аналіз.

Препроцесинг даних – один із найважливіших кроків в дата майнінгу. Методи для збору даних зазвичай не є жорстко контрольованими, за рахунок цього можемо отримати комбінації несумісних даних або втрачені значення. Аналіз таких даних може призвести до похибок та невірних результатів. Тому представлення та якість вхідних даних є першою вимогою перед безпосереднім аналізом.

Результатом препроцесингу даних є фінальний тренувальний набір даних.

1.3.1 Очищення даних

Очищення даних – це процес виявлення та коригування (зміни чи видалення) хибних, невірних чи не досить точних записів з таблиці, бази даних чи вхідного файлу. Також до цього процесу відноситься і ідентифікація неповної, некоректної чи неточної частини цих даних. Очищення може бути здійснене в інтерактивному режимі за допомогою спеціально створених інструментів або пакетної обробки з допомогою певних скриптів. Після очищення набір даних буде консистентним з іншими подібними наборами даних. Процес очищення відрізняється від процесу валідації тим, що вхідні дані відкидаються після додавання до системи, а не під час створення запису. Також до чистки даних може відноситися і доповнення існуючої інформації. Наприклад, доповнення адреси її поштовим кодом або заміна скорочень на їх повні відповідники.

1.3.2 Якість даних

Визначання якості даних залежить від набору певних критеріїв, що характерні для даних. Дані критерії включають в себе:

- Придатність – відповідність даних до вимог та поставлених обмежень. Обмеження бувають декількох типів:
  - обмеження на типи – значення можуть бути лише визначених типів, наприклад числа, булеві значення чи дати;
  - обмеження на діапазон значень – наприклад, числа можуть бути в межах мінімального та максимального значення;

- обмеження на вміст – значення не можуть бути порожні і мають містити певну інформацію;
- обмеження на унікальність – значення не можуть повторюватися в рамках одного датасету, наприклад двоє людей не можуть мати один ідентифікаційний номер;
- обмеження на набір значень – поле може бути лише одним значень з наперед визначеної множини, наприклад стать чоловіча, жіноча або невідома.
- обмеження на набір значень – поле може бути лише одним значень з наперед визначеної множини, наприклад стать чоловіча, жіноча або невідома.
- обмеження регулярним виразом – текстові поля повинні підпадати під регулярний вираз, наприклад номер телефону може вимагатися в певному форматі, описаному регулярним виразом;
- обмеження-зв'язок – обмеження, яке визначається зв'зками між даними у вхідному наборі. Наприклад, це може бути сума всіх полів датасету, що не може перевищувати задане значення. Також, значення може бути присутнім лише за умови наявності відповідного значення в іншій таблиці.

- Точність – значення повинні бути в межах допустимої похибки. Загалом, отримати необхідну точність дуже важко, оскільки мова йде не про обчислення, а про роботу з уже існуючими даними, покращити точність яких може бути дуже ресурсно затратною операцією, а інколи і взагалі неможливою процедурою.

- Повнота – гарантія існування всіх полів, що вимагаються. Прикладом може бути дата: якщо є лише час, то потрібно доповнити його поточною датою або іншим значенням за замовчуванням, щоб поля

дня, місяця і року були заповнені.

- Консистентність – ступінь відповідності частини даних до інших аналогічних входжень в інших місцях. Наприклад, якщо користувач в одній таблиці має вказаний номер телефону, а в іншій номер має відмінне значення – виникає внутрішня неконсистентність. Проблемою є те, що таку неконсистентність інколи неможливо вирішити: який з телефонів правильний вирішити неможливо без додаткових даних.

- Однорідність – дані мають відповідати єдиній системі вимірів. Наприклад, якщо деяка колонка містить відстань, то вона буде представлятися певним числом, але якщо це число в одних записах виражене в метрах, а в інших – в кілометрах, дані будуть хибними, навіть задовольняючи всі вимоги вище.

Також варто згадати поняття *інтегрованості* даних – воно охоплює в собі всі вище перелічені дані і означає можливість запису бути доданим до системи, не порушуючи її цілісності.

1.3.3 Процес попередньої обробки даних

Аудит даних – перевірка для виявлення аномалій та невідповідностей, отримання характеристик аномалій та їх входжень. Визначення робочого процесу – виявлення та видалення аномалій здійснюється послідовністю операцій над даними, також відомою як робочий процес (*workflow*). Для ефективного робочого процесу необхідно знати причини виникнення аномалій та помилок в даних.

Виконання робочого процесу (*workflow launch*) – запуск процесу, визначеного на попередньому етапі з урахуванням наявних обчислювальних потужностей та ефективносі обраного алгоритму, реалізація якого має враховувати обсяг оброблюваних даних.

Контроль та післяобробка – перевірка отриманих результатів на коректність. Контроль може включати в себе ще один етап аудиту та циклічний запуск процесу, якщо дані не пройшли відбір вимогами. Щоб дані всередині певної структури були високої якості необхідно дотримуватися таких вимог:

- відповідальність за внесення нових даних;
- інтеграція між різними середовищами та додатками;
- постійне вимірювання та покращення якості даних.

Також до процесу попередньої обробки можуть додаватися такі кроки:

- Парсинг – виявлення синтаксичних помилок. Контроль вхідних даних на відповідність деякій граматиці.
- Трансформація даних – перетворення вхідних даних в попередньо визначений формат, з яким уміє працювати існуючий додаток або який представляє дані у більш зручній формі.
- Видалення дублікатів – виявлення дублікатів та видалення однакових входжень. Зазвичай слідує за сортуванням вхідних даних за певним ключем, оскільки дублікати в даному випадку будуть знаходитися поруч, що спрощує їх пошук.
- Статистичні методи – отримуючи інформацію про середнє значення, стандартну похибку чи діапазон значень, можна встановити, що деякі значення не відповідають очікуванням, а отже є хибними.

Для процесу очищення даних характерні і недоліки, а саме: вартість проекту може сягати великих розмірів, оскільки вимагає роботи з величезними об'ємами даних; час - обробка може зайняти багато часу навіть на потужних кластерних системах; захист та безпека - надання доступу до

інформації, обмін даних між додатками всередині системи є потенційно небезпечним і може спричинити витік чи перехоплення даних.

Тут реально матеріал з якоїсь книжки і реф на неї Doe [2100]

$$\alpha = \sqrt{\beta} \tag{1}$$

1.4 Висновки-результати

Метою класифікації текстів є розподіл документів на групи наперед визначених категорій. *-* Результати показують, що стабільно показують чудові результати для завдань класифікації текстів, суттєво перевищуючи показники інших методів.

2 Розробка алгоритму

Для побудови прогностичних моделей розроблено та використовується величезна кількість алгоритмів. В загальному вигляді процес використання прогностичних моделей для вхідних даних можна представити у вигляді діаграми на рис. 3.

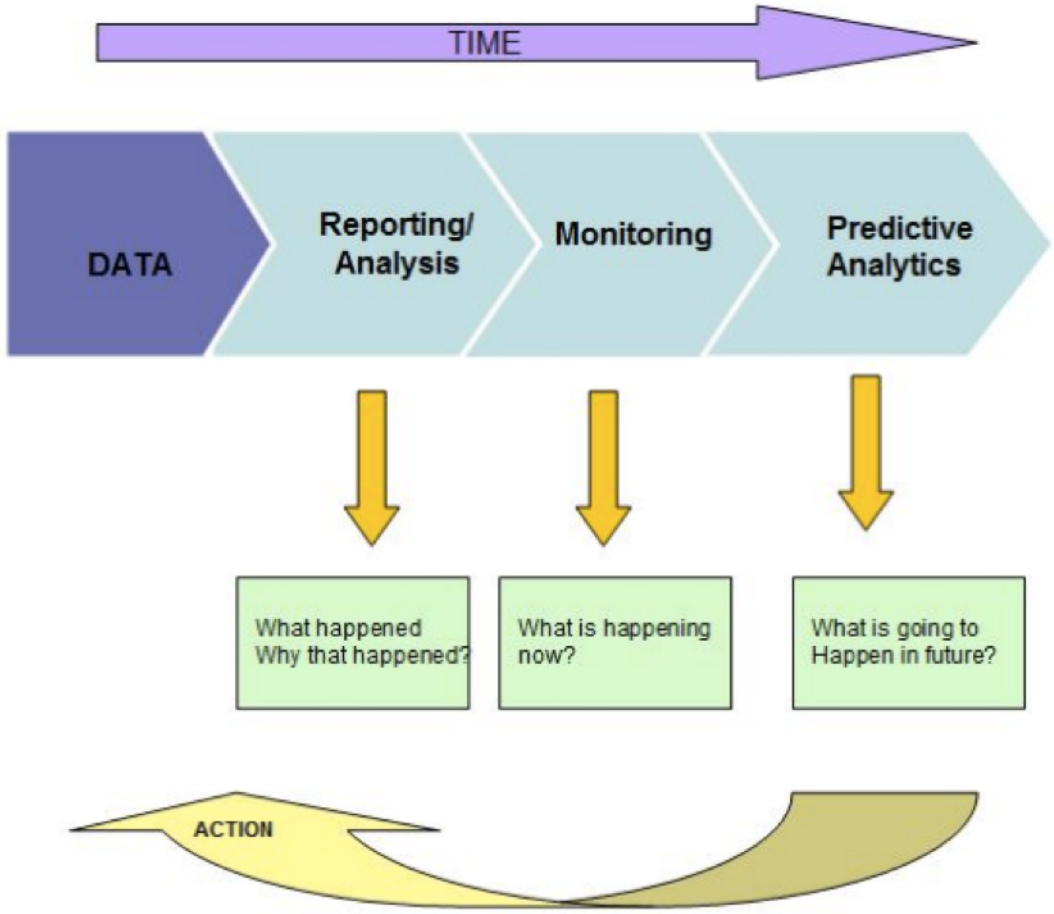


Рис. 3: Процес зміни даних з часом

!HEREDOC

2.1 Оптимізація алгоритмів для використання у предметній галузі

Оскільки велика кількість алгоритмів вимагають специфічного середовища чи платформи, а для побудови інших необхідні значні обчислювальні

потужності, постає проблема платформозалежності та неможливості використання кращих підходів за умови існування додаткових обмежень. Щоб уникнути даних проблем, достатньо розробити рішення, що буде відповідати поставленим нижче вимогам:

- доступ користувача до коду моделі на будь-якій платформонезалежній мові, що дозволить запускати її в довільному середовищі та не спиратися на використання сторонніх бібліотек;
- будова моделі та деталі її внутрішньої реалізації повинні бути відкритими, тобто користувач повинен мати змогу переглянути вихідний код і в разі необхідності самостійно відтворити довільний крок та отримати аналогічний результат передбачення для однакового набору вхідних даних;
- модель повинна мати точність максимально наближену до точності моделей, що показують найкращі результати для вибраних вхідних даних. Модель повинна мати аналогічні показники щонайменше для 95% всіх вхідних наборів даних;
- виконання коду програми повинно бути швидким (близько 1 мс на рядок вхідних даних).

Єдиного рішення, що дозволило б відмовитися від наявних алгоритмів на користь одного, визначеного вимогами вище, поки що немає, але існує підхід, що дозволяє покрити перелік всіх умов. Даний підхід носить назву апроксимаційної моделі [1]. Основна ідея полягає в припущенні, що деяка відносно проста модель, побудована на основі передбачень більш складної моделі може показати схожі результати в межах допустимого відхилення. Саме такою моделлю є RuleFit-модель [2], або модель на основі класу визначених правил. Принцип роботи полягає в серії тренувань дерев вибору на вхідних даних з наступною конвертацією гілок дерев в кла-

си правил. Наприклад, одне правило може виражатися такою формулою: $20 < age <= 30 and income > 10000$. Новий набір даних створюється на основі оригінальних вхідних даних, генеруючи набір індикаторів $0/1$ таким чином, що кожен рядок позначає негативне чи позитивне значення в залежності від результату застосування правила до цього рядка. Дані індикатори потім використовуються в якості значень передбачення для узагальненої лінійної моделі.

$$y(w, x) = w_0 + w_1 x_1 + \ldots + w_p x_p \tag{2}$$

Формула 2 описує звичайну модель, що є лінійною комбінацією вхідних значень та вектора коефіцієнтів w, а y – це значення, для якого здійснюється передбачення.

RuleFit є простою моделлю в тому плані, що це лише список правил з відповідними коефіцієнтами для кожного з них. Однак існують і недоліки, пов'язані з тим, що класи правил можуть містити подібні правила, що ускладнює інтуїтивне розуміння впливу коефіцієнтів, тобто вносить складність для розуміння людиною.

Існує дві основних частини в реалізації алгоритму: безпосереднє тренування і передбачення та rulefit задача. Дана задача містить багато параметрів, найголовнішим з яких є альфа-параметр, що визначає розмір регуляризації [3], що застосовується до лінійної моделі RuleFit.

Кінцевим етапом створення такої моделі повинна бути валідація згенерованого коду. Оскільки немає жорсткої прив’язки до використовуваної мови, потрібно переконатися, що код компілюється та виконується коректно. Далі потрібно запустити код та зберегти файл з прогнозованими значеннями для подальшого порівняння зі значеннями, що отримуються від оригінальної моделі. Якщо похибка лежить в межах допустимого відхилення валідація вважається успішно пройденою.

3 Програмна реалізація

В якості мови програмування було обрано Python, оскільки це високорівнева інтерпретована мова програмування, що дозволяє швидко здійснювати побудову прототипу та скорочує час на розробку продукту вцілому. Значна частина системи в тому чи іншому вигляді являє собою веб-додаток, що стало ще одним фактором під час вибору даної мови, оскільки вона є веб-орієнтованою та містить величезну кількість бібліотек та сторонніх модулів для розробки саме веб-ресурсів. Python також дуже часто використовують в сфері збору та аналізу даних, тому що за рахунок можливості роботи в інтерактивному режимі інтерпретатора можливо значно зекономити час під час роботи з будь-якого роду даними. Гомогенність мов розроблюваних додатків дозволяє зберігати контекст і не перемикатися на синтаксичні відмінності чи особливості мови під час розробки програми. Це, в свою чергу, зменшує час на написання та дозволяє уникнути необхідності працювати з декількома різними мовами одночасно. *aiohttp* був обраний в якості веб-фреймворку за рахунок своєї асинхронної природи: оскільки основна мета веб-ресурсу коректно обробити вхідні дані від усіх користувачів, потрібно мати змогу асинхронно опрацьовувати велику кількість з'єднань. *Redis* було обрано в якості локальної бази даних за рахунок його швидкодії. Дані зберігаються не на диску, а в пам'яті, що доволяє значно прискорити швидкодію в ситуаціях постійної роботи з записом та читанням. *Redis* також дозволяє здійснювати операцію зберігання поточного стану на диск, тому було також розроблено компонент, що виконує дану діяльність періодично протягом всього часу роботи системи.

3.1 Збір та попередня обробка даних

Напрямок збору даних розвивався разом з розвитком комунікаційних технологій, а особливо як складова будь-якого бізнес процесу компаній. Про-

блеми оптимізації систем роботи з клієнтами спричинили появу підходів, які зараз вважаються класичними. В переважній більшості ці підходи покривають 99,9% поточних бізнес задач.

Статистика - за своїм строгим визначенням статистика не є технологією збору даних, проте саме вона використовується задля того, що знайти закономірності в даних та для наступної побудови прогностичних моделей. Також, з точки зору користувача, ви завжди будете стикатися з тими чи іншими інструментами статистики в будь-яких інших методах збору та аналізу даних. Статистика загалом являє собою розділ математики, пов'язаний зі збором та описом даних. Статистика займається підрахунком ключових значень та ймовірностей. Використання її в процесі збору даних допомагає відповісти на ряд важливих запитань, що відносяться до ваших даних: які закономірності прослідковуються з базі даних; яка ймовірність того, що обрана подія настане; які закономірності найбільш важливі; яку загальну інформацію можна отримати про дані, щоб зрозуміти з якого роду значеннями ми маємо справу.

Дану інформацію надалі можна використовувати для роботи з даними, оскільки це свого роду надає додаткову інформацію про доменну область (наприклад, на рис. зображена гістограма, що дає змогу швидко встановити факт про вік переважної кількості цільової аудиторії: більше 50). Інші з найчастіше вживаних метрик статистики:

- *max* - максимальне значення цільової величини;
- *min* - мінімальне значення цільової величини;
- *mean* - середнє значення обраної величини;
- *median* - значення, що розділяє вибірку на дві підмножини з максимально наближеної кількістю елементів у кожній;
- *mode* - значення, що зустрічається найчастіше;

- *variance* - показник відхилення цільового значення від середнього у вибірці.

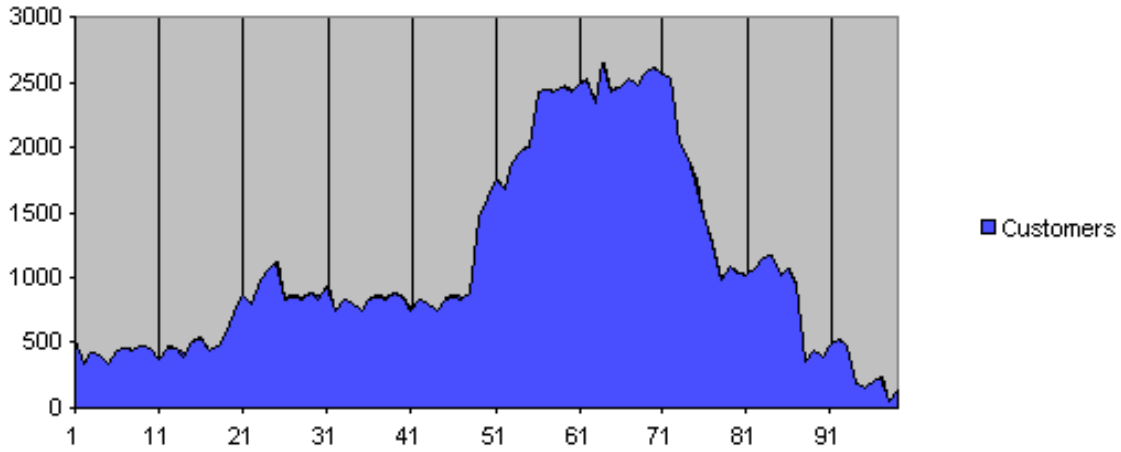


Рис. 4: Гістограма розподілу кількості клієнтів за віком

Останній показник, дисперсія, дещо складніший для розуміння: чим вище значення, тим більш дані різнорідні і різняться між собою. Якщо ж значення менше - дані загалом схожі і мало відрізняються від середнього по вибірці. Базуючись на статистичних даних, користувач має змогу налаштувати модель таким чином, щоб передбачуване значення максимально відображало реальну зміну величини.

Для збору даних та формування початкового датасету було створено допоміжний додаток у вигляді веб-ресурсу. Він являє собою веб-сайт, на якому здійснюються опитування серед різних класів респондентів: студентів, випускників та викладачів. Кожен учасник опитування заповнює невелику тематичну анкету, на основі якої формується таблиця вхідних даних. Загальну архітектуру додатку можна побачити на рис. 5

Система побудована на основі архітектури мікросервісів і дотримання принципу делегування частини роботи зовнішнім ресурсам. За рахунок такого підходу можна отримати більшу ефективність, стабільність та пропускну здатність роботи системи, але знижується надійність, оскільки вихід хоча б одного компоненту з ладу призведе до повної недієздатності систе-

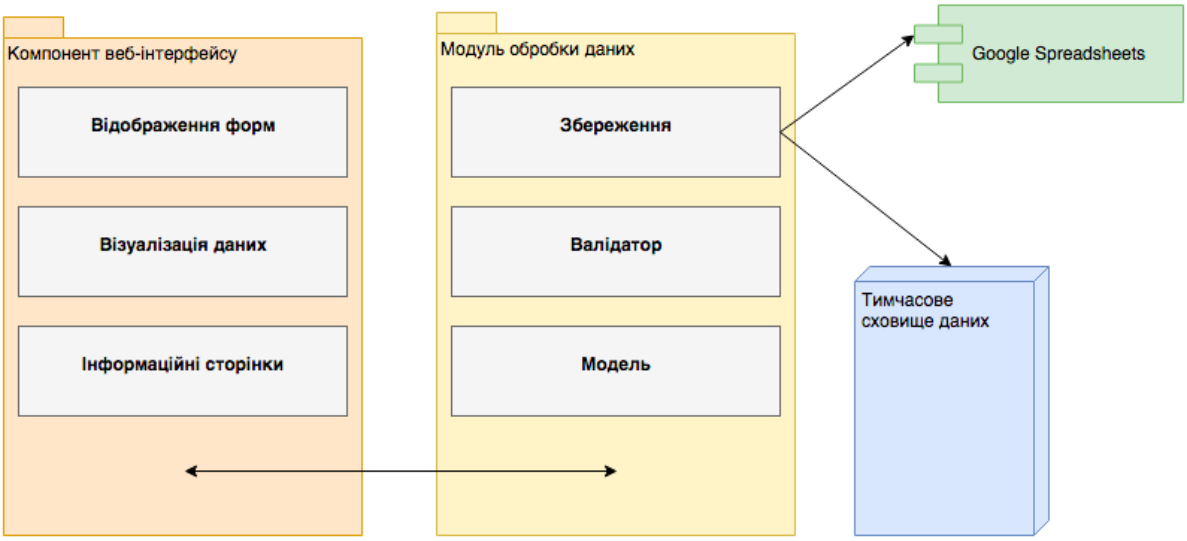


Рис. 5: Загальна архітектура додатку опитування

ми. Враховуючи важливий фактор роботи з даними, потрібно розуміти, що втрати на етапі збору значно впливають на подальші результати. Саме тому було додамо внутрішнє тимчасове сховище даних, яке слугує для збереження резервних копій. Система складається з таких компонентів:

- Веб-інтерфейс - являє собою веб-додаток, що побудований на основі aiohttp веб-фреймоврку та здійснює основні функції обробки користувацької логіки. Він відповідає за рендеринг сторінок, видачу статичних ресурсів, обробку та роутинг запитів та спілкується з іншими компонентами для подальшоої передачі даних.
  - Відображення форм - підкомпонент, що відповідає за відображення користувацького інтерфейсу та безпосередню взаємодію з користувачем за допомогою веб-браузера.
  - Візуалізація даних - представлення вхідних, існуючих, а також відображення статусу обробки поточних даних для розуміння стану даних та прогресу під час заповнення форми опитування.
  - Інформаційні сторінки - відображення статичних сторінок веб-ресурсу для надання додаткової інформації та для отримання

зворотного зв'язку.

- Модуль обробки даних - здійснює фільтрацію, нормалізацію та перетворення даних таким чином, щоб вони були уніфікованого формату та могли бути використанні надалі іншими компонентами. Обробка здійснюється з використанням можливостей самої мови, а також з допомогою сторонніх бібліотек *NumPy* та *Pandas*.

  – Підкомпонент збереження даних - створення об'єктів для кінцевих даних форм на основі моделей; створення асинхронних задач збереження даних; переріодична інкрементальна відправка проміжного стану для формування єдиної бази, використовуючи сторонній сервіс *Google Spreadsheets*. Збереження виконується як локально, використовуючи базу даних в оперативній пам'яті, так і віддалено, використовуючи основну базу даних на основі таблиць.

  – Валідатор - здійснення перевірки даних на коректність та відповідність вхідним обмеженням. Видача повідомлень про помилку в разі невідповідності.

  – Модель - *data access object*, представлення вхідних даних у вигляді об'єктів мови програмування для надання зручного доступу до даних з коду програми. Серіалізація моделі дозволяє зберегти дані для подальшого використання та можливої додаткової обробки. За допомогою формального представлення даних у вигляді моделі можливо з легкістю проводити маніпуляції з даними в рамках інструментів мови програмування.

Особливості даних можна встановити ще на етапі їх збору. Навіть не здійснюючи жодного аналізу чи попередньої обробки можливо отримати деякі важливі характеристики даних або просто візуалізувати їх для зручні-

шого сприйняття чи для кращого усвідомлення того, з якого роду даними доведеться працювати. Саме для таких цілей і використовується *exploratory data analysis* - аналіз даних з метою попереднього дослідження вхідних даних.

Візуалізація даних загалом здійснюється для таких цілей:

- Комунікативна складова:
  - представити дані та ідеї;
  - проінформувати;
  - підтримати і аргументувати;
  - вплинути і переконати;
- Дослідницька:
  - вивчити (дослідити) дані;
  - проаналізувати ситуацію;
  - визначити наступні кроки;
  - прийняти рішення стосовно деякого питання;

Оскільки одним із компонентів збору даних був Google Spreadsheets, то початкова візуалізація даних не становила жодної складності, тому що даний ресурс містить вбудовані засоби для цього рис. 6

Для збору даних потрібно враховувати декілька важливих нюансів. По-перше, це *робота з неповними даними* - ситуація, коли зібрані дані не відповідають поставленим критеріям чи не проходять валідацію, але не можуть бути відкинуті, оскільки є досить важливими. Схожа ситуація може відбутися, коли дані взагалі зберігаються в різної кількості форматах та структур, тому виділити один загальний критерій для валідації може бути досить важко. Тому потрібно завжди враховувати випадок обробки та роботи з неповними даними.

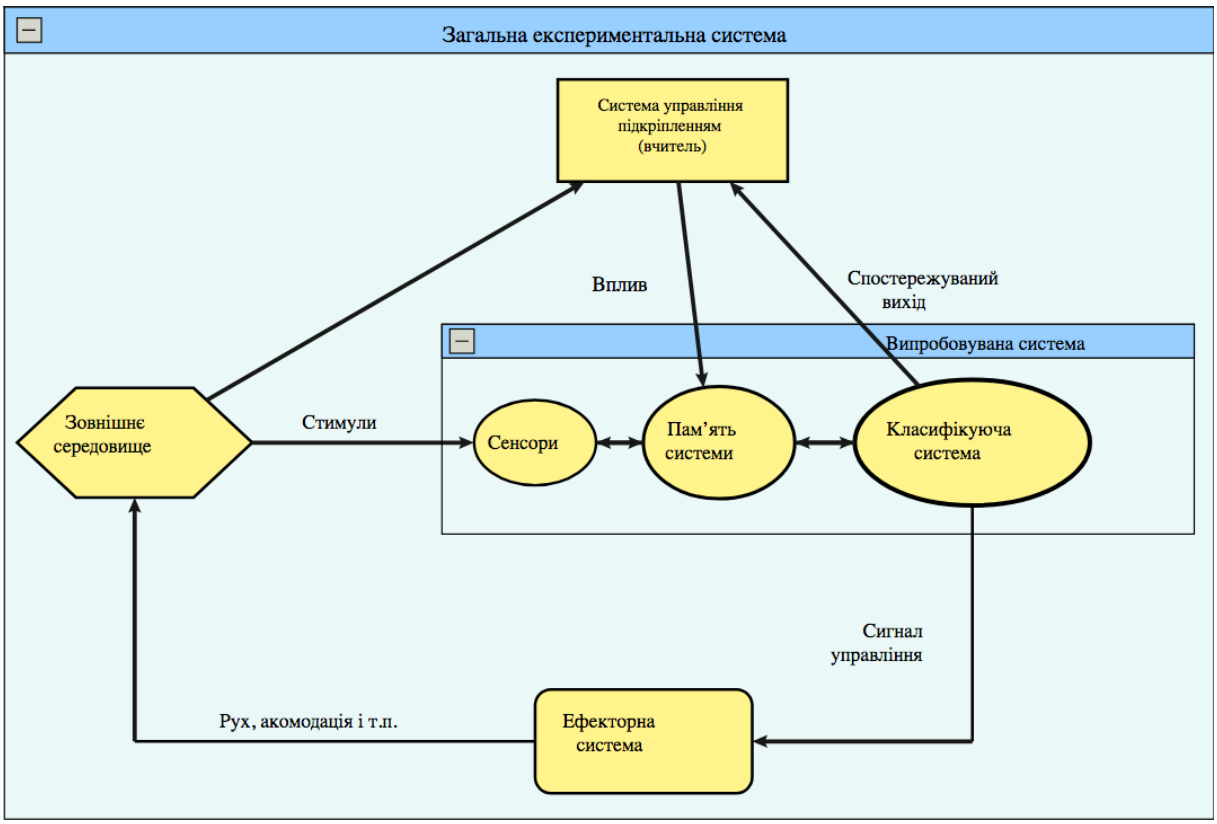


Рис. 6: Візуалізація відповідей однієї з форм анкети опитування

Врахування ефективності алгоритмів, що використовуютьс з роботи з даними - під час обробки невеликої кількості даних ефективність алгоритму не відіграє значної ролі, оскільки обчислювальних ресурсів комп'ютера зазвичай більш ніж досить, тому користувач майже не помічає затримок у роботі. Але з ростом об'єму даних (які можуть сягати декількох сот гігабайт) час на їх обробку може зростати нелінійно, а отже операції можуть перевищувати встановлені обмеження на тривалість роботи. Тому необхідно враховувати кількість даних, з якими повинна буде працювати системи і обирати максимально ефективні алгоритми для роботи.

Отримання великого обсягу початкових даних - під час скрапінгу вебресурсів або під час потокового отримання вхідних даних (*streaming*) можуть виникнути проблеми, пов'язані з неможливістю процесу обробити всі дані одночасно чи зберігати їх в рамках однієї сесії в оперативній пам'яті. Для вирішення такої проблеми можна скористатися такими підходами: ке-

шування інформації на проміжних етапах, використання вбудованих функцій замість написання власних послідовностей обробки на стороні бізнес-логіки (прикладом може бути використання stored procedures під час роботи з *SQL* базами даних), побудова алгоритмів, що використовують принцип *pipeline* (вихід одніє функції відразу слугує вхідними даними для іншої, таким чином відпадає необхідність зберігати дані в проміжному стані та витрачати додатковий простір на жорсткому диску), пакетна обробка даних.

Обробка даних, що містять зв'язки між собою - досить поширена ситуація, коли одні дані містять посилання на інші, або потрібно відслідковувати зв'язки між певними компонентами вхідної інформації. В такому випадку немає простих рішень чи рекомендації, оскільки в будь-якому випадку потрібно буде підтримувати структуру даних, що буде відповідати за збереження даних зв'язків. Очевидним рішенням є використання реляційних баз даних, які будуть підтримувати структуру і відношення чи альтернативне використання графових баз даних, принцип яких саме в побудові бази таким чином, щоб вона представляла собою граф відносин між даними.

Обробка даних, що містять зв'язки між собою - досить поширена ситуація, коли одні дані містять посилання на інші, або потрібно відслідковувати зв'язки між певними компонентами вхідної інформації. В такому випадку немає простих рішень чи рекомендації, оскільки в будь-якому випадку потрібно буде підтримувати структуру даних, що буде відповідати за збереження даних зв'язків. Очевидним рішенням є використання реляційних баз даних, які будуть підтримувати структуру і відношення чи альтернативне використання графових баз даних, принцип яких саме в побудові бази таким чином, щоб вона представляла собою граф відносин між даними.

Підтримка гетерогенності джерел інформації - системи, що використовуються для отримання даних можуть не мати уніфікованого інтерфейсу та не надавати однакові можливості зі свого боку для здійснення запитів. Потрібно враховувати відмінності між кожним окремим джерелом, а також

розуміти встановлені обмеження (наприклад, багато веб-ресурсів встановлюють обмеження на кількість запитів, що здійснюються за певний проміжок часу). Тому якщо додаток буде розроблено без урахування таких відмінностей - він може показати добрі результати під час роботи з одним провайдером інформації, але для інших він не буде функціонувати належним чином.

3.2 Побудова моделі

Для створення ефективної кінцевої моделі розроблюваний алгоритм повинен підповідати таким вимогам:

- відкритий доступ користувача до коду моделі на будь-якій платформонезалежній мові, що дозволить запускати її в довільному середовищі та не опиратися на використання сторонніх бібліотек;
- будова моделі та деталі її внутрішньої реалізації повинні бути відкритими, тобто користувач повинен мати змогу переглянути вихідний код і в разі необхідності самостійно відтворити довільний крок та отримати аналогічний результат передбачення для однакового набору вхідних даних;
- модель повинна мати точність максимально наближену до точності моделей, що показують найкращі результати для вибраних вхідних даних. Модель повинна мати аналогічні показники щонайменше для 95% всіх вхідних наборів даних;
- виконання коду програми повинно бути швидким (близько 1 мс на рядок вхідних даних).

4 Аналіз рішення

Анализ, согласно критериям как работает, пути улучшения (таблица сравнения с существующими подходами, графики, диаграммы)

4.1 Порівняльний аналіз

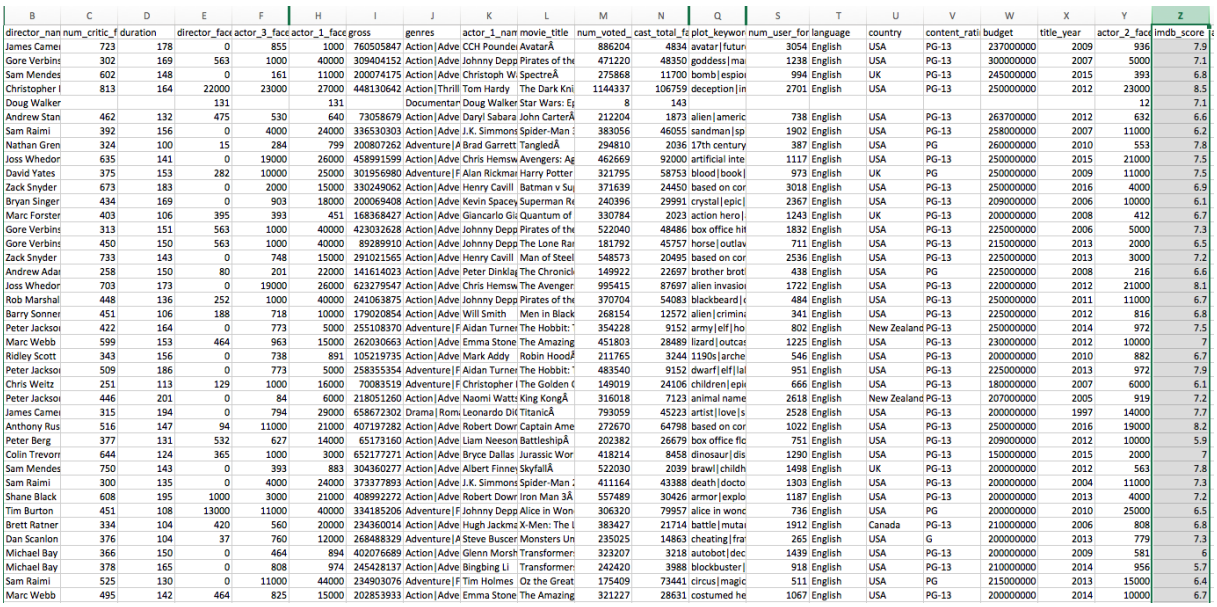
Було проведено порівняльний аналіз рішення з існуючими реалізаціями для підтердження ефективності використання даного алгоритму. Обрані такі критерії для побудови порівняльної таблиці:

- відхилення від еталонної величини;
- середнє квадратичне відхилення
- Підтверджено значно більші показники швидкодії моделі, розробленої за допомогою даного підходу.

Також для найкращої моделі та гібридної моделей були побудовані таблиці помилок (*confusion matrix*) - матриці, що допомагають візуалізувати ефективність алгоритмів. Кожна колонка містить кількість результатів в передбачуваному класі, в той час як кожен рядок містить дійсну кількість елементів у класі (рис. 7).

Результати для моделі *Support Vector Machines* та побудованої гідбридної моделі (табл. 1) дають змогу зрозуміти, обидві моделі відносять елементи до однакових класів. Це означає, що хоч і точніть передбачення не є максимально можливою, проте дозволяє показати стабільні консистенті результати для обох моделей, а це, у свою чергу, дозволяє підтверджувати надійність розроблюваного підходу.

Швидкодія роботи на різних вхідних даних



B	C	D	E	F	H	I	J	K	L	M	N	Q	S	T	U	V	W	X	Y	Z
director_nan	num_critic_f	duration	director_face	actor_3_face	actor_1_face	gross	genres	actor_1_nam	movie_title	num_voted_	cast_total_fa	plot_keywor	num_user_for	language	country	content_rati	budget	title_year	actor_2_face	imdb_score
James Camer	723	178	0	855	1000	760505847	Action|Adve	CCH Pounde	AvatarÂ	886204	4834	avatar|futur	3054	English	USA	PG-13	237000000	2009	936	7.9
Gore Verbins	302	169	563	1000	40000	309404152	Action|Adve	Johnny Depp	Pirates of the	471220	48350	goddess|ma	1238	English	USA	PG-13	300000000	2007	5000	7.1
Sam Mendes	602	148	0	161	11000	200074175	Action|Adve	Christoph W	SpectreÂ	275868	11700	bomb|espio	994	English	UK	PG-13	245000000	2015	393	6.8
Christopher I	813	164	22000	23000	27000	448130642	Action|Thrill	Tom Hardy	The Dark Kni	1144337	106759	deception|in	2701	English	USA	PG-13	250000000	2012	23000	8.5
Doug Walker			131		131		Documentar	Doug Walker	Star Wars: Ep	8	143								12	7.1
Andrew Stan	462	132	475	530	640	73058679	Action|Adve	Daryl Sabara	John CarterÂ	212204	1873	alien|americ	738	English	USA	PG-13	263700000	2012	632	6.6
Sam Raimi	392	156	0	4000	24000	336530303	Action|Adve	J.K. Simmons	Spider-Man 3	383056	46055	sandman|sp	1902	English	USA	PG-13	258000000	2007	11000	6.2
Nathan Gren	324	100	15	284	799	200807262	Adventure|A	Brad Garrett	TangledÂ	294810	2036	17th century	387	English	USA	PG	260000000	2010	553	7.8
Joss Whedor	635	141	0	19000	26000	458991599	Action|Adve	Chris Hemsw	Avengers: Ag	462669	92000	artificial inte	1117	English	USA	PG-13	250000000	2015	21000	7.5
David Yates	375	153	282	10000	25000	301956980	Adventure|F	Alan Rickma	Harry Potter	321795	58753	blood|book|	973	English	UK	PG	250000000	2009	11000	7.5
Zack Snyder	673	183	0	2000	15000	330249062	Action|Adve	Henry Cavill	Batman v Su	371639	24450	based on cor	3018	English	USA	PG-13	250000000	2016	4000	6.9
Bryan Singer	434	169	0	903	18000	200069408	Action|Adve	Kevin Spacey	Superman Re	240396	29991	crystal|epic|	2367	English	USA	PG-13	209000000	2006	10000	6.1
Marc Forster	403	106	395	393	451	168368427	Action|Adve	Giancarlo Gia	Quantum of	330784	2023	action hero|	1243	English	UK	PG-13	200000000	2008	412	6.7
Gore Verbins	313	151	563	1000	40000	423032628	Action|Adve	Johnny Depp	Pirates of the	522040	48486	box office hit	1832	English	USA	PG-13	225000000	2006	5000	7.3
Gore Verbins	450	150	563	1000	40000	89289910	Action|Adve	Johnny Depp	The Lone Ra	181792	45757	horse|outlav	711	English	USA	PG-13	215000000	2013	2000	6.5
Zack Snyder	733	143	0	748	15000	291021565	Action|Adve	Henry Cavill	Man of Steel	548573	20495	based on cor	2536	English	USA	PG-13	225000000	2013	3000	7.2
Andrew Adar	258	150	80	201	22000	141614023	Action|Adve	Peter Dinkla	The Chronicl	149922	22697	brother brot	438	English	USA	PG	225000000	2008	216	6.6
Joss Whedor	703	173	0	19000	26000	623279547	Action|Adve	Chris Hemsw	The Avenger	995415	87697	alien invasio	1722	English	USA	PG-13	220000000	2012	21000	8.1
Rob Marshal	448	136	252	1000	40000	241063875	Action|Adve	Johnny Depp	Pirates of the	370704	54083	blackbeard|(	484	English	USA	PG-13	250000000	2011	11000	6.7
Barry Sonner	451	106	188	718	10000	179020854	Action|Adve	Will Smith	Men in Black	268154	12572	alien|crimina	341	English	USA	PG-13	225000000	2012	816	6.8
Peter Jackso	422	164	0	773	5000	255108370	Adventure|F	Aidan Turne	The Hobbit: T	354228	9152	army|elf|ho	802	English	New Zealand	PG-13	250000000	2014	972	7.5
Marc Webb	599	153	464	963	15000	262030663	Action|Adve	Emma Stone	The Amazing	451803	28489	lizard|outcas	1225	English	USA	PG-13	230000000	2012	10000	7
Ridley Scott	343	156	0	738	891	105219735	Action|Adve	Mark Addy	Robin HoodÂ	211765	3244	1190s|arche	546	English	USA	PG-13	200000000	2010	882	6.7
Peter Jackso	509	186	0	773	5000	258355354	Adventure|F	Aidan Turne	The Hobbit: T	483540	9152	dwarf|elf|la	951	English	USA	PG-13	225000000	2013	972	7.9
Chris Weitz	251	113	129	1000	16000	70083519	Adventure|F	Christopher	The Golden (	149019	24106	children|epi	666	English	USA	PG-13	180000000	2007	6000	6.1
Peter Jackso	446	201	0	84	6000	218051260	Action|Adve	Naomi Watts	King KongÂ	316018	7123	animal name	2618	English	New Zealand	PG-13	207000000	2005	919	7.2
James Camer	315	194	0	794	29000	658672302	Drama|Rom	Leonardo Di	TitanicÂ	793059	45223	artist|love|s	2528	English	USA	PG-13	200000000	1997	14000	7.7
Anthony Rus	516	147	94	11000	21000	407197282	Action|Adve	Robert Dowr	Captain Ame	272670	64798	based on cor	1022	English	USA	PG-13	250000000	2016	19000	8.2
Peter Berg	377	131	532	627	14000	65173160	Action|Adve	Liam Neeson	BattleshipÂ	202382	26679	box office flo	751	English	USA	PG-13	209000000	2012	10000	5.9
Colin Trevorr	644	124	365	1000	3000	652177271	Action|Adve	Bryce Dallas	Jurassic Wor	418214	8458	dinosaur|dis	1290	English	USA	PG-13	150000000	2015	2000	7
Sam Mendes	750	143	0	393	883	304360277	Action|Adve	Albert Finney	SkyfallÂ	522030	2039	brawl|childh	1498	English	UK	PG-13	200000000	2012	563	7.8
Sam Raimi	300	135	0	4000	24000	373377893	Action|Adve	J.K. Simmons	Spider-Man 3	411164	43388	death|docto	1303	English	USA	PG-13	200000000	2004	11000	7.3
Shane Black	608	195	1000	3000	21000	408992272	Action|Adve	Robert Dowr	Iron Man 3Â	557489	30426	armor|explo	1187	English	USA	PG-13	200000000	2013	4000	7.2
Tim Burton	451	108	13000	11000	40000	334185206	Adventure|F	Johnny Depp	Alice in Won	306320	79957	alice in wonc	736	English	USA	PG	200000000	2010	25000	6.5
Brett Ratner	334	104	420	560	20000	234360014	Action|Adve	Hugh Jackma	X-Men: The L	383427	21714	battle|muta	1912	English	Canada	PG-13	210000000	2006	808	6.8
Dan Scanlon	376	104	37	760	12000	268488329	Adventure|A	Steve Buscer	Monsters Un	235025	14863	cheating|fra	265	English	USA	G	200000000	2013	779	7.3
Michael Bay	366	150	0	464	894	402076689	Action|Adve	Glenn Morsh	Transformer	323207	3218	autobot|dec	1439	English	USA	PG-13	200000000	2009	581	6
Michael Bay	378	165	0	808	974	245428137	Action|Adve	Bingbing Li	Transformer	242420	3988	blockbuster|	918	English	USA	PG-13	210000000	2014	956	5.7
Sam Raimi	525	130	0	11000	44000	234903076	Adventure|F	Tim Holmes	Oz the Great	175409	73441	circus|magic	511	English	USA	PG	215000000	2013	15000	6.4
Marc Webb	495	142	464	825	15000	202853933	Action|Adve	Emma Stone	The Amazing	321227	28631	costumed he	1067	English	USA	PG-13	200000000	2014	10000	6.7

Рис. 7: Приклад матриці помилок для вхідного набору даних Iris

	setosa	versicolor	virginica
setosa	7	0	0
versicolor	0	10	2
virginica	0	0	11

Табл. 1: Матриця помилок

4.2 Отримані результати та шляхи покращення

Отже, в результаті отримана реалізація показала відповідність усім висунутим вимогам та продемонструвала стабільні показники незалежно від виду та об'єму вхідних даних. На поточному етапі такі результати повністю задоволняють як користувачів алгоритму, так і розробників, які бажають покращити алгоритм чи модифікувати його будь-яким чином для забезпечення кращих показників точності чи швидкодії.

Серед напрямків для покращення алгоритму можна виділити такі основні:

- Визначення оптимального алгоритму не шляхом повного перебору існуючих моделей, а за допомогою деякої евристики. Зараз для вхі-

дних даних необхідно побудувати всі моделі, користуючись медотом повного перебору () і виконати їхнє порівняння за деякою обраною метрикою. Лише після цього на основі кращої моделі буде побудована наша гібридна модель. Якщо ж скористатися деяким набором правил, евристикою чи іншими додатковими знаннями в доменній залузі - можна обмежити кількість моделей, що будуть побудовані, таким чином в декілька разів зменшити витрати на час на етапі побудови моделей. Виграш буде значно відчутний на великій кількості моделей за умови, що лише кілька з них дійсно показують стабільно найкращі результати для схожих вхідних даних. Однією із можливих реалізацій такого прийому може бути додаткова модель-класифікатор, що буде на основі вхідних даних обирати клас алгоритмів (деяке значення T), для яких варто проводити побудову моделей. Іншим варіантом може бути підтримка структури у вигляді словника, що буде зберігати наперед визначені користувачем набори типу "критерій"-"клас алгоритмів" і значно швидше (за лінійний час) буде обирати потрібну множину алгоритмів. Останній підхід є значно швидшим, але вимагає додаткової початкової ініціалізації та втручання людини для підготовки такого словника.

- Запуск побудови кожної моделі в окремому потоці. Процес побудови моделі є процесом, що в першу чергу вимагає процесорний час для виконання (*cpu-bound*), тому з апаратної точки зору прискорити його роботу можливо за рахунок розпаралелювання на декількох ядрах процесора. Найпростішим варіантом є використання багатоядерних процесорів і виконнання алгоритму на окремому ядрі. Сучасні відеокарти з підтримкою технологій *Nvidia CUDA* та *AMD OpenCL* теж можуть бути використані для запуску даних алгоритмів. Порівняння показують, що використання відеокарт для схожих обрахунків може на-

дати приріст у розмірі 90-95х кратного прискорення роботи. Аналогічним чином можна скористатися розподіленими та багатопроцесрними системами, коли алгоритми будуть виконуватися окреми на різних машинах в межах одного кластеру. Головним недоліком таких систем є підвищення порогу входження для розробки, адже це вимагає додаткових знань як для написання коду (*C++, MPI, OpenMPI*), так і розуміння архітектури розподілених систем вцілому. Наприклад, для написання алгоритму для кластеру потрібно розуміти, що кожна модель на окремій ноді кластеру повинна мати доступ до вхідного датасету, а отже потрібно забезпечити централізований неблокуючий доступ до даних або реалізувати можливість спільної пам'яті (*shared memory*), що теж вимагає додаткових зусиль з точки зору програміста. З переваг варто відмітити однократність даної операції та практично необмежений лінійний ріст ефективності пропорційно до кількості початкових алгоритмів.

- Під час сумісної роботи над проектом виникає необхідність обміну даними між розробниками. Науковці хочуть мати змогу надсилати моделі іншим, а також мати змогу їх зберегти для подальшого використання. Тому ще одним можливим шляхом для вдосконалення може бути можливість серіалізації моделей. Таким чином модель можна буде побудувати і зберегти в бінарному форматі на одному комп'ютері, а потім використати в майбутньому без необхідності повторної її перебудови. Звісно такий підхід працює лише для одного набору вхідних даних, тому область його застосування досить обмежена. Проте, якщо над деякими даними працює команда науковців, саме це дасть змогу швидко обмінюватися результатами чи використовувати напрацювання інших. Найпростішою реалізаціює тут може бути знімок об'єкта у пам'яті, але таким чином втрачається кросплатформен-

ність та машинонезалежність. Вбудовані підходи до серіалізації (наприклад, *pickle*) також будуть страждати від подібних нюансів. Саме тому необхідно буде розробити додатковий алгоритм для серіалізації моделей, що і є головним фактором, який стримує додавання даної можливості до існуючого коду.

Розглянуті напрямки покращення дозволять збільшити швидкодію програми вцілому, а також спростити використання її в межах команди науковців, а тому доцільно розглянути подальшу роботу над проектом саме в одному із запропонованих напрямків.

5 Стартап

Опис ідеї стартап-проекту

numeric literals	integers	in decimal	\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
		in octal	\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
		in hexadecimal	\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
	fractionals	in decimal	\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
char literals			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
string literals			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp
			\FontspecSetCheckBoolFalse\Fontsp

Ринок є доволі привабливим для входження: пристойна середня норма рентабельності, що трохи вищ аза середній банківський відсоток на вклади у гривні, а спадання ринку потенційно відкриває його для нестандартних інноваційних рішень, оскільки існує дуже висока необхідність в розробці універсального методу для відновлення зображень.

Обрано альтернативу 2 як таку, що має на увазі довше життя проекту.

В якості цільових груп обрано: 1 та 2.

5.0.1 Тут субсубсекція з висновками

Проведений детальний аналіз ринку та перспектив розвитку проекту дав змогу отримати такі результати:

Зміст ідеї	Напрямки застовування	Вигоди для користувача
Система побудови універсальних прогностичних моделей та метод їх додавання	1. Використання науковими та інженерними спеціалістами з аналізу даних для підвищення їх ефективності та продуктивності роботи загалом	Зручний та зрозумілий інтерфейс дозволить працювати значно ефективніше, тим самим зосереджуючись на прикладних задачах, замість деталей реалізації
2. Узагальнення алгоритмів для роботи з різними типами даних	Універсальність моделі дозволить не перемикати контексти під час роботи з різними типами даних, використовуючи однаковий підхід для вхідної інформації	
3. Отримання кращих результатів передбачень для даних, що змінюються з часом	Допомога під час роботи з величинами, що залежать від часу: курси валют, показники біржі, зміни клімату	

Табл. 2: Опис ідеї стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	1
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум. од	914 218 млн грн
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Спадає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Висока доля невизначеності, відсутність попереднього досвіду та необхідних статистичних даних
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	-
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	18-20%

Табл. 3: Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Необхідність для інвесторів знайти перспективний метод для вкладень	Люди, які мають фінансову можливість та зацікавленість робоити інвестиції у інноваційні проекти	Люди, які мають фінансову можливість та зацікавленість робити інвестиції у інноваційні проекти мають на меті збільшення свого капіталу, підвищення свого іміджу, а також долучитися до новітніх технологій, щоб бути у тренді	Необхідно розробити методику оцінювання та рекомендації, які б з високою ймовірністю розраховували потенційні необхідні інвестиції та шляхи попередження ключиових ризиків
2	Необхідність команди для побудови цього	Активні люди, які бажають втілити у життя свій проект	Необхідність проаналізувати всі ключові фактори, щоб визначити,	Високоточний метод оцінки відновлення зображень, щоб визначи-

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Попит	Не вдасться розробити унікальний метод, який би можна було застосовувати для будь-яких алгоритмів та адаптувати для роботи з різними типами даних	Розробка максимально універсального методу
2	Конкуренція	Можливість появи конкурентів з дуже схожими функціями, їх вихід на ринок раніше за нас	Доопрацювання якості розроблюваного методу з фокусом на зручність та простоту використання, розробка нових властивостей, яких немає у конкурента. Розгляд можливості об'єднання компаній для подальної спільної роботи.
3	Економічні	Зменшення доходу інвесторів, що призведе до зменшення кількості інвестицій	Моніторинг економічної ситуації у країні, пошук закордонних користувачів та адаптація для світового ринку

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Попит	Унікальність пропонованого функціоналу та додаткових можливостей при умові невисокої конкуренції дозволить захопити велику частку ринку, особливо зацікавивши додатком невеликих інвесторів (бізнес-ангелів) та команди проектів, які не потребують значних інвестицій	Адаптація до ринку, що розширяється, моніторинг новітніх розробок та ризиків, які тільки нещодавно з'явилися
2	Науково-технічні	Поява нових технологій, виникнення нових ринкових умов та факторів, які виявлять значний вплив на розвиток алгоритмів класифікації	Активне використання використання рішення; у випадку, якщо наше рішення буде адним з перших та матиме суттєві відмінності від аналогів, захист інтелектуальної власності розробників, патентування цієї технології та додання її до

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Тип конкуренції - чиста конкуренція	Велика кількість методів відновлення зображень, частина з яких є запатентованою інтелектуальною	Звертати увагу на якість та універсальність методу відновлення зображень

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	Прямих конкурентів немає, непрямі - різноманітні методи побудови прогностичних моделей	Нові розробки у галузі	Інвестори диктують умови розвитку ринку: ключова умова - проект повинен бути потрібним користувачам та приносити користь	Кількість зацікавлених клієнтів, рівень зацікавленості в такому типі послуг	Поява схожих дешевших або якісніших продуктів-конкурентів
Висновки	Прямих конкурентів немає	- можливості входу в ринок присутні, необхідно вирішити проблему пошуку та адаптації стати-	Успіх нашого проекту залежить від рівня довіри інвесторів та команд проекту до нові-	Клієнти формують попит на таку послугу	Універсальних методів, які могли б замінити запропонований проект немає

№ п/п	Фактор конкурентноспромо-жності	Обгрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівнянння конкурентних проектів значущим)
1	Фактор часу	Ідея є частково новою, для перейняття ідеї та втілення її у життя потенційним конкурентам знадобиться час
2	Фактор новизни товару	Початковий успіх продукту очікується через його новизну та інтерес цільової аудиторії до нових інноваційних рішень
3	Фактор якості послуг та надання інформації	Науковці та експерти з обробки даних потребують універсальний метод побудови прогностичних моделей

Табл. 9: Обґрунтування факторів конкурентноспроможності

№ п/п	Фактор конку-рен-тно-спро-мо-жності	Бали 1-20 Рей-тинг товарів-конкурентів у по-рів-нянні з ін-шими мето-дами оціню-вання	2	3	4	5	6
1	Фактор часу	15			+		
2	Фактор нови-зни товару	20		+			
3	Фактор якості послуг та на-дання інфор-мації	17		+			

Табл. 10: Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін методу

Сильні сторони: Якість послуг, що надаються Новизна послуг Можливість використання як інвесторами, і командою з розробки	Слабкі сторони: Відсутність статистичних даних та попереднього досвіду в реалізації подібних рішень
Можливості: Створення нової ринкової ніші Потреба у ефективному та компактному методі створення прогностичних моделей Необхідність закладати у бюджет можливі ризики та зміни ринкових умов	Загрози: Різка зміна ринку, поява нових стартапів, економічна криза

Табл. 11: SWOT-аналіз стартап-проекту

- Існує можливість ринкової комерціалізації проекту, на ринку наявний попит на пропонований продукт.
- Ринок відкритий для інновацій, прослідковується позитивна динаміка ринку.
- Рентабельність роботи на ринку вища за прибутковість банківських вкладів, а отже приваблює як інвесторів, так і розробників для роботи над перспективним проектом.
- З огляду на потенційні групи клієнтів існує потенціал та перспектива входу на ринок.
- Істотні бар'єри для входження відсутні.
- В якості варіанту для впровадження для ринкової реалізації проекту доцільно обрати довгострокову роботу та утримання клієнтів, роботу над покращенням розробленого методу з використанням багатовимірного статистичного аналізу.

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	- Ціль: отримання прибутку в короткостроковій перспективі - Конкуренція: цінова та партнерська (пропонуємо свої нові послуги розповсюдження інформації про партнерів - рекламні послуги) - Взаємодія з фірмами: активна боротьба за долю ринку, що належить конкурентам	В короткостроковому плані - велика В довгостроковому плані - значний ризик втратити долю ринку, якщо займатися лише ціновою конкуренцією	8-12 місяців після запуску проекту
2	- Ціль: захоплення частини ринку, підтримання її розміру та поступове нарощення об'ємів - Конкуренція: нецінова (акцент на тому, що пропонуємо інноваційні послуги) - Взаємодія з конкурентами: спів-	Висока ймовірність отримання ресурсів та утримання їх протягом довгого проміжку часу. Більш ймовірний розвиток компанії та постійне покращення продукту	8-12 місяців після запуску проекту - для отримання перших фінансових надходжень від розповсюдження інформації про акції магазинів-партнерів, та їх реклама. Далі фінансові надходже-

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Високозабезпечені люди, які зацікавлені у пошуку перспективних проектів для інвестування	Споживачі слідкують за найновітнішими технологіями, бажають бути в тренді та готові сприйняти новий продукт	Потенційно високий, інвестори хочуть бути впевненими у доцільності своїх інвестицій та подальшому отриманні прибутку	Практично відсутня	При наявності достойної та доручної реклами - досить просто
2	Ініціативні люди та науковці, які мають хорошу ідею в схожій сфері та хочуть втілити її у життя	Споживачі готові сприйняти продукт, так як зацікавлені у глибинному аналізі ситуації	Високий попит	Практично відсутня	При наявності достойної та доречної реклами - досить просто

Табл. 13: Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
1	Захоплення, підтримання та захист частки ринку	Стратегія концентрованого маркетингу	- Новизна послуг - Доступність продукту - Простота в користуванні продуктом - Додаткові зручні аспекти, які враховуються під час розрахунку ефективності та інвестиційної привабливості побудови прогностичних моделей, що вигідно виділяють наш продукт серед конкурентів	Стратегія диференціації

Табл. 14: Визначення базової стратегії розвитку

№ 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	Частково	Нові споживачі, частково забиратиме споживачів конкурентів	Частково. Новий метод оцінювання ефективності побудови прогностичних моделей буде агрегувати декілька методик аналізу, що дозволить оцінювати проекти більш точно з використанням більшої кількості факторів, що впливають на проект	Стратегія лідера

Табл. 15: Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ 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 (три ключових)
1	Універсальність методу оцінювання з точки зору інвестора	Стратегія диференціації	Врахування всіх аспектів оцінювання проекту з точки зору інвестиційної привабливості	- Ваші гроші ефективно працюють у інноваційному прогресивному проекті
2	Універсальність методу оцінювання з точки зору команди проекту	Стратегія диференціації	Врахування всіх аспектів оцінювання проекту з точки зору інвестиційної привабливості та життєздатност іпроекту, доцільність реалізовувати інноваційний проект	- Реальна можливість втілити у життя ідею завдяки глибинному аналізу ключових аспектів та пошуку інвесторів
3	Необхідність враховувати	Стратегія диференціації	Врахування ключових	- Детальний облік ризиків

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Універсальний метод оцінювання ефективності та інвестиційної привабливості проекту, який буде корисний як для інвесторів, так і для команди проекту	Методика оцінювання дозволить уникнути передчасного закриття проекту та перевитрат люджету завдяки високоточній оцінці на ранніх етапах проекту	Оцінювання проекту як з точки зори витрат та ефективності їх використання командою стартапу, так і з урахуванням потенційних ризиків, прихованих стратегічних переваг на недоліків.

Табл. 17: Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	Безкоштовно	Безкоштовно	Більше 10000 грн/місяць	-

Табл. 18: Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Купують право на використання методики	Зберігання, сортування, встановлення контакту інформування	Одноріневий	Залучена

Табл. 19: Формування системи збуту

- Конкуренція практично відсутня, а конкурентноспроможність самого продукту достатньо висока. …

Враховуючи описані вище ключові моменти, можна зробити висновок, що подальша імплементація даного проекту є доцільною та обґрунтованою.

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комуніка-цій, якими користу-ються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціону-вання	Завдання реклам-ного повідомле-ння	Концепція реклам-ного звернення
1	Позитивне відно-шення до інно-вацій та швидкий розвиток технологій призводять до появи великої кількості нових методів, росту кількості даних і побудова прогно-стичних моделей стає більш актуаль-ною	Соціальні мережі (facebook, twitter), тематичні ресурси	Універ-сальний метод побудови прогно-стичних моделей	Впевнити клієнта у тому, що метод є унікаль-ним та універ-сальним	Повідом-лення у соціальних мережах, статті на веб-ресурсах, короткі демон-страційні ролики

6 Висновки

Тут багато незрозумілих слів, ще більше води, ніж у всіх інших частинах диплому

Результати показують, що стабільно показують чудові результати для завдань класифікації текстів, суттєво перевищуючи показники інших методів.

Описаний підхід до створення моделі дозволяє отримати високі показники та обмежитися мінімально необхідними ресурсами для запуску на вхідних даних теоретично необмежено розміру з мінімальними втратами точності. Створення такої моделі вимагає додаткового кроку побудови з уже існуючої моделі, але такі затрати є цілком виправданими. Простота реалізації даного підходу дає змогу покращити та уніфікувати процес побудови прогностичних моделей і їх наступне використання як звичайним науковцям з обробки даних, так і комплексним системам, що містять архітектуру різного рівня складності.

Література

Text mining. Классификация текста. Пример классификации документов с использованием программных алгоритмов statistica. URL http://statosphere.ru/blog/135-text-mining1.html.

Hinrich Schütze Christopher D. Manning, Prabhakar Raghavan. *An Introduction to Information Retrieval.* Cambridge University Press., 2009.

John Doe. *The Book without Title*. Dummy Publisher, 2100.

Robert W. Fairlie. *Kauffman Index of Entrepreneurial Activity*. Kansas City: Ewing Marion Kauffman Foundation, 2014.

Brad Feld. *Startup communities: Building an entrepreneurial ecosystem in your city*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2012.

Steven Finlay. *Predictive Analytics, Data Mining and Big Data. Myths, Misconceptions and Methods (1st ed.).* Basingstoke: Palgrave Macmillan., 2014.

Micheline Kamber Han Jiawei and Jian Pei. *Data mining: concepts and techniques.* Morgan Kaufmann., 2006.

Helland I.S. *Steps Towards a Unified Basis for Scientific Models and Methods*. World Scientific., 2010.

Stapleton J.H. *Models for Probability and Statistical Inference.* Wiley-Interscience., 2007.

Young-Hoon Kwak. *A brief history of Project Management*. Greenwood Publishing Group, 2005.

Arthur Samuel. *Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers.* IBM Journal of Research and Development, Volume 44, 1959.

F. Sebastiani. *Machine Learning in Automated Text Categorization*.

Dane Stangler. *The Economic Future just Happened*. Kansas City: Ewing Marion Kauffman Foundation., 2009.

Martin Stevens. *Project Management Pathways*. Association for Project Management. APM Publishing Limited, 2002.

Sholom M. Weiss and Nitin Indurkhya. *Predictive Data Mining*. Morgan Kaufmann., 1998.

Rand R. Wilcox. *Fundamentals of Modern Statistical Methods*. New York: Springer, 2010.

Шмидт С. Бирман Г. *Капиталовложения. Экономический анализ инвестиционных проектов.* М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2003.

Лапыгин Ю. Н. *Управление проектами: от планирования до оценки эффективности*. М.: Омега-Л, 2008.