

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра Інженерії програмного забезпечення

Пояснювальна записка

до магістерської роботи
на ступінь вищої освіти магістр

на тему: **«МАШИННЕ НАВЧАННЯ У ПРОЦЕСІ ГЕНЕРАЦІЇ ЗАМОВЛЕНЬ НА ПРАЦЕВЛАШТУВАННЯ ВИПУСКНИКІВ ЗВО»**

Виконала: студентка 7 курсу, групи ППЗМ-71
спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення
(шифр і назва спеціальності)

Божко А.О.

(прізвище та ініціали)

Керівник

Шевченко С.М.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(прізвище та ініціали)

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ

НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра Інженерії програмного забезпечення

Ступінь вищої освіти - «Магістр»

Спеціальність - 121 «Інженерія програмного забезпечення»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Інженерії програмного забезпечення

_____ О.В. Негоденко

“ _____ ” _____ 20 _____ року

ЗАВДАННЯ

НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Божко Анастасії Олександрівні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: «Машинне навчання у процесі генерації замовлень на
працевлаштування випускників ЗВО»

Керівник роботи к.пед.н., доцент Шевченко С.М.

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

затверджені наказом вищого навчального закладу від “12” березня 2021 року №65.

2. Строк подання студентом роботи 1.06.2021.

3. Вихідні дані до роботи:

3.1. Машинне навчання на підприємстві;

3.2. Модель генерації замовлень на працевлаштування;

3.3. Розробка алгоритму застосування машинного навчання у процесі генерації
замовлень;

3.4. Науково-технічна література.

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

4.1. Теоретичні аспекти ефективності застосування машинного навчання на
підприємстві;

4.2. Аналіз моделі генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів
вищої освіти;

4.3. Методика застосування машинного навчання у процесі генерації замовлень на
працевлаштування випускників закладів вищої освіти;

4.4. Висновки

5. Перелік графічного матеріалу.
 5.1. Основні характеристики роботи;
 5.2. Актуальність задачі;
 5.3. Висновки.

6. Дата видачі завдання 19.04.2021

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з / п	Назва етапів магістерської роботи	Строк викона ння етапів рабо ти	Приміт ка
1	Підбір науково-технічної літератури	19.04.21	Виконано
2	Дослідження положення побудови рекомендаційних систем	21.04.21	Виконано
3	Аналіз методів побудови рекомендаційних систем	28.04.21	Виконано
4	Розробка моделі рекомендаційної системи	02.05.21	Виконано
5	Висновки, оформлення роботи	17.05.21	Виконано
6	Розробка демонстраційних матеріалів	27.05.21	Виконано
7	Здача роботи	01.06.21	Виконано

Студентка _____ Божко А.О.
 (підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____ Шевченко С.М.
 підпис) (прізвище та ініціали)

РЕФЕРАТ

Текстова частина магістерської роботи 62 стр., 31 рис., 1 табл., 60 джерел

ГЕНЕРАЦІЯ ЗАМОВЛЕНЬ НА ПРАЦЕВЛАШТУВАННЯ
ВИПУСКНИКІВ ЗВО, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, СТРУКТУРНО-
ФУНКЦІОНАЛЬНИЙ МЕТОД АНАЛІЗУ, СИСТЕМНИЙ МЕТОД АНАЛІЗУ,
МЕТОД МАТЕМАТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ.

Об'єктом дослідження - є програмний додаток для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.

Мета роботи – є дослідження механізмів машинного навчання у процесі генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.

Предмет дослідження – є процес розробки програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.

Методи дослідження. У науковій роботі були використані системний, структурно-функціональний методи аналізу, метод математичного моделювання, принципи побудови програмних і апаратних комп'ютерних засобів.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ СКОРОЧЕНЬ	8
ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ НА ПІДПРИЄМСТВІ.....	12
1.1 Машинне навчання: сутність, поняття.... Error! Bookmark not defined.	
1.2 Штучні нейронні мережі	Error! Bookmark not defined.
1.3 Машинне навчання на підприємстві	Error! Bookmark not defined.
Висновки до розділу.....	28
РОЗДІЛ 2 АНАЛІЗ МОДЕЛІ ГЕНЕРАЦІЇ ЗАМОВЛЕНЬ НА ПРАЦЕВЛАШТУВАННЯ ВИПУСКНИКІВ ЗАКЛАДІВ ВИЩОЇ ОСВІТИ..	29
2.1 Огляд та аналіз об'єкту дослідження	29
2.2 Модель генерації замовлень на працевлаштування	30
2.3 Алгоритм реалізації застосування машинного навчання у процесі генерації замовлень	39
Висновки до розділу.....	41
РОЗДІЛ 3 МЕТОДИКА ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У ПРОЦЕСІ ГЕНЕРАЦІЇ ЗАМОВЛЕНЬ НА ПРАЦЕВЛАШТУВАННЯ ВИПУСКНИКІВ ЗАКЛАДІВ ВИЩОЇ ОСВІТИ.....	42
3.1 Методи машинного навчання.....	42
3.2 Застосування машинного навчання у процесі генерації замовлень на працевлаштування	65
3.3 Впровадження отриманих результатів	70
Висновки до розділу.....	74
ВИСНОВКИ	75
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	78
ДОДАТКИ	86

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АРМ	автоматизоване робоче місце
АС	автоматизована система
ГЗ	генерація замовлень
ЗУН	знань, умінь, навичок
КЗА	комплекс засобів автоматизації
МН	машинне навчання
ПВЯ	професійно-важливих якостей
ШІ	штучний інтелект
ОНЕ	One-Hot Encoding

ВСТУП

Актуальність теми. Ринок праці є сукупністю економічних відносин попиту і пропозиції робочої сили на ринку праці. Поточну кон'юнктуру вітчизняного ринку праці можна охарактеризувати наявністю диспропорцій у співвідношенні попиту і пропозиції праці, що мають застійний характер, ніж стримується рух співробітників між організаціями, секторами економіки. Стосовно до справжніх вітчизняних умов, політика держави щодо ринку праці не зобов'язана орієнтуватися лише на пошуку оптимальної глибини втручання в трудові відносини. Регулюючий вплив держави не повинен заважати здійсненню вимог економічної результативності, які передбачають мобільність робочої сили, вивільнення зайвих працівників. Досить висока ступінь зайнятості населення зобов'язана забезпечувати не збереженням зайвої чисельності працівників, а створенням нових робочих місць, скороченням потреби в робочих місцях та ін. В даний час очевидна необхідність у всебічному дослідженні та глибокому опрацюванні методологічних і теоретичних аспектів регулювання зайнятості з боку держави для того, щоб досягти саме повного застосування трудових ресурсів суспільства. Ринок праці регулюється не тільки службами зайнятості, а також і загальноосвітніми та професійними навчальними закладами, які безпосередньо впливають на кваліфікацію людей, які виходять на трудовий ринок; установи, які допомагають у працевлаштуванні особам, які мають обмежені можливості; центри профорієнтації для молодих людей і для тих громадян, кваліфікація яких не потрібна більше через технологічні зміни. Але серед такої більшості дійових осіб служби зайнятості володіють головною роллю, вони стежать за станом трудового ринку, здійснюючи регулювання дій інших. Наскільки вони успішно справляються з цією роллю, настільки добре працює, в цілому, і трудовий ринок. Державні служби зайнятості є спеціальними

організаціями, які існують за рахунок бюджету і здійснюють власні посередницькі функції безоплатно не тільки для роботодавців, але й для здобувачів. Вони працевлаштовують людей, що мають будь-який рівень і кваліфікацію, на будь-які підприємства, однак, найчастіше, в державні структури. Одна вимога, яку висувають людині, що постає на облік в службу зайнятості – людина повинна бути безробітною.

Актуальність теми обумовлена тим, що державна політика зайнятості населення – це весь комплекс заходів впливів на соціально-економічний розвиток суспільства, а також кожного члена цього суспільства. Активна державна політика зайнятості здійснюватися може шляхом створення і реалізації регіональних та державних програм зайнятості громадян, що створюються в залежності від ситуації, що склалася на ринку праці, а також скоригованого прогнозу його розвитку. Важлива форма реалізації державної політики в сфері зайнятості на будь-якому рівні управління – це державні, територіальні, а також місцеві (міські, районні) програми. Важливим є аналіз широкого кола проблем, які пов'язані з діяльністю системи державного регулювання зайнятості і її трансформацією при економічному зростанні і збільшенні конкурентоспроможності вітчизняної економіки.

Актуальність даного аналізу особливо зростає на сьогоднішній день внаслідок нового організаційно-управлінського підходу до державного регулювання зайнятості – передача значної частини повноважень в даній області від державного центру до рівня суб'єктів України.

Мета та завдання дослідження. Метою даної дипломної роботи виступає дослідження механізмів машинного навчання у процесі генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти. За для досягнення поставленої мети у роботі необхідно виконати низку завдань:

- здійснити дослідження об’єкта та виконати обґрунтування необхідності створення програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти;
- провести критичний науково-теоретичний аналіз існуючих методів розв’язання задачі;
- обрати математичну модель розв’язання задачі;
- описати і обґрунтувати вибраний алгоритм щодо розв’язання задачі;
- провести опис блок схеми вибраного алгоритму;
- привести інформаційну модель та її опис;
- розробити проектні рішення по системі генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти та її частинам;
- виконати проектування програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти;
- здійснити опис розробленого програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти;
- провести тестування розробленого програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.

Об’єкт та предмет дослідження. Об’єктом роботи виступає програмний додаток для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.

Предметом є процес розробки програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.

Методи дослідження. Методологічну і теоретичну основу дослідження склали категорії і принципи науки і техніки, праці вітчизняних і зарубіжних науковців, програмістів. У своєму дослідженні автор застосовує системний, структурно-функціональний методи аналізу, метод математичного моделювання, принципи побудови програмних і апаратних комп’ютерних засобів.

Практичне значення одержаних результатів. Використання розробленої моделі дасть можливість підвищити роботу установ з працевлаштування, а тим самим знизить кількість часу витраченого на генерацію замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.

Особистий внесок. Автором розроблено програмний додаток для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти, щодо завдання у межах дипломної роботи. В якості інструментального середовища проектування використовується Rational Software Architect. Для опису моделі використовується мова UML. При розробці даного програмного продукту використовувалися наступні програмні засоби: C#; SQL; Блокнот.

Результати роботи. Матеріали дипломного проекту можуть сприяти зменшенню трудомісткості роботи менеджерів біржі праці, автоматизації їх роботи при генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.

Побудова єдиного інформаційного середовища є головним завданням, яке в рамках розвитку процесів інформатизації вирішує кожний освітній заклад.

Структура роботи. Структуру роботи складають: вступ, три розділи, висновки, список використаних джерел, додатки. Загальний обсяг роботи становить 90 сторінок.

1. ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ НА ПІДПРИЄМСТВІ

1.1 Машинне навчання: сутність, поняття

Штучний інтелект має довгу історію, що починається з теоретичних робіт Алана Тюрінга з кібернетики, датованих початком ХХ століття. Хоча концептуальні передумови з'явилися ще раніше, з філософських робіт Рене Декарта «Міркування про метод» (1637) і роботи Томаса Гоббса «Людська природа» (1640). Фактично в даний час на базі методів штучного інтелекту створюються і розвиваються різні програмні системи, головною особливістю яких є здатність вирішувати інтелектуальні завдання так, як це робила б людина, котра розмірковує над їх вирішенням. До найбільш популярних напрямків застосування штучного інтелекту відноситься прогнозування різних ситуацій, оцінка будь-якої цифрової інформації, включаючи неструктуровані дані, зі спробою дати по ній висновок, а також аналіз інформації з пошуком прихованих закономірностей (data mining).

Машинне навчання (machine learning) – це процес машинного аналізу підготовлених статистичних даних для пошуку закономірностей і створення на їх основі потрібних алгоритмів (налаштування параметрів нейронної мережі), які потім будуть використовуватися для прогнозів.

Розрізняють 3 основних підходи до машинного навчання [1]:

- навчання з учителем;
- навчання з підкріпленням;
- навчання без вчителя (самонавчання).

Основними проблемами перед масовим застосуванням графів закономірностей і пошуку аналогій при аналізі графічних даних методами машинного навчання є наступні 2 аспекти:

1. Наявність великої кількості графічних даних для навчання, їх різноплановість та приналежність.

2. Виявлення об'єктів на зображенні.

Без вивірених і якісних графічних даних система аналізу не працюватиме, саме вони є першою серйозною складністю для впровадження.

А. С. Довбиш, В. І. Зимовець, М. В. Бібик [2] дослідили метод інформаційно-екстремального машинного навчання системи функціонального діагностування технічного стану складної машини з оптимізацією ієрархічної структури вхідних даних. Автори показали, що на функціональну ефективність машинного навчання системи функціонального діагностування суттєво впливає розміщення в ієрархічній структурі класів розпізнавання, які характеризують технічний стан машини та її вузлів. При цьому для кожної страти ієрархічної структури накладаються обмеження на кількість класів розпізнавання, що дозволяє зменшити ступінь їх перетину в просторі діагностичних ознак.

Актуальні проблеми Data Mining розкриті у роботі [3]. У посібнику розглянуто актуальні проблеми Data Mining. Виклад зосереджено на задачах класифікації, кластеризації та побудови асоціативних правил.

А.Г. Кривохата, О.В. Кудін, М.В. Давидовський, А.О. Лісняк [4] описали принципи застосування ансамблевого навчання в задачах класифікації акустичних даних.

Д.В. Ланде, І.Ю. Субач, Ю.Є. Бояринова [5] розглядають базові питання теорії і практики інтелектуального аналізу даних: алгоритми, моделі, задачі класифікації, кластерного аналізу, пошуку, глибинного аналізу даних (Data Mining), теорії складних мереж (Complex Networks), а також приводяться відомості, необхідні для математичного і комп'ютерного моделювання та аналізу складних систем і мереж в сфері кібербезпеки.

Також варто відмітити роботи так вчених як: М. М. Шаркаді, М. В. Роботишин, М. М. Маляр [6], М.С. Лавренюк та О.М. Новіков [7], А. Ю. Тітова,

Д.Є. Іванов, Л.В. Зубик [8], А.У. Gladun, Y. V. Rogushena [9], P. Ghamisi, J. Plaza, Y. Chen, J. Li, A. J. Plaza [10], James D. Miller [11], T. Chen, C. Guestrin [12] та інших.

1.2 Штучні нейронні мережі

Вивчення і використання штучних нейронних мереж, в принципі, почалося вже досить давно - на початку 20 століття, але по справжньому широку популярність вони отримали дещо пізніше. Пов'язано це, в першу чергу, з тим, що стали з'являтися просунуті (для того часу) обчислювальні пристрої, потужності яких були досить великі для роботи зі штучними нейронними мережами. По суті, на даний момент можна легко змоделювати нейронну мережу середньої складності на будь-якому персональному комп'ютері.

Нейронна мережа представляє з себе сукупність нейронів, з'єднаних один з одним певним чином.

Класифікація нейронних мереж за характером навчання ділить їх на:

- нейронні мережі, що використовують навчання з учителем;
- нейронні мережі, що використовують навчання без учителя.

Навчання з учителем передбачає, що для кожного вхідного вектора існує цільовий вектор, що представляє собою необхідний вихід. Разом вони називаються навчальною парою. Зазвичай мережа навчається на деякому числі таких навчальних пар. Пред'являється вихідний вектор, обчислюється вихід мережі і порівнюється з відповідним цільовим вектором. Далі ваги змінюються відповідно до алгоритму, який прагне мінімізувати помилку. Вектори навчальної множини пред'являються послідовно, помилки і ваги підлаштовуються для кожного вектора до тих пір, поки помилка по всьому навчальному масиву не досягне прийняттого рівня.

Навчання без вчителя є набагато більш правдоподібною моделлю навчання з точки зору біологічних коренів штучних нейронних мереж. Розвинена Кохоненом і багатьма іншими, вона не потребує цільового вектору для виходів і, отже, не вимагає порівняння з визначеними ідеальними відповідями. Навчальна множина складається лише з вхідних векторів. Навчальний алгоритм підлаштовує ваги мережі так, щоб виходили

узгоджені вихідні вектори, тобто щоб пред'явлення досить близьких вхідних векторів давало однакові виходи. Процес навчання, отже, виділяє статистичні властивості навчальної множини і групує подібні вектори у класи.

Класифікація нейронних мереж по типу налаштування ваг ділить їх на:

- мережі з фіксованими зв'язками – вагові коефіцієнти нейронної мережі вибираються відразу, виходячи з умов задачі;
- мережі з динамічними зв'язками – для них в процесі навчання відбувається налаштування синаптичних ваг.

Класифікація нейронних мереж по типу вхідної інформації ділить їх на:

- аналогові – вхідна інформація представлена у формі дійсних чисел;
- виконавчі – вся вхідна інформація в таких мережах представляється у вигляді нулів і одиниць.

У повнозв'язних нейронних мережах кожен нейрон передає свій вихідний сигнал іншим нейронам, в тому числі і самому собі. Усі вхідні сигнали подаються всім нейронам. Вихідними сигналами мережі можуть бути всі або деякі вихідні сигнали нейронів після кількох тактів функціонування мережі.

У багатошарових (шаруватих) нейронних мережах нейрони об'єднуються в шари. Шар містить сукупність нейронів з єдиними вхідними сигналами.

Число нейронів в шарі може бути будь-яким і не залежить від кількості нейронів в інших шарах. У загальному випадку мережа складається з шарів, пронумерованих зліва направо. Зовнішні вхідні сигнали подаються на входи нейронів вхідного шару (його часто нумерують як нульовий), а виходами мережі

є вихідні сигнали останнього шару. Крім вхідного і вихідного шарів в багатшаровій нейронній мережі є один або кілька прихованих шарів. Зв'язки від виходів нейронів деякого шару q до входів нейронів наступного шару $(q + 1)$ називаються послідовними.

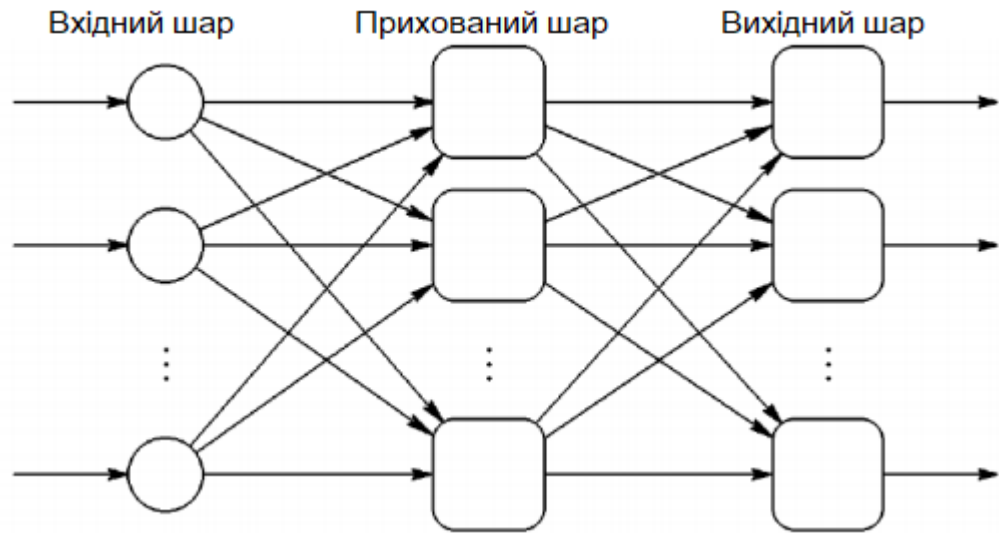


Рисунок – 1.1 Схема структури нейронної мережі

Монотонні. Це окремий випадок шаруватих мереж з додатковими умовами на зв'язок і нейрони. Кожен шар, крім останнього (вихідного), розбитий на два блоки: збудливий і гальмуючий. Зв'язки між блоками теж поділяються на ті, які гальмують і збуджуючі. Якщо від нейронів блоку до нейронного блоку ведуть тільки збуджуючі зв'язки, то це означає, що будь-який вихідний сигнал блоку є монотонною функцією будь-якого вихідного сигналу блоку. Якщо ж ці зв'язки тільки гальмують, то будь-який вихідний сигнал блоку є незростаючою функцією будь-якого вихідного сигналу блоку. Для нейронів монотонних мереж необхідна монотонна залежність вихідного сигналу нейрона від параметрів вхідних сигналів.

Мережі без зворотних зв'язків. У таких мережах нейрони вхідного шару отримують вхідні сигнали, перетворюють їх і передають нейронам першого

прихованого шару, і так далі аж до вихідного, який видає сигнали для інтерпретатора і користувача. Якщо не визначено інше, то кожен вихідний сигнал q -го шару подається на вхід всіх нейронів $(q + 1)$ -го шару; проте можливий варіант сполучення q -го шару з довільним m -м шаром.

Серед багатошарових мереж без зворотних зв'язків розрізняють повнозв'язні (вихід кожного нейрона q -го шару пов'язаний з входом кожного нейрона $(q + 1)$ -го шару) і частково повнозв'язні.

У мережах із зворотними зв'язками інформація з наступних шарів передається на попередні. Розрізняють такі типи нейронних мереж з зворотними зв'язками:

- шарувато-циклічні, що відрізняються тим, що шари замкнуті в кільце: останній шар передає свої вихідні сигнали першого; всі верстви рівноправні і можуть як отримувати вхідні сигнали, так і видавати вихідні;
- шарувато-повнозв'язні складаються з шарів, кожен з яких є повнозв'язною мережею, а сигнали передаються як від шару до шару, так і всередині шару; в кожному шарі цикл роботи розпадається на три частини: прийом сигналів з попереднього шару, обмін сигналами всередині шару, формування вихідного сигналу і передача до наступного шару;
- повнозв'язно-шаруваті, за своєю структурою аналогічні шарувато-зв'язковим, але функціонує по-іншому: в них не поділяються фази обміну всередині шару і передачі наступному, на кожному такті нейрони всіх верств приймають сигнали від нейронів як свого шару, так і наступних.

На рис. 1.2 зображені мережа Елмана і мережа Жордана.

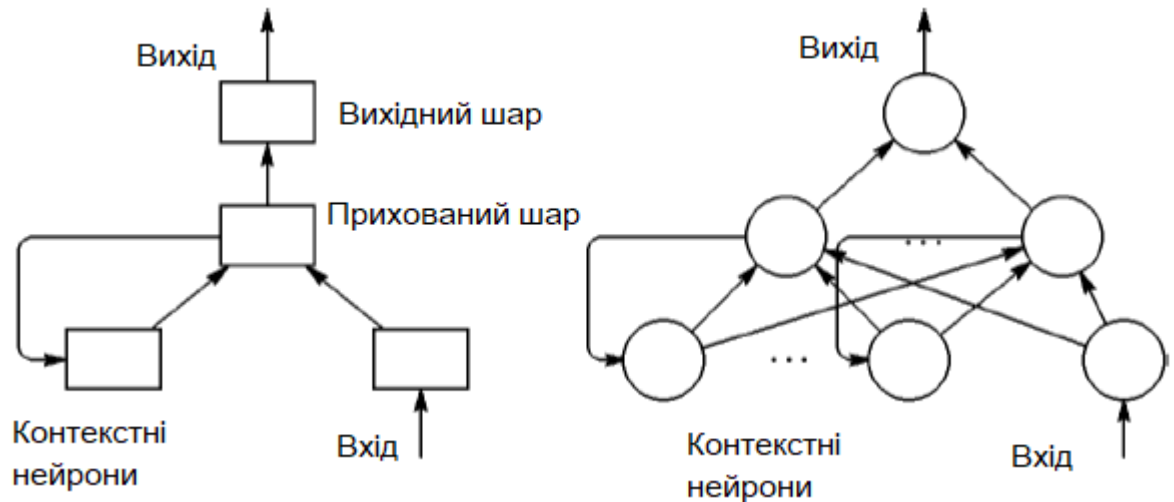


Рисунок – 1.2 Мережа Елмана і мережа Жордана

Нейронні мережі можна розділити за типами структур нейронів на гомогенні (однорідні) і гетерогенні. Гомогенні мережі складаються з нейронів одного типу з єдиною функцією активації, а в гетерогенну мережу входять нейрони з різними функціями активації.

Ще одна класифікація ділить нейронні мережі на синхронні і асинхронні. У першому випадку в кожен момент часу лише один нейрон змінює свій стан, у другому – стан змінюється відразу у цілої групи нейронів, як правило, у всього шару. Алгоритмічно хід часу в нейронних мережах задається ітераційним виконанням однотипних дій над нейронами.

У нейрона є кілька вхідних каналів і тільки один вихідний канал. По вхідних каналах на нейрон надходять дані завдання, а на виході формується результат роботи. Нейрон обчислює зважену суму вхідних сигналів, а потім перетворює отриману суму за допомогою заданої нелінійної функції. Безліч, що складається з порогового рівня і всіх ваг, називають параметрами нейрона.

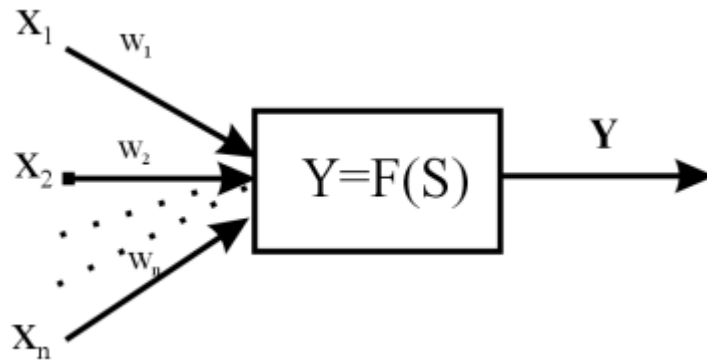


Рисунок – 1.3 Схема нейрону

Тут введено такі позначення: X_1, X_2, \dots, X_n - вхідний сигнал (Патерн), w_1, w_2, \dots, w_n - вагові коефіцієнти, b - поріг нейрона

Спочатку нейрон обчислює зважену суму

$$S = \sum_i w_i X_i - b \quad (1.1)$$

далі застосовуючи функцію активації $F(S)$ обчислює вихідний сигнал Y .

Функція активації нейрона - це функція, яка обчислює вихідний сигнал нейрона. На вхід цієї функції подається сума всіх сигналів і ваг цих сигналів.

Розглянемо найбільш часто використовувані функції активації.

а) Порогова функція. Це проста кусочно-лінійна функція. Якщо вхідний значення менше порогового, то значення функції активації дорівнює мінімально допустимому, інакше - максимально допустимому.

б) Лінійний поріг. Це нескладна кусочно-лінійна функція. Має дві лінійні ділянки, де функція активації тотожно дорівнює мінімально допустимому і максимально допустимому значенню і є ділянка, на якому функція строго монотонно зростає.

в) сигмоїдальна функція або сигмоїда (sigmoid). Це монотонно зростаюча диференційована S-образна нелінійна функція. Сигмоїда дозволяє підсилювати слабкі сигнали.

г) гіперболічний тангенс (hyperbolic tangent, tanh). Ця функція приймає на вході довільне дійсне число, а на виході дає дійсне число в інтервалі від -1 до 1. Подібно сигмоїді гіперболічний тангенс може насичуватися. Однак, на відміну від сигмоїд, вихід даної функції центровано щодо нуля.

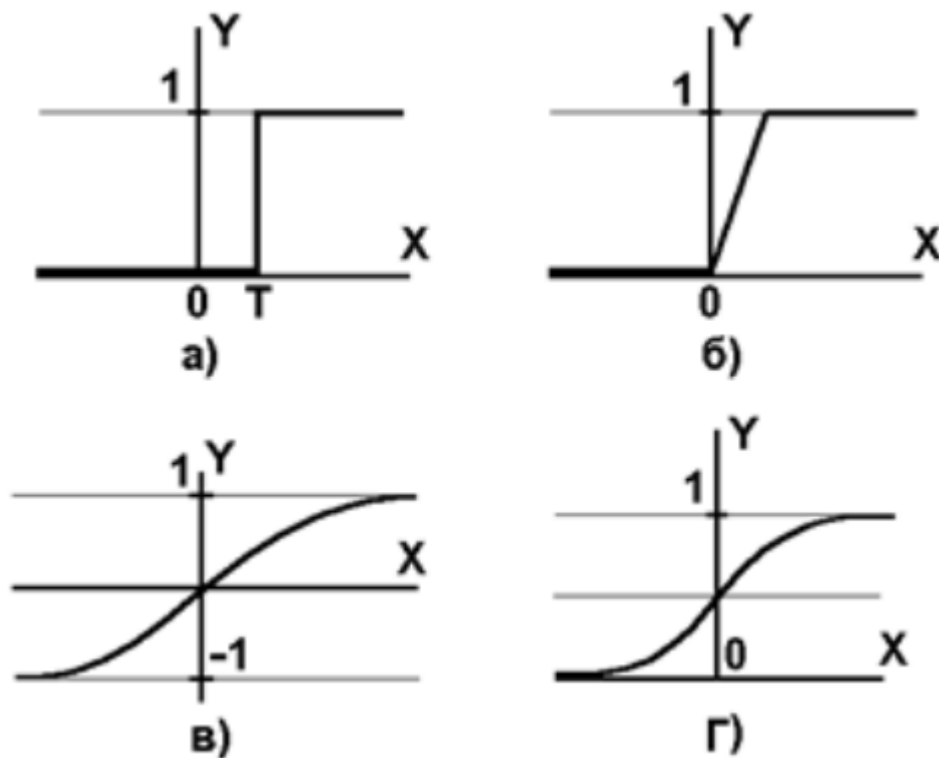


Рисунок – 1.4 Графіки формування функції активації

Недоліки формального нейрона:

- передбачається, що нейрон миттєво обчислює свій вихід, тому за допомогою таких нейронів можна моделювати безпосередньо системи з внутрішнім станом;
- формальні нейрони, на відміну від біологічних, не можуть

- обробляти інформацію синхронно;
- немає чітких алгоритмів вибору функції активації;
- неможливо регулювати роботу всієї мережі;
- зайва формалізація понять «поріг» і «вагові коефіцієнти».

У реальних нейронів поріг змінюється динамічно, залежно від активності нейрона і загального стану мережі, а вагові коефіцієнти змінюються в залежності від сигналів, що проходять.

В одношарових нейронних мережах один нейрон може виконувати найпростіші обчислення, але основні функції нейромережі забезпечуються не окремими нейронами, а сполуками між ними. Одношаровий перцептрон є найпростішою мережею, яка складається з групи нейронів, що утворюють шар.

Вхідні дані кодуються вектором значень, кожен елемент подається на відповідний вхід кожного нейрона в шарі. У свою чергу, нейрони обчислюють вихід незалежно один від одного. Розмірність виходу (тобто кількість елементів) дорівнює кількості нейронів, а кількість синапсів у всіх нейронів має бути однаковою і збігатися з розмірністю вхідного сигналу.

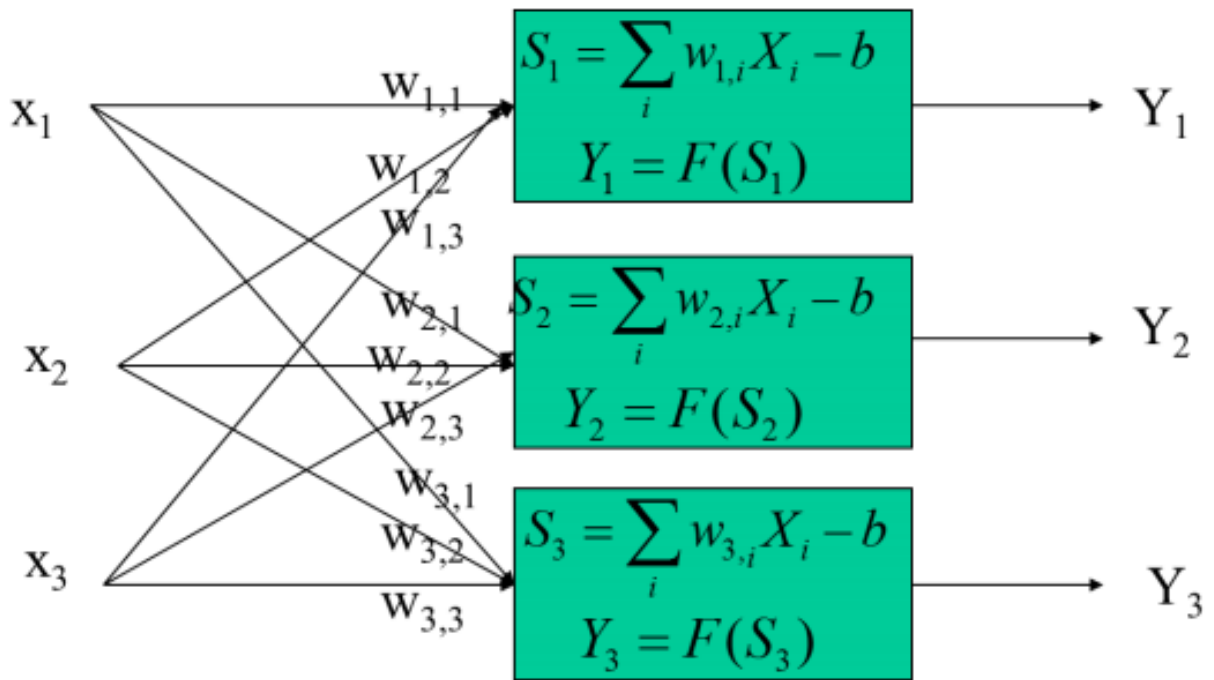


Рисунок – 1.5 Одношарова нейронна мережа

Тут X_1 , X_2 , X_3 - називається вхідний патерн, Y_1 , Y_2 , Y_3 - вихідний патерн, а w_i, j - це j -ий ваговий коефіцієнт i -го нейрона

1.3 Машинне навчання на підприємстві

Впровадження цифрових технологій в промисловості пов'язане з рядом особливостей, яких немає наприклад в машинобудуванні, і використання досвіду дослідників в області застосування різних алгоритмів і методів може бути корисно як при прийнятті рішень у виробничій діяльності, так і при створенні навчальних матеріалів для студентів вузів.

Розумне виробництво використовує передову аналітику даних для доповнення фізичних законів для підвищення ефективності роботи системи і прийняття рішень. При широкому поширенні датчиків і Інтернету речей (IoT) зростає потреба в обробці великих виробничих даних, що характеризуються

високим об'ємом, високою швидкістю і високою різноманітністю. Глибоке навчання надає розширені аналітичні інструменти для обробки і аналізу великих виробничих даних.

Різні країни розробили стратегічні плани для перетворення виробництва, щоб використовувати переваги нової інфраструктури, представленої Інтернетом речей і наукою про обробку даних. Наприклад, в 2010 р Німеччина представила промислову систему «Індустрія 4.0», яка тепер розвивається усіма країнами-членами Європейського союзу спільно. Аналогічним чином в 2011 р. коаліція лідерів Smart Manufacturing (SMLC) в США створила системну основу для впровадження інтелектуального виробництва.

Оскільки виробничі машини все більше оснащені датчиками і засобами зв'язку, існує значний потенціал для подальшого підвищення обізнаності про стан виробничих машин і процесів, скорочення часу простою в експлуатації, підвищення рівня автоматизації та якості продукції, а також більш своєчасного реагування на динамічно мінливі вимоги клієнтів [1-6]. Загальна концепція розумного підприємства показана на рис. 1.6.

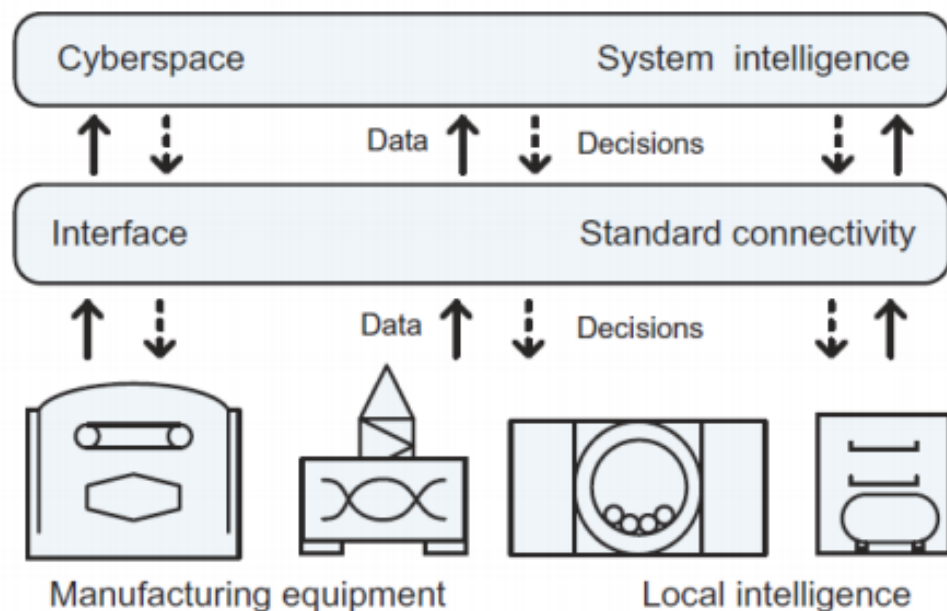


Рисунок – 1.6 Концепція розумного підприємства

Інтелектуальне виробництво – це нова виробнича парадигма, в якій виробничі машини підключені через бездротові мережі, контролюються датчиками і управляються обчислювальним інтелектом, і завдяки цьому підвищуються якість продукції, продуктивність і стійкість при одночасному зниженні витрат. Впровадження на виробництві Інтернету речей, хмарних обчислень, кіберфізичної системи (CPS) сприяє розвитку сучасного виробництва [7-10].

Інтелектуальна обробка даних привела до великих досліджень в області прогнозування даних і прийняття рішень.

Методи інтелектуального аналізу даних підрозділяються на кілька категорій: класифікацію, прогнозування, кластеризацію та еволюційний аналіз. Области застосування методів машинного навчання розглянуті для багатьох виробництв, їх сильні і слабкі сторони також знайдені і розглянуті [11, 12]. Роль управління даними в інтелектуальному виробництві представлена на рисунку 1.7.

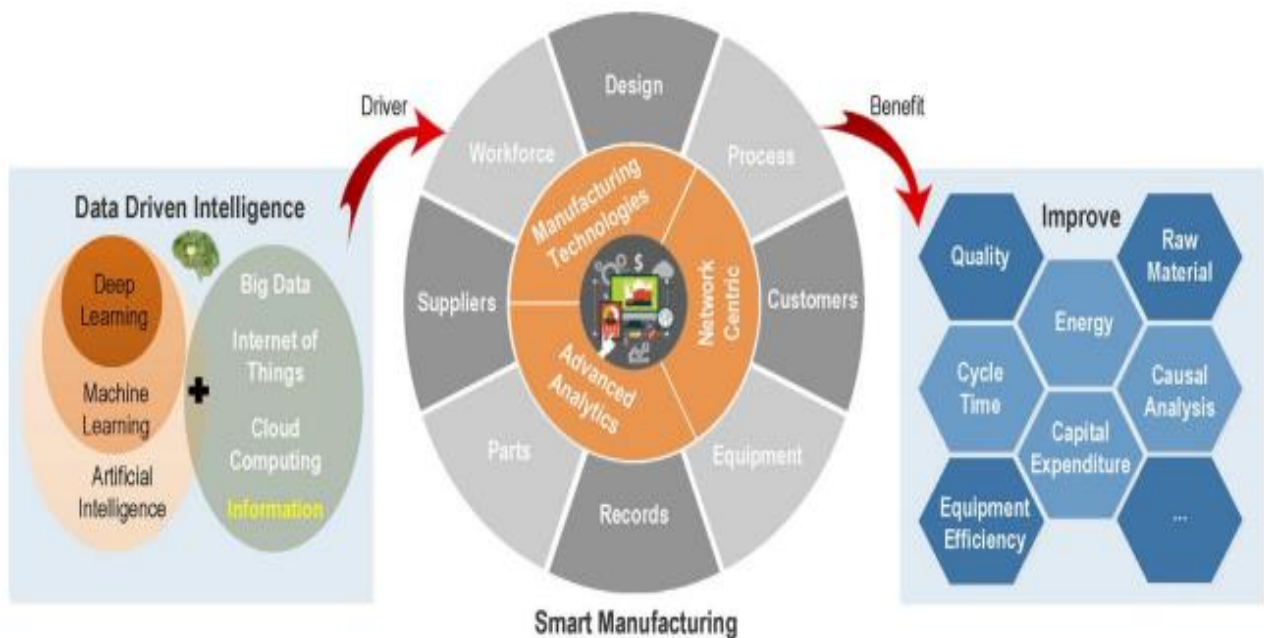


Рисунок – 1.7 Управління даними в розумному виробництві

Як прорив в області штучного інтелекту, технологія глибокого навчання демонструє видатну продуктивність в різних додатках: розпізнавання мови, відновлення зображення, обробка природної мови (наприклад, перекладення, розуміння, тестових запитань і відповідей). Глибоке навчання забезпечує розширений інструмент аналітики для інтелектуального виробництва в епоху великих даних. Воно пропонує хороший потенціал для стимулювання виробничих програм, керованих даними [13, 14]. На рис. 1.8 показані типові сценарії застосування машинного навчання в інтелектуальному виробництві.

У 2008 р Х. Се розглянув застосування методів машинного навчання для інспекції поверхневої і обробки зображень для виявлення дефектів, щоб підвищити якість продукції на виробництві [15]. Машинне навчання досягло значних успіхів і дає надійні результати при оцінці поверхонь у багатьох випадках [16]. Виробничі системи також зазвичай схильні до збоїв, викликаних зносом або ненормальними умовами експлуатації, що призводить до надмірного навантаження, деформації, руйнування, перегріву, корозії і зносу. Відмова може спричинити за собою більш високі експлуатаційні витрати, більш низьку продуктивність, невиправдані втрати деталей і навіть непередбачені простой.

Для того, щоб реалізувати розумне виробництво, вкрай важливо для умов «Розумного» фабричного обладнання ідентифікувати дефекти, що зароджуються, виявити основну причину відмов, а потім включити інформацію в виробництво і контроль [17].

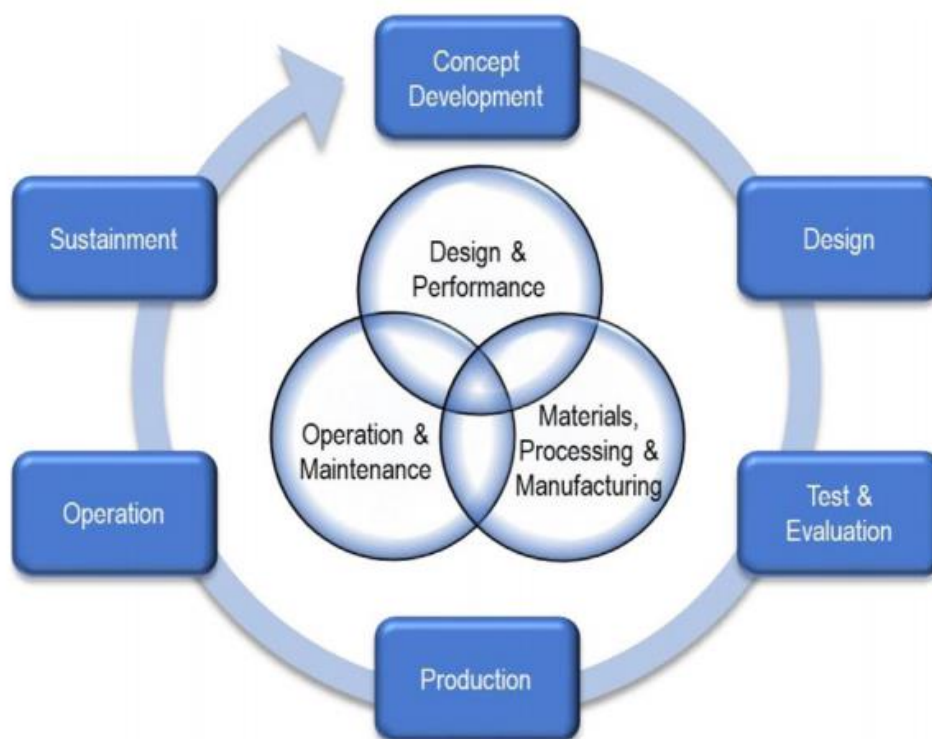


Рисунок – 1.8 Застосування методів машинного навчання в розумному виробництві

Було проведено безліч досліджень з оцінки зносу обладнання, все більше і більше методів глибокого навчання досліджуються для діагностики та класифікації відмов обладнання.

Штучна нейронна мережа поєднує функції навчання і діагностики дефектів для однієї моделі і пізніше застосовується на інших схожих деталях, наприклад, така модель будувалася для підшипників, редукторів, вітрогенераторів, роторів [18-25]. Моделі, побудовані з використанням методів машинного навчання, були використані при діагностиці несправностей двигунів літаків, хімічних процесів і апаратів, поршневих компресорів, підшипників кочення [26-28].

З метою підвищення продуктивності при одночасному зниженні витрат на технічне обслуговування вкрай важливо розробити і впровадити таку стратегію, яка дозволяє виробникам визначати стан систем, що знаходяться в експлуатації, для прогнозування того, коли слід проводити технічне обслуговування.

Нещодавно була досліджена загальна рекурентна нейронна мережа для прогнозування поширення дефектів і оцінки строку корисного використання механічних систем або компонентів. Мережа LSTM дозволяє вивчати характеристики змінювані в часі і призначена для прогнозів, що вимагають високої точності [29, 30].

Розумне виробництво – це не ступінь автоматизації виробничого цеху; мова йде про автономію, розвиток, моделювання та оптимізацію виробничого підприємства. Моделювання та оптимізація залежатимуть від доступності даних і інструментів. Рівень «розумності» виробництва буде визначатися ступенем, в якому фізичну підприємство знайшло своє відображення в кіберпросторі.

Глибоке навчання надає великі можливості для розумного виробництва в епоху Big Data. Шляхом обробки великого обсягу даних глибоке навчання дає особам, які приймають рішення, нове бачення їх операцій, а також необхідні показники в режимі реального часу. Але все ж не дивлячись на багатообіцяючі результати, про які повідомлялося до сих пір, все ще існують деякі обмеження і серйозні проблеми для реалізації, такі як погана технічна оснащеність підприємств і мала кількість даних для навчання. У міру розвитку обчислювальних ресурсів навчання може бути реалізовано з використанням хмарних технологій [31, 32].

Висновки до розділу

У межах першого розділу розкрито поняття «машинне навчання» та «штучні нейронні мережі». Висвітлено генезис походження понять та розкрито сутність становлення машинного навчання як науки. Здійснено постановку проблематики дослідження.

2. АНАЛІЗ МОДЕЛІ ГЕНЕРАЦІЇ ЗАМОВЛЕНЬ НА ПРАЦЕВЛАШТУВАННЯ ВИПУСКНИКІВ ЗАКЛАДІВ ВИЩОЇ ОСВІТИ

2.1 Огляд та аналіз об'єкту дослідження

Істотні інвестиції в систему освіти як з боку держави, так і з боку домогосподарств піднімають питання про їх ефективність, яку можна оцінити на підставі положення випускників вузів і установ професійної освіти на ринку праці. Характеристики працевлаштування випускників, такі як рівень зайнятості, заробітна плата, частка випускників, працевлаштованих за фахом, і інші, дозволяють оцінити, наскільки затребувані на ринку праці навички і компетенції, що формуються в системі вищої та професійної освіти, який стан молоді на ринку праці. Україна вкрай неоднорідна з точки зору регіонального розвитку, з істотними відмінностями на регіональних ринках праці, що обумовлює актуальність розгляду проблем працевлаштування, в тому числі в регіональному розрізі. Для оцінки стану випускників на ринку праці та їх працевлаштування розглядаються такі характеристики, як тривалість пошуку роботи, динаміка заробітної плати за професіями / спеціальностями, відповідність фактичної роботи отриманою спеціальністю, характеристики зайнятості в контексті напрямків підготовки і аналіз основних трендів попиту на працю і пропозиції праці по групах професій і галузей економіки. У всіх розділах також робиться окремий акцент на регіональні відмінності.

Професійна діяльність більше третини випускників системи вищої освіти та більш 2/5 випускників, які навчалися за програмами підготовки фахівців середньої ланки, не вимагала рівня кваліфікації, відбитого в отриманих ними дипломах. Серед випускників, що працевлаштувалися, які навчалися за програмами підготовки кваліфікованих робітників і службовців, 63% стали кваліфікованими робітниками, службовцями-клерками, працівниками торгівлі та

сфери обслуговування, тобто працювали відповідно з рівнем отриманої кваліфікації.

Рівень зайнятості у випускників вузів істотно перевищує середні показники по країні, у випускників системи середньої професійної освіти за програмами підготовки фахівців середньої ланки і за програмами підготовки кваліфікованих робітників і службовців він також вище середнього показника. Рівень безробіття найменший у випускників вузів.

2.2 Модель генерації замовлень на працевлаштування

Зазвичай автоматизація означає оптимізацію процесу. У нашому випадку мета була сформульована як підвищення ефективності пошуку кандидатів. Ефективність в даному випадку виражається через пошук найоптимальніших вакансії кандидатів з мінімальними витратами ресурсів.

Таким чином, система пошуку кандидатів повинна зіставляти кандидатів і відкриті позиції (вакансії). Очевидно, що і те і інше можна представити у вигляді набору навичок. Якщо ми обидві ці сутності (вакансії і кандидатів) представляємо через навички, ми можемо порівняти, наскільки наш кандидат відповідає відкритій позиції з точки зору набору навичок. Саме такий підхід застосовує і рекрутер на найпершому етапі пошуку: у нього є позиція, описана у вигляді набору навичок, і він намагається знайти такий же набір в кандидатах, використовуючи внутрішні бази даних або зовнішні сервіси. Це та частина процесу відбору кандидатів, яку потенційно можна автоматизувати без істотного погіршення якості найму.

З точки зору формулювання завдання все просто, але виникає багато питань: яким чином висловити відповідність навичок для кандидата, як оцінити, наскільки сильно набір навичок відповідає конкретній людині, де взяти цих кандидатів.

Основне завдання тут – знайти ефективний спосіб відображення відповідності кандидатів і навичок. Іншими словами, ми повинні зробити репрезентацію кандидатів через набір навичок. Відповідно, на виході ми очікуємо певний вектор, який описує становище кандидата в просторі навичок.

Завдання знаходження відповідності між двома або більше видами сутностей нова. Розроблено, випробувано і успішно впроваджено в різних системах вже не мала кількість підходів для цього завдання. В цілому всі ці підходи роблять приблизно одне й те саме: вони намагаються створити якийсь багатовимірний простір, в якому можна розмістити всіх кандидатів, вакансії і інші суті, і де ніж більш схожі суті – тим менше дистанції між ними всередині цього простору. Таким чином, відбувається репрезентація (проекція) з одного простору в інше.

Метод # 1. Кодування в змінні - One-Hot Encoding (OHE)

Найпростішим способом було б уявити кандидатів і їх навички у вигляді деякої матриці, де значення 1 - володіє навиком, 0 - не має навичок.

	skill1	skill2	...	skillN-1	skillN
User 1	1	0	...	1	0
User 2	1	0	...	1	0
...	0	1	...	0	1
User N	0	0	...	1	0

Рисунок – 2.1 Матриця навичок

Даний підхід простий, але має низку недоліків. Мабуть, основна проблема такого підходу в тому, що навички в отриманому з його допомогою просторі будуть ортогональні один одному, і ми не зможемо порівняти їх схожість між

собою. Нам, швидше за все, не так важливо розрізнити такі навички, як наприклад Java7 і Java8, при цьому добре б відрізнити їх від інших навичок, абсолютно не пов'язаних з позицією Java-девелопера. При такому підході Java7 від Java8 буде відрізнитися також, як Java7 від Python.

Крім цього, недоліком даного підходу є те, що ми не можемо відрізнити специфічні навички від популярних, які поширені по всій нашій вибірці. Це буде вносити певний шум в наш пошук і заважати розрізнити кандидатів і виділяти схожих.

Простий спосіб трохи скорегувати вплив популярних навичок на пошук – використовувати не бінарні оцінки, а зважені, засновані на частоті у вибірці в цілому і в окремих документах. Для цього використовують метод TF-IDF. Але в цьому випадку ми як і раніше не зможемо оцінити, наскільки схожі навички між собою.

Метод # 2. Матрична факторизація

Подання кандидатів в просторі, де кожен навик – це координата простору, є надмірною, так як частина навичок майже не відрізняються один від одного. Відповідно, можна прибрати схожі навички в деякі чинники / компоненти / латентні ознаки. Одним з підходів, що дозволяють знаходити такі компоненти, є група методів матричної факторизації.

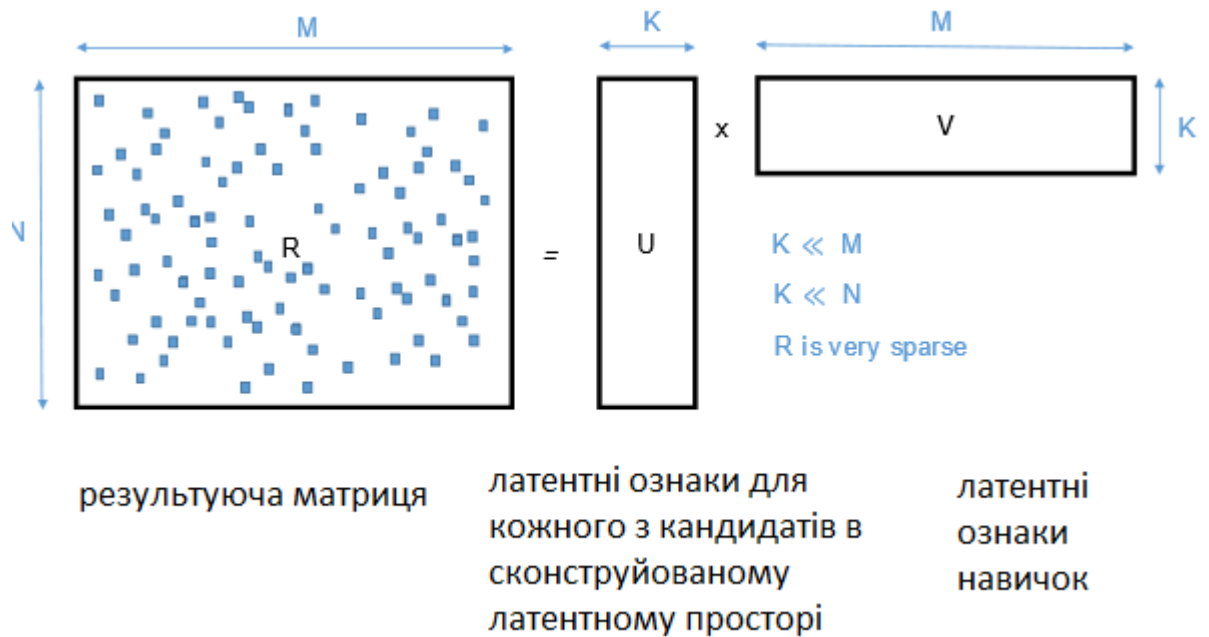


Рисунок – 2.2 Матрична факторизація

У загальному випадку нашу матрицю User-Skills ми представляємо у вигляді двох матриць, твір яких буде наближати вихідну матрицю. Одна представляє латентні ознаки для кожного з кандидатів в сконструйованому латентному просторі. Інша - латентні ознаки навичок (skills 'embedding'). Для простоти можна цей простір сприймати, як простір інтересів кандидатів - кожного кандидата можна описати за допомогою його відповідності тим чи іншим інтересам, так само і кожен навик можна описати через величину того, наскільки він задовольняє той чи інший інтерес кандидата.

Плюс цього підходу в тому, що він більш стійкий до популярних навичок, знижує розмірність і дозволяє оцінювати відповідність між навичками. Тобто репрезентації в просторі зменшеної розмірності зберігають деякі залежності між сутностями, які спостерігалися у вихідному просторі. Мінус - зазвичай потрібно досить багато даних, щоб зробити хорошу репрезентацію. Крім того, ми не можемо відстежити складні залежності між навичками і кандидатами.

Щоб вивчити більш складні репрезентації кандидатів і навичок, потрібні більш потужні методи, і група таких методів може бути заснована на глибокому навчанні.

Метод # 3. Колаборативна фільтрація з глибоким навчанням

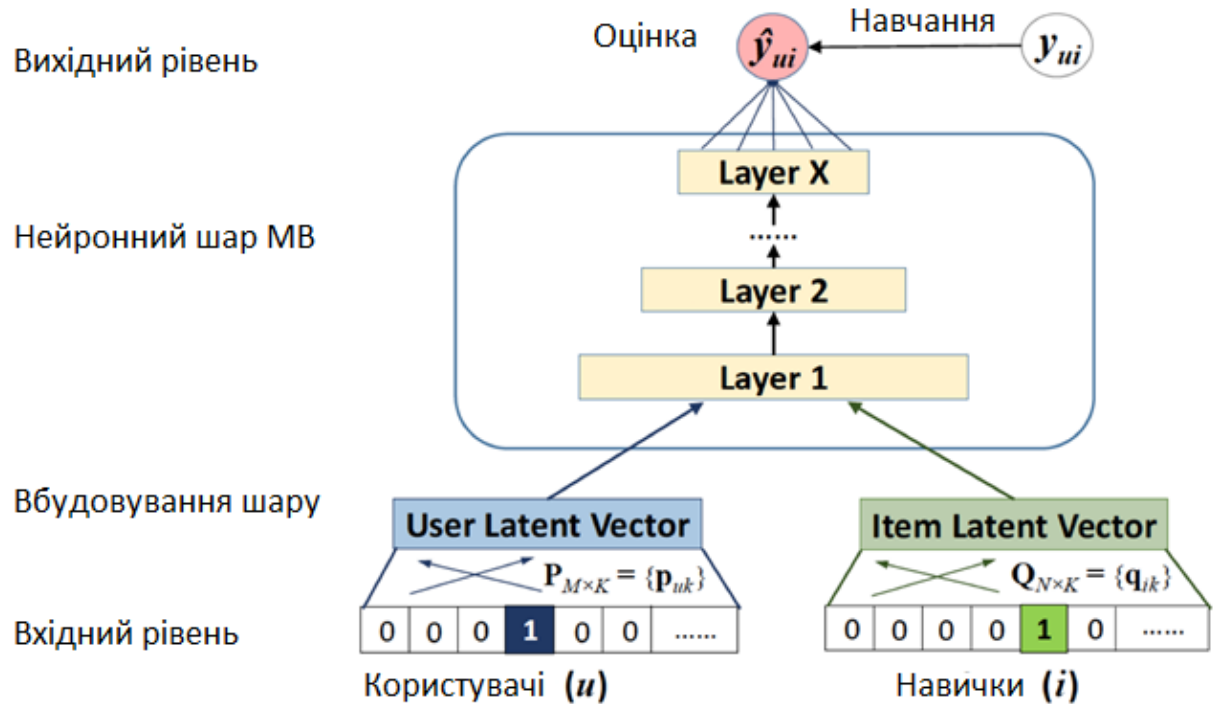


Рисунок – 2.3 Колаборативна фільтрація з глибоким навчанням

У рекомендаційних системах нерідко використовують колаборативну фільтрацію, засновану на нейронних мережах. Принцип застосування такий же, що і в матричній факторизації – конструювання простору латентних ознак і переміщення в цей простір кандидатів і навичок. Тільки відбувається це вже в ході навчання моделі нейронної мережі, яка вивчає латентне уявлення кожної сутності, вирішуючи при цьому, наприклад, задачу прогнозування релевантності навички для кандидата (в supervised постановці завдання), або ітеративно коригуючи латентний простір таким чином, щоб навички, які часто зустрічаються разом у кандидатів, знаходилися близько один до одного в отриманому просторі, а навички, які рідко разом описують одного фахівця, були

б далекі один від одного в цьому просторі (unsupervised постановка завдання). Отримані представлення кандидатів і навичок називають ембедінгами.

Цей метод дозволяє вирішити ті завдання, які раніше не піддавалися. З'являється більше можливостей для отримання простору, що враховує специфіку конкретних даних, можна використовувати різні архітектури мереж, що в підсумку дозволяє відобразити більш складні взаємозв'язки між навичками і кандидатами.

Але одне питання залишається відкритим – потрібно досить багато даних, щоб отримати ефективне уявлення.

Метод # 4. Репрезентація графів

Інша група методів, що дозволяє вирішувати завдання репрезентації сутностей - репрезентація графів.

В цілому уявлення взаємозв'язку кандидатів і навичок у вигляді графа, здається досить природним. Наприклад, можна уявити граф, де вузли - кандидати, а зв'язки - наявність загальних навичок у кандидатів. Або граф навичок, де зв'язки - приналежність навичок до одного кандидата. Інший варіант - граф кандидати-навички - двомодальний граф, де кожен вузол належить або до однієї сутності, або до іншої. Але більшість методів графової репрезентації працює з одномодальними графами, тому зазвичай двомодальні графи слід трансформувати в граф, де вузли представлені одним видом сутностей.

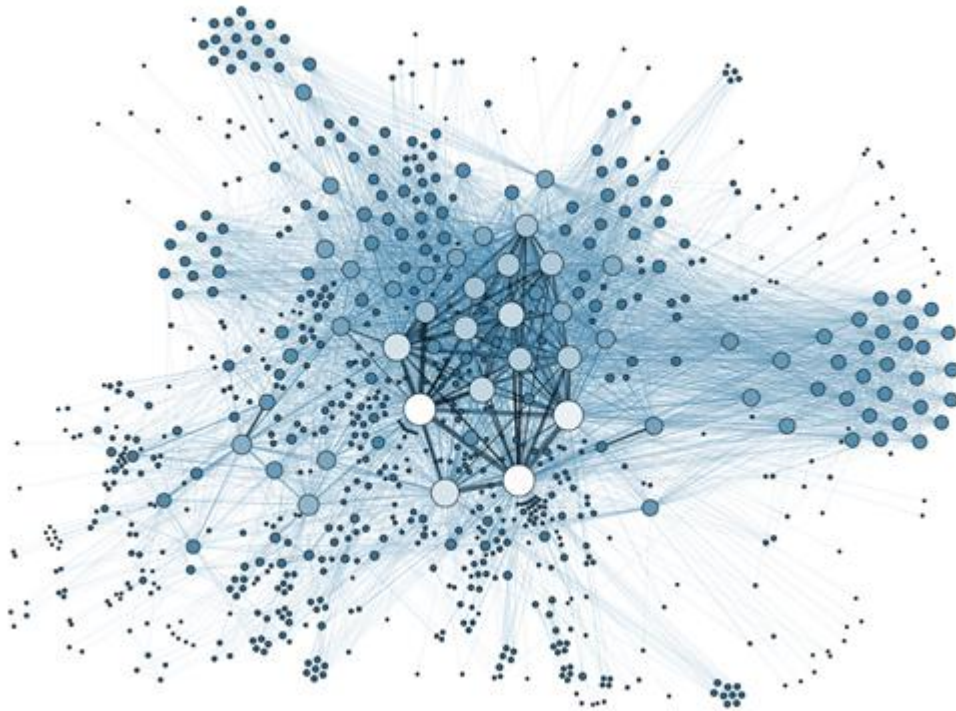


Рисунок – 2.4 Репрезентація графів

Особливі характеристики графа, важливі з точки зору репрезентації структури графа - однорідність і структурна схожість вузлів.

Вузли - наприклад, кандидати можуть бути чимось схожі між собою, складатися в одному ком'юніті, розділяти спільні інтереси, працювати в одній компанії або володіти іншими однаковими характеристиками - за це відповідає характеристика однорідності. З іншого боку, вузли різних груп можуть бути об'єднані тим, що грають в своїх групах однакову роль - лідери, помічники лідерів, зберігачі інформації, комунікатори, аутсайдери. Якби ми хотіли порівняти два графа, то ми могли б зрозуміти, що лідери в одному графі грають ту ж роль, що і лідери в інший - це те, що називається структурною схожістю.

Методи графової репрезентації так чи інакше намагаються конструювати простір з урахуванням як однорідності, так і структурної еквівалентності графа.

Графова факторизація

В першу чергу розглянемо метод, заснований на графовій факторизації.

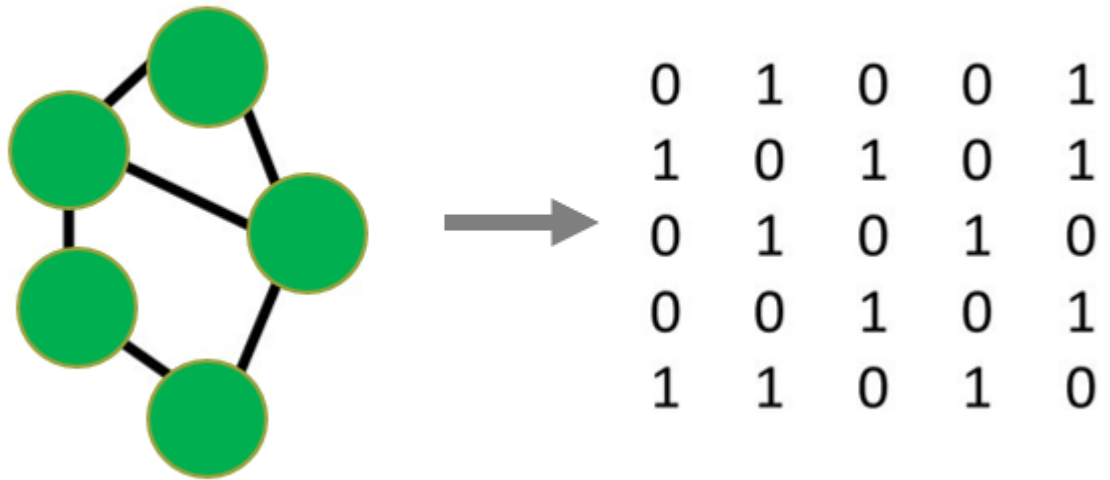


Рисунок – 2.5 Графова факторизація

Принцип дії такий же, як і в матричній факторизації: потрібно трансформувати граф в матрицю перетинів, тобто якщо два кандидати мають загальні навички - 1, якщо ні - 0. На жаль, при використанні подібних моделей ми втрачаємо структурну еквівалентність вузлів.

Розглянемо групу методів, заснованих на нейронних мережах.

Методи a-like word2vec *

Це група методів заснована на випадковому виділенні підграфів (частин графа, які самі розглядаються як окремі графи) і навчанні здатності передбачати простір вузлів в підграфі. Іншими словами, ми виділяємо деякі шматочки графа і намагаємося вивчити модель передбачати по вузлу підграфа то, що буде навколо нього, які зв'язку у нього з іншими вузлами. Способів виділяти підграфи у великому графі теж може бути багато. Така модель дозволяє робити репрезентацію, як інформації про структурну еквівалентність вузлів, так і їх приналежності до деяких загальних груп. Це група методів дуже схожа на методи, що застосовуються для репрезентації текстів – w2v (skip-gram), doc2vec.

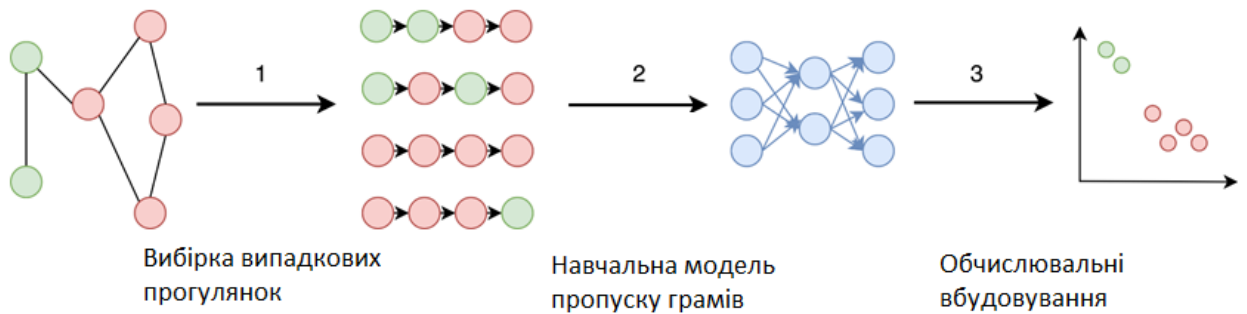


Рисунок – 2.6 Методи a-like word2vec *

Згорткові мережі на графах (Graph Convolutional Networks)

Тут схожа на попередній метод ідея: ми проходимося по графу і використовуємо для репрезентації окремого вузла інформацію про його сусідів. Крім того, в навчанні репрезентації бере участь інформація про загальну структуру графа і характеристики вузла. Основним нововведенням даних методів є те, що модель нормалізує значення кожного вузла таким чином, щоб позиція в латентному просторі двох вузлів була б тим ближче, ніж більш схожі структурні ролі цих вузлів в підграфі.

Така процедура називається згортанням графів.

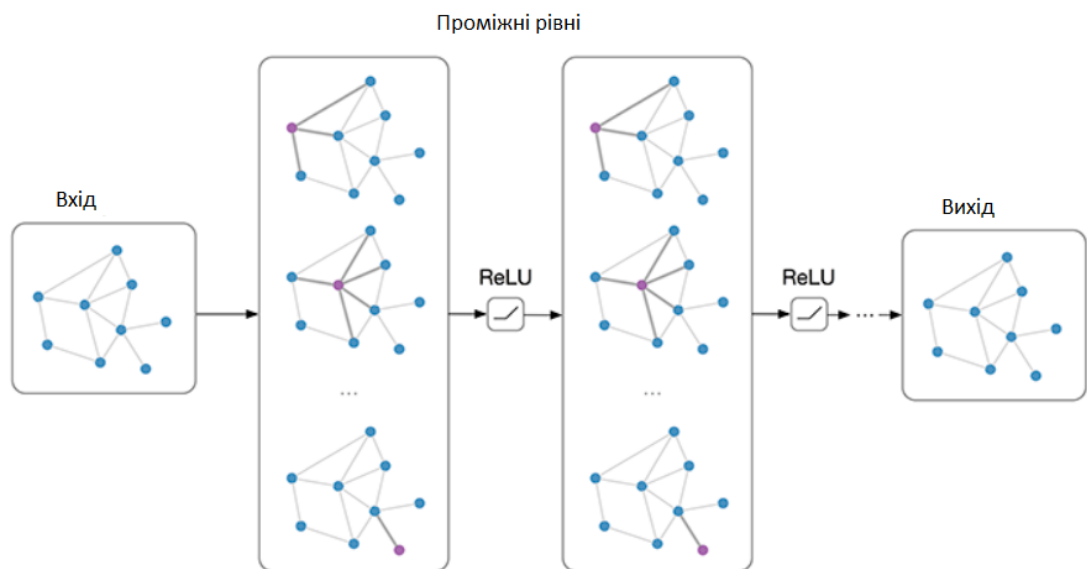


Рисунок – 2.7 Згортання графів

Практика: Реалізована система пошуку кандидатів

Повернемося до задачі: у нас є деяка система пошуку кандидатів - як чорний ящик, який ми хочемо наповнити. Ми розібрали методи, якими можна наповнити, залишилося вирішити, звідки брати дані і хто наші кандидати.

Всі вакансії, на які ми хотіли б розглядати кандидатів - це ІТ-вакансії. Отже, нам потрібно джерело даних, де багато інформації про ІТ-фахівців, ці дані можна було б використовувати з юридичної точки зору, також доступ до цих даних був би дешевий, бажано безкоштовний.

2.3 Алгоритм реалізації застосування машинного навчання у процесі генерації замовлень

Всім описаним вимогам відповідає GitHub (github.com, Terms of Service), який обрано в якості джерела даних. Для отримання даних можна скористатися GitHub API і GitHub Archive, за допомогою яких GitHub полегшує доступ до даних для розробників, і немає необхідності парсити сторінки ресурсу.

GitHub можна назвати соціальною мережею для обміну коду і знаннями. Тут є всі необхідні для нашої системи дані: дані про користувача (не багато, але є), дані по репозиторіях, з приналежністю їх до певних користувачів, мов, на яких вони написані, текстовий опис і теги (топіки), що вказують на напрям, технології сховища, також є зв'язок між учасниками у вигляді підписки один на одного, підписки користувачів на репозиторії, інших учасників, і багато іншої інформації.

Для використання даних GitHub ми зробили припущення, що репозиторій відображає навички користувача, який створив його. Якщо людина написала якийсь код, значить воно має необхідні навички; якщо інша людина підписалася на даний репозиторій (код), значить він цікавиться тими технологіями, за

допомогою яких написаний цей код. Таким чином, можна припустити, що підписка на репозиторій означає наявність певних навичок.



Рисунок – 2.8 Алгоритм реалізації застосування машинного навчання у процесі генерації замовлень

Спочатку беремо всі підписки користувачів з GitHub, і для всіх підписок вивчаємо embedding, тобто уявлення в просторі латентних ознак. Для всіх кандидатів знаходимо їх положення в отриманому латентному просторі, шляхом агрегації ембедінгів їх підписок в один вектор.

Крок перший

Рекрутери формують запит на пошук кандидатів на певну позицію у вигляді набору навичок.

Крок другий

Знаходиться відповідність між навичками і репозиторіями, у яких є embedding.

Крок третій

Агрегація embedding репозиторіїв, співвіднесених із запитом, в один вектор запиту - стан запиту в отриманому латентному просторі.

Крок четвертий

Далі відбувається вимір відстані від запиту до кандидатів і сортування. Отримуємо відсортований список найбільш підходящих за запитом кандидатів.

Отриманий список кандидатів обробляють рекрутери, переглядаючи профілі кожного кандидата на GitHub і в інших ресурсах, якщо можливо отримати відповідні профілі. З кандидатами, які здаються найбільш підходящими, відбувається традиційний процес, що починається з запрошення до спілкування.

Висновки до розділу

У межах другого розділу здійснено дослідження об'єкту. Запропоновано аналіз всіх можливих методів вирішення поставленого завдання. Сформовано алгоритм реалізації застосування машинного навчання у процесі генерації замовлень.

3. МЕТОДИКА ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У ПРОЦЕСІ ГЕНЕРАЦІЇ ЗАМОВЛЕНЬ НА ПРАЦЕВЛАШТУВАННЯ ВИПУСКНИКІВ ЗАКЛАДІВ ВИЩОЇ ОСВІТИ

3.1 Методи машинного навчання

Для оцінки компетентності випускників закладів вищої освіти, як засіб контролю, можна застосовувати автоматизовані системи контролю знань і умінь комп'ютеризованих систем навчання, які є діалектичним розвитком технічних засобів контролю знань на вищому якісному рівні. Досвід роботи в цьому напрямі, аналіз досліджень [26; 28; 64] показують, що розробка і впровадження таких систем вимагає розробки нових методів, моделей і технологій контролю (оцінювання), для яких необхідно, передусім, здійснити формалізацію складових процесу оцінювання індивідуальної компетентності випускників закладів вищої освіти.

Компетентність випускників закладів вищої освіти - це інтегральна характеристика особи, яка відбиває рівень його знань, умінь, навичок (ЗУН) і професійно-важливих якостей (ПВЯ), необхідних для виконання ним виробничих функцій, а також рівень знань і умінь, необхідних для професійного зростання, зміни профілю роботи, а також інноваційної діяльності.

При оцінці компетентності випускників закладів вищої освіти, як правило, складають профіль посади і перевіряють міру відповідності співробітника даній посаді. При цьому виділяють поняття інтегральної компетентності, яка декомпозується на групи: професійна компетентність, технічна компетентність і так далі.

Для кількісної оцінки рівня інтегральної компетентності в [7] пропонують використовувати вираження виду:

$$R_K = \sum_{i=1}^n \alpha_i \times R_i, \quad (3.1)$$

де: α_i – ваговий коефіцієнт;

R_i – рівень окремої компетентності;

n – кількість груп, яка може варіюватися.

Відповідно для кожної групи компетенцій чисельне значення R_i визначатиметься сумою:

$$R_i = \sum_{j=1}^m \beta_{ij} \cdot R_{ij}, \quad (3.2)$$

де: β_{ij} – ваговий коефіцієнт компетенції в групі;

R_{ij} – рівень розвитку окремої компетенції у випускників закладів вищої освіти з групи;

m – кількість компетенцій в групі, яке може варіюватися.

Числові значення вагових коефіцієнтів α_i та β_{ij} пропонують визначати методом опитування експертів, у зв'язку з тим, що ці значення залежать від особливостей професійної діяльності випускника закладу вищої освіти і соціальної сфери його діяльності.

За своєю суттю, компетенція - це або необхідне для співробітника знання, уміння, навички або його характеристика (професійно-важлива якість). Для набуття таких значень в сучасному менеджменті (при управлінні персоналом) використовують різні методи, що викликає складнощі в автоматизації процесу набуття підсумкових числових значень R_K (3.1).

Розглянемо можливість декомпозиції показника R_K на складові на основі розподілу компетенцій по категоріях, залежно від типових методів, які використовуються для визначення рівня їх розвитку у співробітника, а також на основі категорій персоналу, який бере участь в процесі їх оцінювання.

Так для оцінювання знань і умінь використовують різні педагогічні тести і тести здібностей, для оцінювання індивідуальних якостей можуть використовуватися тести діагностики психічних станів, особові опитувачі, проектні тести, тести профорієнтацій та ін. [61; 63]. Ці методи (для оцінювання знань, умінь і оцінювання індивідуальних якостей) використовують різні методології, зі своїми методиками і шкалами оцінювання, тому при автоматизованому визначенні рівня компетентності фахівця, доцільно використовувати вираження виду:

$$R_K = \alpha_{ПВЯ} \cdot R_{ПВЯ} + \alpha_{ЗУН} \cdot R_{ЗУН}, \quad (3.3)$$

де: $R_{ПВЯ}$ – рівень розвитку професійно-важливих якостей;

$R_{ЗУН}$ – рівень знань, умінь і навичок (ЗУН).

При аналізі процесу оцінювання випускників закладів вищої освіти було встановлено, що для оцінювання різних ПВЯ притягають як безпосередньо співробітника, так і його керівника. У зв'язку з чим, їх доцільно розділити на дві групи за ознакою залучення персоналу :

- ПВЯ, які оцінює керівник (начальник);
- ПВЯ, які оцінює сам співробітник (такими є внутрішні мотиви співробітника на роботу).

ЗУН також доцільно розділити на дві групи: знання, уміння в одній групі, а навички в іншій, оскільки методи визначення знань і умінь мають розвиненішу наукову основу, ніж методи визначення навичок. Таким чином, отримаємо аналітичне вираження для визначення рівня компетентності фахівця при автоматизованому рішенні задачі:

$$R_K = \alpha_{ПВЯ} \cdot R_{ПВЯ} + \alpha_M \cdot R_M + \alpha_{ЗУ} \cdot R_{ЗУ} + \alpha_H \cdot R_H \quad (3.4)$$

де: $R_{ПВЯ}$ – рівень розвитку професійно-важливих якостей;

R_M – рівень внутрішньої мотивації співробітника на роботу;

R_{3y} – рівень знань і умінь;

R_H – рівень навичок; α_i – вагові коефіцієнти.

Використання вираження (3.4) значно спрощує процес розробки і структуру інформаційної технології оцінювання компетентності і, відповідно, процес розробки і структуру автоматизованої системи для її реалізації. Спрощення відбувається за рахунок скорочення кількості необхідних тестів до чотирьох, тоді як в існуючих системах для оцінки буде потрібно $m \times n$ тестів (3.1 – 3.2).

Вирішимо завдання моделювання автоматизованої системи для виділення суб'єктів, об'єктів і процесів оцінювання рівня компетентності фахівця відповідно до (3.4).

З метою моделювання автоматизованої системи оцінювання рівня компетентності (АС ОРК) виділимо суті досліджуваної області.

Автоматизована система (АС) - система, яка складається з персоналу і комплексу засобів автоматизації (КЗА) його діяльності, який автоматизує технологію виконання встановлених функцій [5; 10].

Користувач АС – працівник, що є складовою частиною АС, беручи участь у її функціонуванні або використовуючи результати її роботи. На відміну від АС, КЗА складається тільки з блоків обладнання, персонал тут не враховується.

Компоненти АС – частина АС, яка виділена за певною ознакою або сукупністю ознак і така, що розглядається як єдине ціле. До компонент АС відносяться види забезпечення і програмно-технічний комплекс – продукція, яка є сукупністю обчислювальної техніки, програмного забезпечення і засобів створення і заповнення машинної інформаційної бази при введенні системи в дію, достатніх для виконання одного або більш за завдання АС [10]. Автоматизоване робоче місце (АРМ) – це програмно-технічний комплекс АС, розроблений для автоматизації певного виду діяльності [10].

Виходячи з мети функціонування, АС ОРК повинна реалізовувати технологію оцінювання компетентності випускників закладів вищої освіти з автоматизації технологічних процесів в системі атестації персоналу підприємства (рис. 3.1), отже, користувачами будуть:

- керівник (начальник), який здійснює оцінювання ПВЯ співробітника і навичок його роботи;
- співробітник, який здійснює оцінювання своїх знань і умінь, а також рівень внутрішньої мотивації на працю;
- експерт, який здійснює формування моделі ЗУН, профілю ПВЯ і внутрішніх мотивів діяльності співробітника.

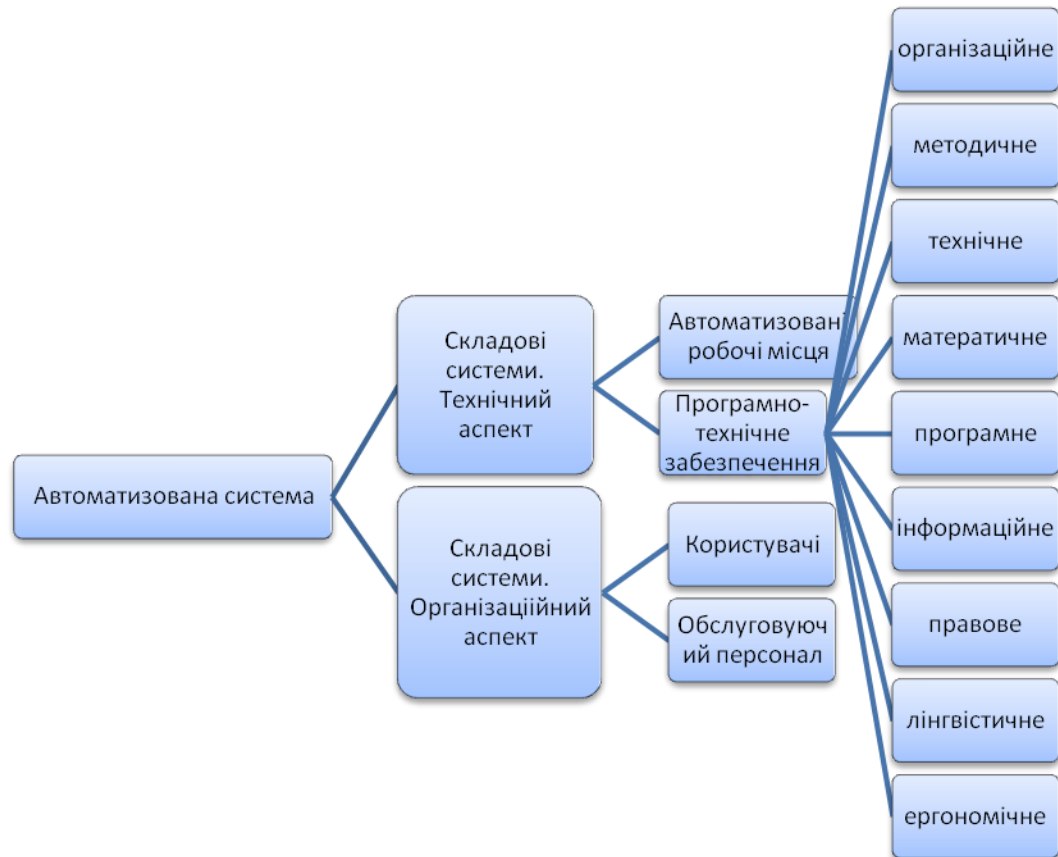


Рисунок – 3.1 Основні складові автоматизованої системи

Таким чином, АС ОРК формально може бути описана у вигляді:

$$АС\ ОРК = \langle T, E, K, C, KЗА \rangle, \quad (3.5)$$

де: T – експлуатаційний (технічний) персонал АС;

E – множина експертів $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$;

K – множина керівників $K = \{K_1, K_2, \dots, K_m\}$;

C – множина випускників закладів вищої освіти $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$;

$KЗА$ – комплекс засобів автоматизації процесу оцінювання рівня компетентності випускників закладів вищої освіти, причому $n \geq 1, m \geq 1, k \geq 1, k \geq m$.

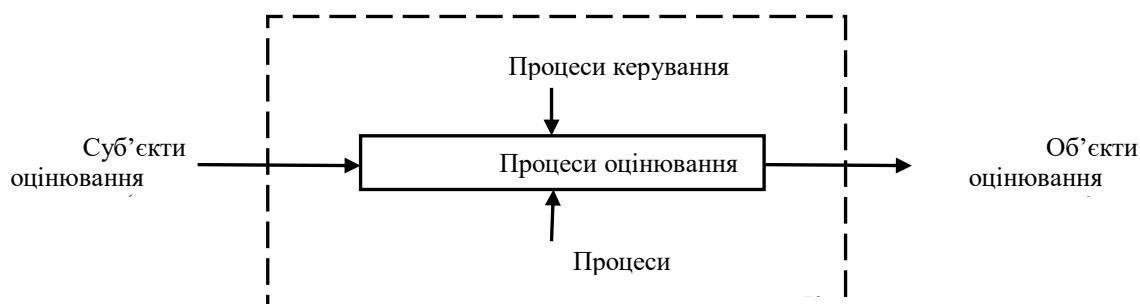


Рисунок – 3.2 Структурна схема АС ОРК

При цьому діяльність персоналу АС ОРК за допомогою засобів комунікації може бути функціонально розподілений по чотирьох АРМ:

$$KЗА = \{АРМ_T, АРМ_E, АРМ_K, АРМ_C, ЗК\}, \quad (3.6)$$

де: $АРМ_T$ – АРМ технічного персоналу;

$АРМ_E$ – АРМ експерта;

$АРМ_K$ – АРМ керівника;

$АРМ_C$ – АРМ випускників закладів вищої освіти,

ЗК – засоби комунікації.

Як показано на структурній схемі (рис. 3.2) суб'єкти $K = \{K_1, K_2, \dots, K_m\}$ шляхом здійснення управління і забезпечення основних процесів з

використанням КЗА оцінюють рівень компетентності об'єктів $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ [49].

Функціональну основу АС ОРК складають скоординовані та синхронізовані завдання (рис. 3.3), які вирішуються в процесі оцінювання рівня компетентності випускників закладів вищої освіти.

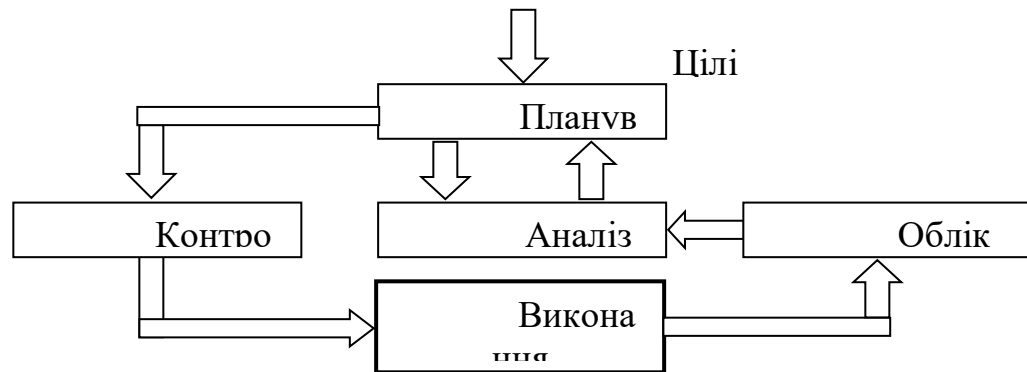


Рисунок – 3.3 Структурно-функціональна схема процесу оцінювання

Отже, теоретико-інформаційна модель АС ОРК формально може бути описана у вигляді [62]:

$$M_{АСОРК} = \langle E, K, C, APM_E, APM_K, APM_C, ЗК, ЗРФЗ \rangle. \quad (3.7)$$

Функціональні завдання (ФЗ) виконання процесу оцінювання рівня компетентності випускників закладів вищої освіти представлені в таблиці. 3.1.

Таблиця 3.1 – Розподіл ФЗ процесу оцінювання рівня компетентності випускників закладів вищої освіти

№	Назва ФЗ	На якому АРМ вирішується
1.	Оцінювання ПВЯ випускників закладів вищої освіти	APM_K
2.	Оцінювання навичок роботи випускників закладів освіти	APM_K
3.	Оцінювання знань і умінь випускників закладів освіти	APM_C
4.	Оцінювання рівня внутрішньої мотивації випускників закладів вищої освіти на працю	APM_C

Основними ФЗ для експерта будуть завдання формування: моделі ЗУН, профілю ПВЯ і внутрішніх мотивів діяльності випускників закладів вищої освіти.

Метою оцінювання рівня компетентності є визначення міри відповідності випускників закладів вищої освіти займаній посаді. Для оцінювання рівня компетентності запропоновано використовувати системи комп'ютерного тестового контролю, отже, узагальнену модель оцінювання рівня компетентності можна представити у вигляді сукупності моделей:

$$M_{OPK} = \langle M_{П}, M_{СТЯ}, M_{СТБ}, M_{С} \rangle, \quad (3.8)$$

де: $M_{П}$ – модель компетенцій посади;

$M_{СТЯ}$ – модель системи тестування;

$M_{СТБ}$ – модель системи тестів;

$M_{С}$ – модель випускників закладів вищої освіти.

Для опису вимог до кандидата на посаду, а також до випускника закладу вищої освіти, який обіймає цю посаду, в сучасній практиці використовують методики побудови профілю посади, який містить інформацію про компетенції, необхідні співробітникам для роботи [12]. Вимоги посади - завдання і стандарти їх виконання, прийняті в організації або галузі відбиваються в моделі компетенцій.

Модель компетенцій можна розглядати, як інструмент, використовуваний на усіх східцях роботи з персоналом.

Під час підбору персоналу - модель компетенцій є критерієм відбору необхідних випускників закладів вищої освіти, що значно економить час і засоби, що витрачаються на процес підбору.

Під час навчання персоналу вона служить підставою вибору того, чому навчати і як навчати.

Модель компетенцій, що використовується в процесі атестації персоналу, містить критерії оцінювання працівників, які є незмінними на всіх етапах роботи з персоналом і є цілком доступними для розуміння і працівників, і їх керівництва.

Розглянемо модель компетенцій випускників закладів вищої освіти для автоматизованого оцінювання рівня компетентності.

Модель компетенцій посади можна представити у вигляді:

$$M_{\Pi} = \{ K_1, K_2, \dots, K_{k_n} \}, \quad (3.9)$$

де: K_i – компетенція, необхідна для успішної роботи на даній посаді;

k_n – кількість компетенцій, $k_n > 0$.

При необхідності, компетентності можуть групуватися за різними ознаками:

$$M_{\Delta} = \{ K_{\text{тех}}, K_{\text{пов}}, K_{\text{кор}}, K_{\text{ком}}, K_{\text{акт}} \}, \quad (3.10)$$

де: $K_{\text{тех}}$ – група технічних компетенцій;

$K_{\text{пов}}$ – група компетенцій в поведінці;

$K_{\text{кор}}$ – група корпоративних компетенцій;

$K_{\text{ком}}$ – група компетенцій професійної комунікабельності;

$K_{\text{акт}}$ – група компетенцій інноваційної активності випускників закладів вищої освіти.

За своєю суттю кожна з компетенцій - це або професійно-необхідна якість, або знання, уміння або навичка, необхідні для роботи, отже, деталізуючи (3.9), отримаємо:

$$M_{\Pi} = \{ ПВЯ, ЗУН \}, \quad (3.11)$$

де: *ПВЯ* – множина професійно-необхідних якостей;

ЗУН - множина знань, умінь і навичок.

Враховуючи виводи, доцільно виконати розбиття (3.11) на складові, і представити модель у вигляді:

$$M_{II} = \{ПВЯ, М, ЗУ, Н\}, \quad (3.12)$$

де: M - множина мотивів діяльності для посади випускників закладів вищої освіти;

$ЗУ$ - множина знань і умінь;

$Н$ - множина навичок, необхідних випускнику закладу вищої освіти.

Оцінювання навичок роботи випускників закладів вищої освіти складніший процес, проте, його результат може бути інтегрований з іншими результатами. Наприклад, в [4; 12] пропонується як показник навичок роботи співробітника використовувати його виробничі показники.

Засоби комп'ютерного тестування дозволяють представити три основні складові, які визначають рівень компетенції випускників закладів вищої освіти у вигляді трьох систем (3.4):

$$S = \{S_{ПВЯ}, S_{ЗУ}, S_M\}, \quad (3.13)$$

де: $S_{ПВЯ}$ – система тестування (оцінювання) ПВЯ випускників закладів вищої освіти;

$S_{ЗУ}$ – система тестування (оцінювання) знань і умінь випускників закладів вищої освіти;

S_M – система тестування (оцінювання) рівня внутрішньої мотивації.

Спираючись на особливості формування загальної тестової моделі [7, 23, 54] є можливість стверджувати, що результати тестування групуються відповідно до теорії тестування, яка на виході дає одиничну модель тесту T_i :

$$M_{T_i} = \langle B, Ч, Д, О, ТЗ \rangle, \quad (3.14)$$

де: B – експертні оцінки обґрунтованості і придатності застосування методик і результатів дослідження в конкретних умовах виконання тестування зазначаються, як $B = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$;

$Ч$ – вірність та стабільність кінцевого результату тестування
 $Ч = \{Ч_1, Ч_2, \dots, Ч_{n_1}\};$

$Д$ – обмеження по всій довжині ряду $Д = \{Д_1, Д_2, \dots, Д_{n_2}\};$

$О$ – трансформація балів в оцінки $О = \{О_1, О_2, \dots, О_{n_3}\};$

$ТЗ$ – множина тестових завдань, які використовуються в тесті.

Сукупність тестів, які направлено на висвітлення множинної складової задається рівнянням $Т = \{Т_1, Т_2, \dots, Т_n\}$. Кожна окрема сукупність різниться відповідно по напрямку дослідження, складу тестових питань, кінцевого результату, загальна модель тестів, без урахування фахової спрямованості записується, як:

$$ТЗ = \{ТЗ_{лог}, ТЗ_{одн}, ТЗ_{множ}, ТЗ_{кон}, ТЗ_{стн}, ТЗ_{прз}\}, \quad (3.15)$$

де: $ТЗ_{лог}$ – логічний вибір відповіді;

$ТЗ_{одн}$ – поодинокий вибір;

$ТЗ_{множ}$ – з вибором однієї або більше відповідей з множини можливих;

$ТЗ_{кон}$ – формування послідовності;

$ТЗ_{стн}$ – відповідність запропонованих понять;

$ТЗ_{прз}$ – відкрите питання.

Таким чином, для системи тестування (оцінювання) знань і умінь випускників закладів вищої освіти:

$$М_{ТЗУ} = \langle В_{ЗУ}, Ч_{ЗУ}, Д_{ЗУ}, О_{ЗУ}, \{ТЗ_{лог}, ТЗ_{одн}, ТЗ_{множ}, ТЗ_{кон}, ТЗ_{стн}, ТЗ_{прз}\} \rangle, \quad (3.16)$$

Для оцінювання ПВЯ і внутрішній мотивації випускників закладів вищої освіти на роботу [49] використовують тільки тестові завдання перших трьох видів, в зв'язку, з чим моделі виглядатимуть таким чином:

$$M_{T_{ПВЯ}} = \langle B_{ПВЯ}, Ч_{ПВЯ}, Д_{ПВЯ}, O_{ПВЯ}, \{ TЗ_{лог}, TЗ_{одн}, TЗ_{мнжс} \} \rangle \text{ та} \quad (3.17)$$

$$M_{T_M} = \langle B_M, Ч_M, Д_M, O_M, \{ TЗ_{лог}, TЗ_{одн}, TЗ_{мнжс} \} \rangle \quad (3.18)$$

Як наслідок, модель системи тестів для оцінювання рівня компетентності випускників закладів вищої освіти:

$$M_{CTв} = \{ M_{T_{ПВЯ}}, M_{T_{ЗУ}}, M_{T_M} \} = \left\{ \begin{array}{l} \langle B_{ЗУ}, Ч_{ЗУ}, Д_{ЗУ}, O_{ЗУ}, \{ TЗ_{лог}, TЗ_{одн}, TЗ_{мнжс}, TЗ_{кон}, TЗ_{стн}, TЗ_{прз} \} \rangle \\ \langle B_{ПВЯ}, Ч_{ПВЯ}, Д_{ПВЯ}, O_{ПВЯ}, \{ TЗ_{лог}, TЗ_{одн}, TЗ_{мнжс} \} \rangle \\ \langle B_M, Ч_M, Д_M, O_M, \{ TЗ_{лог}, TЗ_{одн}, TЗ_{мнжс} \} \rangle \end{array} \right\}, (3.19)$$

де позначення відповідно до прийнятих в цьому пункті.

Після визначення узагальненої моделі, множина моделей тестів і вибору видів тестових завдань для різних систем тестування необхідно вибрати і формалізувати систему тестування для оцінювання рівня компетентності випускників закладів вищої освіти.

Для оцінювання рівня компетенції випускників закладів вищої освіти в рамках автоматизованої системи оцінювання необхідно реалізувати три різні системи тестування (3.13).

$$M_{CTя} = \{ M_{S_{ЗУ}}, M_{S_{ПВЯ}}, M_{S_M} \}, \quad (3.20)$$

де: $M_{S_{ЗУ}}$ – модель системи тестування знань і умінь;

$M_{S_{ПВЯ}}$ – модель професійно важливих якостей;

M_{S_M} – мотиваційна модель.

Перша система $S_{ЗУ}$ за своїми внутрішніми складовими спирається на адаптивну систему [28]. Тому, виходячи з правила адаптивності, втілення такої

системи передбачає обов'язкове проведення попереднього випробування загального переліку тестових завдань, аналізу загального стану системи та рівня складності випробувань.

Модель системи $M_{S_{3Y}}$, у математичному аспекті задаємо у вигляді множини X , яка являє собою сукупність всіх питань системи і задається, як:

$$X = \{X_1, X_2, \dots, X_L\}, \quad (3.21)$$

за умови виконання $X_1 \cup X_2 \cup \dots \cup X_L = X$ та $X_1 \cap X_2 \cap \dots \cap X_L = \emptyset$.

Загальну множину X розкладають на підмножини Y – множина усіх питань цього тесту (область тестування), така, що $Y \subset X$, $Y = C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_L$, де $C_1 \subset X_1, C_2 \subset X_2, \dots, C_L \subset X_L$.

Задамо множину відповідей у вигляді наступної моделі:

$$A_{3Y} = \{A_1, A_2\}, \quad (3.22)$$

де A_1 - сукупність всіх вірних відповідей,

A_2 - сукупність всіх не вірних відповідей, за умови $A_1 \cup A_2 = A$ та $A_1 \cap A_2 = \emptyset$.

Враховуючи, що в загальному вигляді модель системи тестування [7; 150] можна представити у вигляді:

$$M_{СТЯ_{\text{заг}}} = \langle Ц, З, Ш, X, A \rangle, \quad (3.23)$$

де $Ц$ - цілі тестування;

$З$ – ЗРФЗ тестування;

$Ш$ – шкала оцінок.

Тоді модель системи тестування знань і умінь матиме вигляд:

$$M_{S_{3Y}} = \langle Ц_{3Y}, З_{3Y}, Ш_{3Y}, \{X_1, X_2, \dots, X_L\}, \{A_1, A_2\} \rangle. \quad (3.24)$$

Для системи $S_{ПВК}$ (і системи S_M так, як мотиви є складовою ПВЯ) у зв'язку з неможливістю ділення множини відповідей (3.22) на правильні і неправильні,

перспективним напрямом є використання систем тестування з використанням елементів нечіткої логіки [61]. В цьому випадку варіанти відповідей задаються лінгвістичними змінними наступного вигляду:

$$A_{ПВЯ} = A_M = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\}, \quad (3.25)$$

де A_1 – відповідь, яка вказує на те, що це ПВЯ (або мотив) у співробітника не проявляється;

A_2 – проявляється недостатньо;

A_3 – проявляється з середньою активністю;

A_4 – проявляється добре;

A_5 – проявляється відмінно.

Моделі виглядатимуть таким чином:

$$M_{S_{ПВЯ}} = \langle Ц_{ПВЯ}, З_{ПВЯ}, Ш_{ПВЯ}, \{x_1, x_2, \dots, x_{ПВЯr}\}, \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\} \rangle \quad (3.26)$$

$$\text{та } M_{S_M} = \langle Ц_M, З_M, Ш_M, \{x_1, x_2, \dots, x_{Mr}\}, \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\} \rangle. \quad (3.27)$$

Провівши деталізацію виразу (3.20), отримаємо модель системи тестування для оцінювання рівня компетенції випускників закладів вищої освіти в рамках автоматизованої системи оцінювання:

$$M_{СТЯ} = \left\{ M_{S_{ЗУ}}, M_{S_{ПВЯ}}, M_{S_M} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} \langle Ц_{ЗУ}, З_{ЗУ}, Ш_{ЗУ}, \{X_1, X_2, \dots, X_L\}, \{A_1, A_2\} \rangle, \\ \langle Ц_{ПВЯ}, З_{ПВЯ}, Ш_{ПВЯ}, \{x_1, x_2, \dots, x_{ПВЯr}\}, \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\} \rangle, \\ \langle Ц_M, З_M, Ш_M, \{x_1, x_2, \dots, x_{Mr}\}, \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\} \rangle \end{array} \right\}, \quad (3.28)$$

де позначення відповідно до прийнятих в цьому пункті.

Модель випускників закладів вищої освіти є однією з головних складових системи тестування для оцінювання рівня компетенції випускників закладів вищої освіти в рамках автоматизованої системи оцінювання.

У загальному вигляді множину випускників закладів вищої освіти можна приставити у вигляді $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ у рамках автоматизованої системи для оцінювання рівня компетенції випускників закладів вищої освіти і множини заданої з урахуванням динаміки і характеру змін по відношенню до моделі компетенцій посади (3.12).

Модель співробітника може бути представлена в наступному вигляді:

$$M_C = \langle K_C, R, G_C, B_C \rangle, \quad (3.29)$$

де: K_C – загальна сукупність компетенцій випускників закладів вищої освіти;

R – загальні оцінки сукупності компетенцій випускників закладів вищої освіти;

G_C – рівень готовності випускників закладів вищої освіти до роботи з автоматизованою системою;

B_C – професійні показники рівня випускників закладів вищої освіти.

Усі складові (3.29) у свою чергу, є складними, і складаються з простіших. У моделі загальної сукупності компетенцій випускників закладів вищої освіти є можливість виділити наступні складові:

$$K_C = \{Mn, Лг, Роз, Тв, Псх\}, \quad (3.30)$$

де: Mn – моторні здібності;

$Тв$ – творчі здібності;

$Лг$ – лінгвістичні здібності;

$Роз$ – розумові здібності;

$Псх$ – психологічні властивості.

Оцінками R рівнів вираженості компетенцій являється множина:

$$R = \{R_K, R_i, R_{ij}\}, \quad (3.31)$$

де: R_K – підсумковий (шуканий) інтегральний рівень компетентності випускників закладів вищої освіти;

R_i – рівень вираженості i -ї групи компетенцій;

R_{ij} – рівень вираженості j -ї компетенції у випускника закладу вищої освіти з i -ї групи.

Враховуючи декомпозицію показника R по складових (3.4 і 3.12) для наших цілей оцінками рівнів вираженості компетенцій буде множина:

$$R = \{R_K, R_{ПВЯ}, R_M, R_{ЗУ}, R_H, R_{ПВЯ}^i, R_M^j, R_{ЗУ}^k, R_H^l\}, \quad (3.32)$$

де: $R_{ПВЯ}^i$ – рівень i -го ПВЯ у випускника закладу вищої освіти;

R_M^j – рівень j -го мотиву у випускника закладу вищої освіти;

$R_{ЗУ}^k$ – рівень k -го знання або уміння випускника закладу вищої освіти;

R_H^l – рівень l -го навички у випускника закладу вищої освіти.

Підставляючи 3.30 і 3.32 в 3.29 отримаємо модель випускника закладу вищої освіти для автоматизованого оцінювання рівня компетенції випускника закладу вищої освіти:

$$M_C = \langle K_C, R, \Gamma_C, B_C \rangle = \left\langle \begin{array}{c} \{M_n, L_2, U_m, T_v, P_{cx}\}, \\ \{R_K, R_{ПВЯ}, R_M, R_{ЗУ}, R_H, R_{ПВЯ}^i, R_M^j, R_{ЗУ}^k, R_H^l\} \\ \Gamma_C, П_C \end{array} \right\rangle, \quad (3.33)$$

де позначення відповідно до прийнятих в цьому пункті.

Розгорнута модель випускника закладу вищої освіти для автоматизованого оцінювання рівня компетенції випускника закладу вищої освіти з урахуванням всіх складових описаних у підрозділі, та провівши угруповання системи згідно з виразом (3.8) отримаємо:

$$\begin{aligned}
M_{ОРК} &= \langle M_D, M_{СТя}, M_{СТв}, M_C \rangle = \\
&\langle \{ЗУ, ПВЯ, М, Н\}, \{M_{ТПВЯ}, M_{ТЗУ}, M_{ТМ}\}, \{M_{SЗУ}, M_{SПВЯ}, M_{SМ}\}, \{K_C, R, \Gamma_C, B_C\} \rangle = \\
&\left\langle \begin{array}{c} \{ЗУ, ПВЯ, М, Н\}, \\ \left\langle \left\langle B_{ЗУ}, Ч_{ЗУ}, Д_{ЗУ}, O_{ЗУ}, \{TЗ_{лог}, TЗ_{одн}, TЗ_{мнж}, TЗ_{кон}, TЗ_{стн}, TЗ_{прз}\} \right\rangle \right\rangle, \\ \left\langle \left\langle B_{ПВЯ}, Ч_{ПВЯ}, Д_{ПВЯ}, O_{ПВЯ}, \{TЗ_{лог}, TЗ_{одн}, TЗ_{мнж}\} \right\rangle \right\rangle, \\ \left\langle \left\langle B_M, Ч_M, Д_M, O_M, \{TЗ_{лог}, TЗ_{одн}, TЗ_{мнж}\} \right\rangle \right\rangle, \\ \left\langle \left\langle Ц_{ЗУ}, З_{ЗУ}, Ш_{ЗУ}, \{X_1, X_2, \dots, X_L\}, \{A_1, A_2\} \right\rangle \right\rangle, \\ \left\langle \left\langle Ц_{ПВЯ}, З_{ПВЯ}, Ш_{ПВЯ}, \{x_1, x_2, \dots, x_{ПВЯr}\}, \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\} \right\rangle \right\rangle, \\ \left\langle \left\langle Ц_M, З_M, Ш_M, \{x_1, x_2, \dots, x_{Mr}\}, \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\} \right\rangle \right\rangle, \\ \left\langle \left\langle \{Mн, Лг, Ум, Тв, Псх\}, \right. \right. \\ \left. \left. \left\langle \left\langle \{R_K, R_{ПВЯ}, R_M, R_{ЗУ}, R_H, R_{ПВЯ}^i, R_M^j, R_{ЗУ}^k, R_H^l\} \right\rangle \right\rangle \right. \\ \left. \left. \Gamma_C, B_C \right\rangle \right\rangle, \end{array} \right. \quad (3.34)
\end{aligned}$$

де позначення відповідно до прийнятих в цьому пункті.

Ця модель описує усі суті, необхідні для розробки автоматизованої системи, яка дозволить реалізувати технологію оцінювання рівня компетентності випускника закладу вищої освіти.

Розробка профілю посади з використанням запропонованої моделі M_D повинна проводитися на підставі вимог, що висуваються керівниками, стандартів освіти і відповідних довідників з урахуванням особливостей професійної діяльності фахівця і соціальної політики підприємства.

Основними елементами системи управління по компетенціях є: корпоративна модель компетенцій, профіль посади, профіль (модель) співробітника [62].

Корпоративна модель компетенцій являє собою розширений перелік компетенцій, який супроводжується конкретними показниками їх прояву (рівень розвитку компетенцій) під час виконання професійної діяльності, що дає можливість скласти реальні профілі компетенцій посад і профілі співробітників з метою оцінювання їх відповідності займаній посаді [132].

Модель демонструє корпоративну культуру та надає можливість орієнтуватися на головні стратегічні цілі.

Рівень розвитку компетенцій – це ступінь демонстрації працівником в процесі виконання ним своїх службових обов'язків конкретної компетенції.

Згідно з (3.25) виділяють наступні рівні:

- рівень нульової компетентності (або відсутності компетентності) (h_0);
- рівень збагнення (h_1);
- рівень відновлення (h_2);
- рівень навичок (h_3);
- рівень професіоналізму (h_4).

Особливості виділення перерахованих рівнів пов'язані з відповідними рівнями освоєння знання: розуміння; осмислення; відтворення; застосування; удосконалення.

Для розробки моделі компетенцій використовуються різні методи: метод репертуарних грат Дж.Келлі, метод критичного інциденту, інтерв'ю [25; 52]. Модель для конкретної організації, як правило, включає 8-10 (12-15) компетенцій. У деяких організаціях застосовуються моделі, що налічують більшу кількість компетенцій.

Компетенції з необхідними рівнями доцільно представити у вигляді окремого документу – профіль компетенцій посади.

На сьогодні для вирішення завдань вибору використовується велика кількість різноманітних методів. Метод математичного програмування (лінійного, нелінійного, цілочисельного, динамічного, геометричного, стохастичного, теорії ігор і тому подібне) - один з них [11]. На практиці розрахунки різного рівня складності виконують, використовуючи найбільш поширені методи прикладної математики, наприклад, теорії вірогідності і математичної статистики [16] (методи відстаней, експертні методи і так далі).

Методи «відстаней» - статистичний розвиток лінійних функцій переваги. До них відносяться наступні методи: відстань Махапонобіса, звичайна відстань Евкліда, зважена евклідова відстань, Хеммінгова відстань, відстань, задана за допомогою потенційних функцій, стандартизований метод пошуку рішень і так далі [19;33].

Завдання оцінювання інтегральної компетентності випускника закладу вищої освіти відноситься до завдань ухвалення складних рішень. Прийняття таких, у разі, коли необхідно розглянути, оцінити і порівняти різні альтернативи (фахівців технічного профілю), їх ознаки (у нашому випадку, ЗУН, ПВЯ і мотивація), або навіть складові цих ознак (вольові якості, інтелектуальність, психофізіологічний стан), може бути віднесено до однієї з трьох загальних категорій: вибір рішення в умовах невизначеності і діагноста.

Для розглянутих прикладів завдання ухвалення рішення може бути вирішене завдяки застосуванню стандартизованого *методу пошуку рішень*, який здійснюється в два етапи [35;53]:

- розрахунок результуючого вектора-стовпця:

$$R = \begin{pmatrix} v_{11} & v_{12} \\ v_{21} & v_{22} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_{11}w_1 + v_{12}w_2 \\ v_{21}w_1 + v_{22}w_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \end{pmatrix}; \quad (3.35)$$

- вибір максимального елементу в R і визначення відповідного йому об'єкту (дії, гіпотези).

У загальному випадку кількість об'єктів і ознак може бути досить великою. Тоді вираження для розрахунку результуючого вектора-стовпця для будь-якої з категорій розглянутих вище завдань можна записати у векторно-матричній формі:

$$R = V \times W, \quad (3.36)$$

де $V = \begin{pmatrix} V_{11} & V_{12} & \dots & V_{1n} \\ V_{21} & V_{22} & \dots & V_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ V_{m1} & V_{m2} & \dots & V_{mn} \end{pmatrix}$ - матриця величин, які характеризують ознаки (стани, симптоми);

$W = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \dots \\ w_n \end{pmatrix}$ - вектор-стовпець вагових (діагностичних) коефіцієнтів (чи вірогідності).

Для остаточного обмеження складу вектора параметрів можна використовувати декілька загальноприйнятих методів [16;33]:

- імовірнісний (вагові коефіцієнти встановлюються за результатами обробки цих вимірів показників якості);
- вартісний (вагові коефіцієнти встановлюються пропорційними вартості поліпшення показників якості);
- експертний (вагові коефіцієнти показників якості встановлюються рівними певним методом експертних оцінок);
- із залученням особи, яке що приймає рішення.

Методи перераховані в порядку зростання міри невизначеності.

На практиці найчастіше застосовують один з трьох методів експертних оцінок [24]: переваги, оцінювання, зіставлення.

- при використанні *методу переваги* (рангів) кожен експерт, переглядаючи вектор ознак виконує нумерацію (ранжирування) ваги ознаки в порядку їх важливості.

При такій перевазі розташування номерів терезів поодиноких ознак, вага кожного i -ої ознаки, визначений j -м експертом, можна розрахувати по формулі :

$$k_{B_{ij}} = \frac{M_{ij}}{\sum_{i=1}^n M_{ij}}, \quad (3.37)$$

де M_{ij} - ранг i -го ознаки, яка присвоєна j -м експертом; n – кількість ознак.

Наприклад, при $n = 10$ і рангах 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 по формулі (3.37) отримуємо [22]:

$$k_1 = \frac{1}{\sum_{i=1}^{10} M_{ij}} = \frac{1}{55} = 0,018; \quad k_2 = \frac{1}{\sum_{i=1}^{10} M_{ij}} = \frac{2}{55} = 0,036;$$

$$k_3 = 0,054; \quad k_4 = 0,072; \quad k_5 = 0,09; \quad k_6 = 0,109;$$

$$k_7 = 0,127; \quad k_8 = 0,14; \quad k_9 = 0,16; \quad k_{10} = 0,18.$$

- *метод оцінювання* (приписування балів) передбачає встановлення експертами важливості кожного поодинокого показника якості (ОПЯ) за шкалою порядку, наприклад, в діапазоні 1-10. Найбільш важливому показнику експерт може дати 10 балів. При використанні *методу оцінювання* ваговий коефіцієнт може бути вчислений по формулі (3.38):

$$k_{B_i} = \frac{\sum_{i=1}^N M_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^N M_{ij}}, \quad (3.38)$$

де M_{ij} - оцінка ваговитості i -ої ознаки в балах j -м експертом. При необхідності експерт може оцінювати ваги ознак не лише цілими числами, але і дробовими.

- *метод зіставлення* передбачає, що кожен експерт зіставляє (порівнює) попарно показники якості по їх важливості, встановлюючи важливішому значенню 1, а менш важливому - 0 так. Вагові коефіцієнти визначаються по формулі (3.37).

Якщо, на думку експерта, в переліку однаково важливі показники, то він може застосувати трьох альтернативну шкалу [24;55]:

$$(a_1 > a_2 \Rightarrow 2, \quad a_1 = a_2 \Rightarrow 1, \quad a_1 < a_2 \Rightarrow 0).$$

В цьому випадку сума переваг кожного показника дорівнюватиме рангу поодинокого показника якості.

Оскільки $\sum_{i=1}^5 M_i = 25$, то по формулі (3.37) можна розрахувати вагові коефіцієнти k_{Bi} .

Експерт може визначити нові ранги, як твір матриці переваги $|a_{ij}|$ на матрицю-стовпець рангів $|M_i|$, тобто:

$$|M'_i| = |a_{ij}| |M_i|$$

У нашому прикладі отримаємо:

$$M'_1 = 1 \cdot 8 + 2 \cdot 7 + 2 \cdot 1 + 1 \cdot 6 + 2 \cdot 3 = 36;$$

$$M'_2 = 0 \cdot 8 + 1 \cdot 7 + 2 \cdot 1 + 2 \cdot 6 + 2 \cdot 3 = 27;$$

$$M'_3 = 0 \cdot 8 + 0 \cdot 7 + 1 \cdot 1 + 0 \cdot 6 + 0 \cdot 3 = 1;$$

$$M'_4 = 1 \cdot 8 + 0 \cdot 7 + 2 \cdot 1 + 1 \cdot 6 + 2 \cdot 3 = 22;$$

$$M'_5 = 0 \cdot 8 + 0 \cdot 7 + 2 \cdot 1 + 0 \cdot 6 + 1 \cdot 3 = 5.$$

$$\sum_{i=1}^5 M'_i = 91.$$

Значення вагових коефіцієнтів k'_{Bi} розраховані по формулі (3.37). Такий прийом дозволяє розширювати динамічний діапазон вагових коефіцієнтів.

Узгодженість думок експертів про ваговитість кожного з показників якості оцінюється за допомогою коефіцієнтів варіації, які визначаються по формулі [29]:

$$V_i = \frac{\sigma_{k_i}}{k_{\sigma_i}}, \quad (3.39)$$

де σ_{k_i} - середньоквадратичне відхилення вагових коефіцієнтів i -го показника якості;

k_{σ_i} - ваговий коефіцієнт i -го показника якості.

Вважається, якщо [35]:

$V_i = 0,26-0,35$ узгодженість думок експертів відносно ваговитості i -го показника якості нижча за середню;

$V_i = 0,16-0,25$ - узгодженість середня;

$V_i = 0,11-0,15$ - узгодженість вища за середню;

$V_i = 0,1$ - узгодженість висока.

При отриманні коефіцієнта варіації $V_i < 0,25$ думки експертів про вагу ознаки вважаються узгодженими [24].

Оцінка узгодженості думок експертів про вагу усіх показників якості може визначатися за допомогою коефіцієнтів конкордації (узгодження) по формулі:

$$W = \frac{12S}{N^2(n^3 - n)}, \quad (3.40)$$

де $S = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^N a_{ij} - T \right)^2$ - сума квадратів відхилень суми рангів кожного

показника по усіх експертах від середньої суми рангів.

Середнє значення рангів визначається по формулах:

$$\bar{M} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M_i \quad \text{чи} \quad T = N \frac{n+1}{2}, \quad (3.41)$$

(при цьому $\bar{M} = T$),

де n – число показників;

N – число експертів;

$\bar{M} = \sum_{j=1}^N M_{ij}$, де M_{ij} - ранг i -го показника у j -го експерта.

Значення W може змінюватись в діапазоні від 0 до 1. При цьому $W = 0$ означає, що узгодженість точок зору експертів відсутня, при $W = 1$ спостерігається абсолютне співпадання їх думок. В більшості випадків достатньо, щоб узгодженість думок експертів була на рівні $W > 0,5$.

Оскільки коефіцієнт конкордації є величиною випадковою, значущість оцінки коефіцієнта конкордації може визначатися за допомогою критерію χ^2 . Розрахована величина $\chi^2 = N(n-1)W$ має χ^2 – розподіл з $\nu = n - 1$ ступенями свободи.

Якщо $\chi^2_p > \chi^2_t$ (табличного), то вважають, що думки експертів узгоджені.

Таким чином, для описаних вище методів обчислення рейтингових порівняльних оцінок при вступі нормування, діапазон відстаней [0..1] можна розбити на інтервали, які включають групи однорідних, з точки зору поставленого завдання, об'єктів порівняння. У [9] відзначається, що «Згортка приватних показників ефективності є поширеним, але малоефективним методом боротьби з багатокритеріальністю. При такій згортці низьке або зовсім неприпустиме значення одних показників може компенсуватися високими значеннями інших. В результаті оцінюваний об'єкт (у нашому випадку - випускник закладу вищої освіти), оптимальний за сумарним показником, може виявитися неприпустимим по очікуваних значеннях приватних показників».

3.2 Застосування машинного навчання у процесі генерації замовлень на працевлаштування

Основними цілями створення програми генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти є:

- виконання аналізу кваліфікації випускників закладів вищої освіти різного виду;
- автоматизація процесу виведення результату генерації;
- автоматизація процесу проведення аналізу та прогнозування працевлаштування випускників закладів вищої освіти

Для вирішення завдання генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти пропонується використовувати схему, представлену на рис. 3.4.

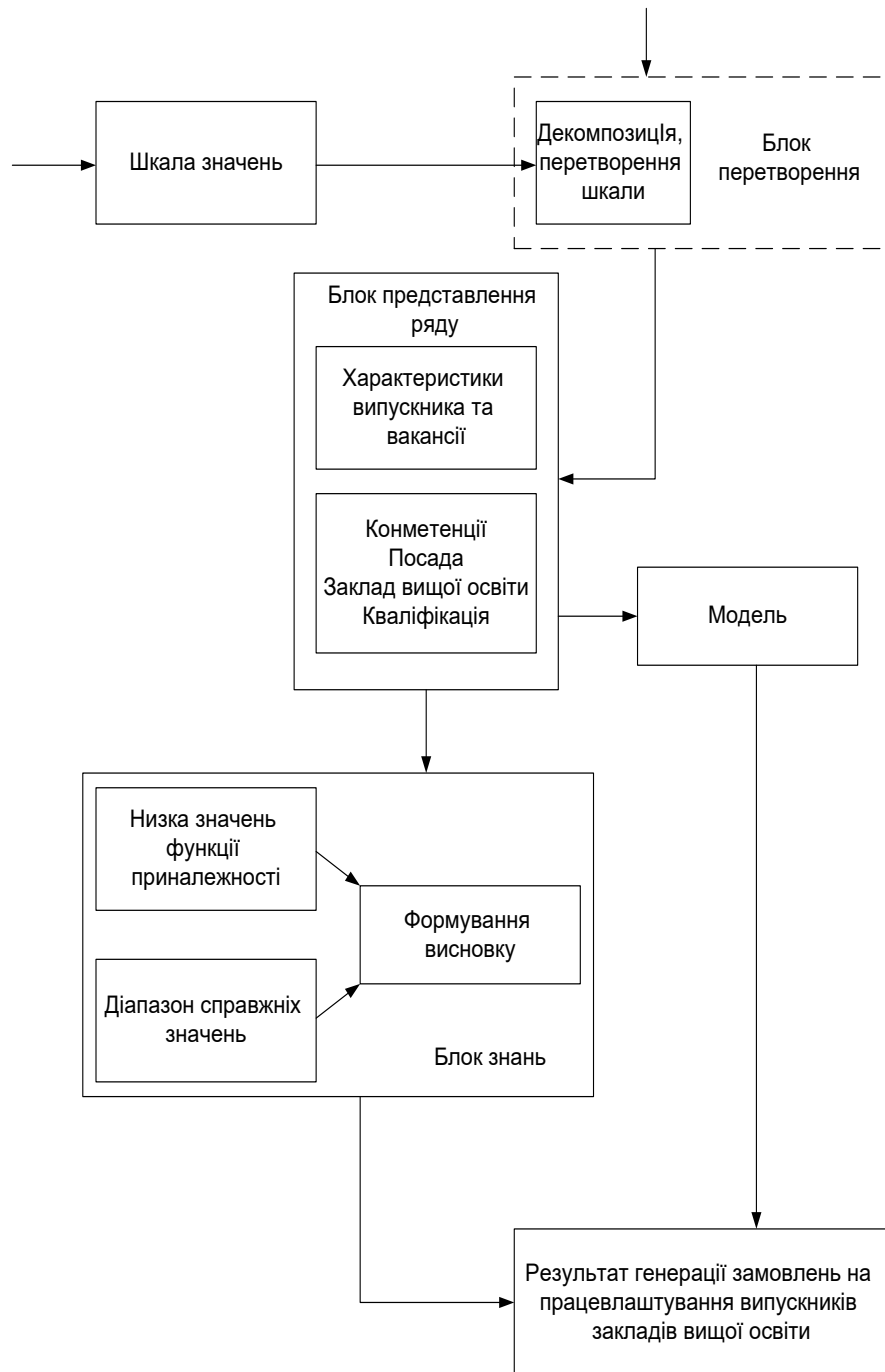


Рисунок – 3.4 Схеми реалізації запропонованої моделі генерації замовлень на працевлаштування випусників закладів вищої освіти

Попередню модель інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти можна представити у вигляді функціональних схем претендентів.

Головна діаграма прецедентів, інформаційної системи генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти показана на рис 3.5.

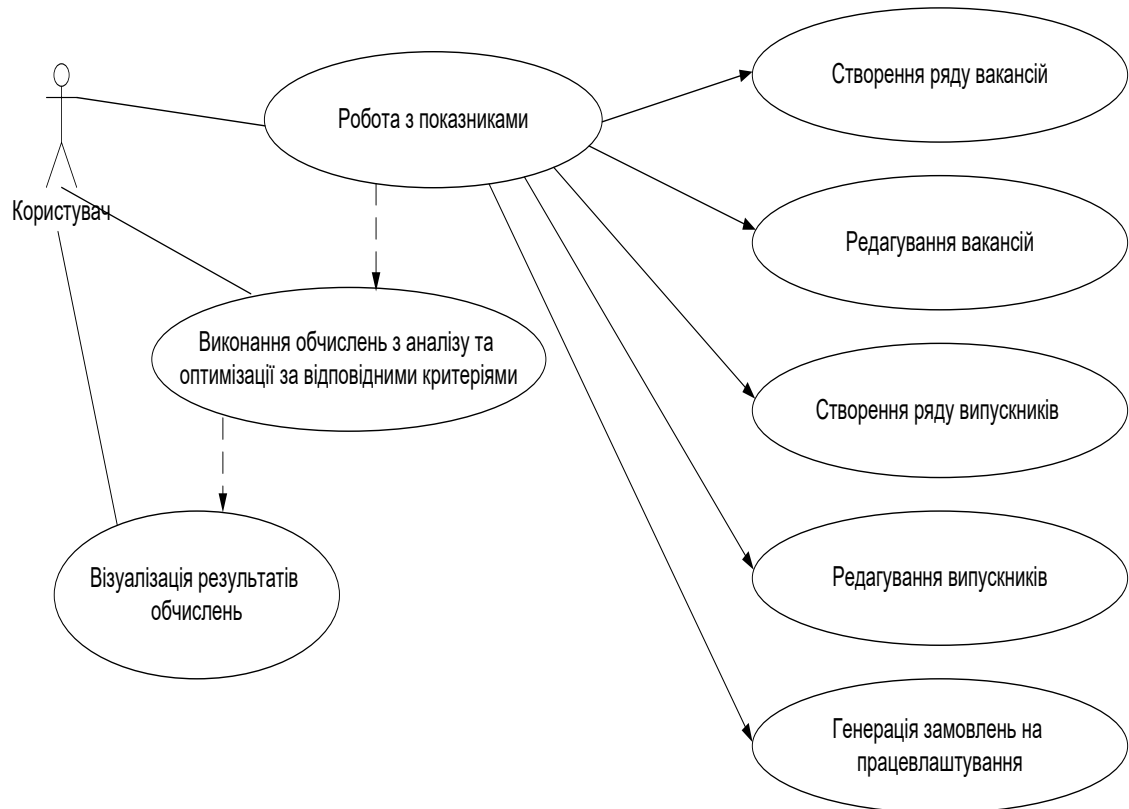


Рисунок – 3.5 Діаграма прецедентів інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

Сутність структури системи передбачає можливість розподілу функціональних можливостей на дві бази.

перша база має на меті формування ряду показників та представлення загальної моделі працевлаштування (рис. 3.6)

друга база ґрунтується на математичній складовій, виконуючи всі необхідні обчислення генерації (рис. 3.7).

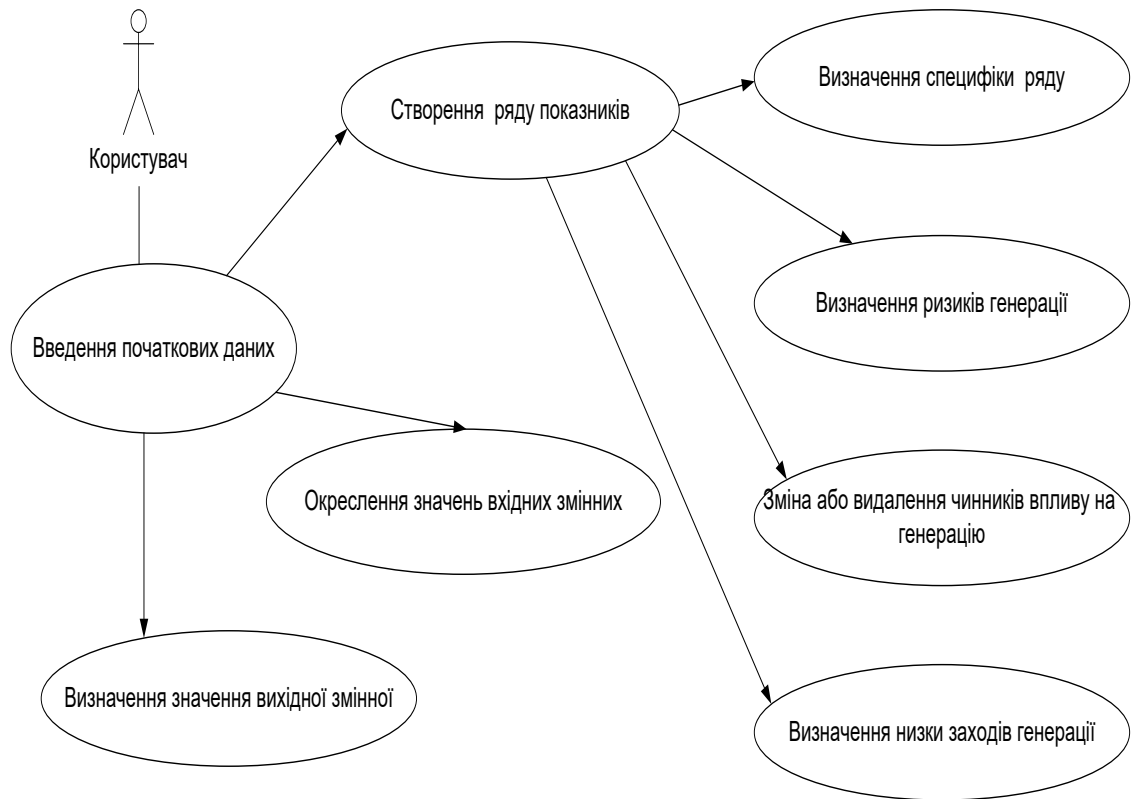


Рисунок – 3.6 Діаграма формування ряду показників та представлення загальної моделі працевлаштування

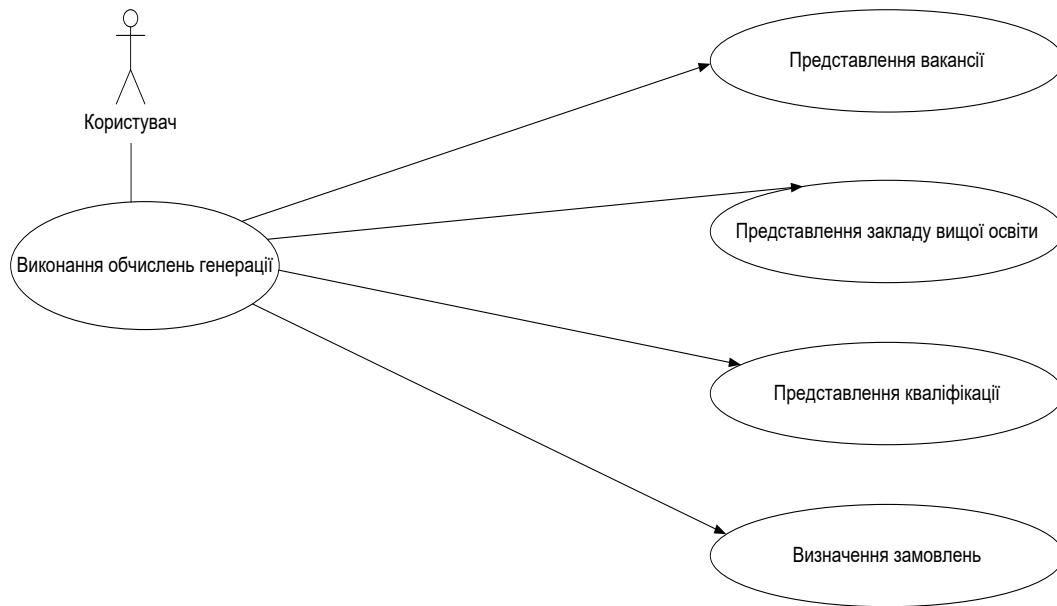


Рисунок – 3.7 Діаграма принципів проведення математичних обчислень та формування результату генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

Механізм виведення замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти базується на визначенні моделі вхідного ряду. У разі визначення структури замовлень результат генерації виводиться у табличній формі враховуючи тенденції зміни на всьому відрізку. Числова ж форма генерації визначається індивідуальною оцінкою яка базується на характеристиці кожної окремої одиниці. Виходячи з цього, особливість інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти полягає в можливості отримання точного багаторівневого прогнозу усіх можливих типів та інтенсивностей елементарних тенденцій закладених в основу біржі праці.

3.3 Впровадження отриманих результатів

У роботі здійснено розробку інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.

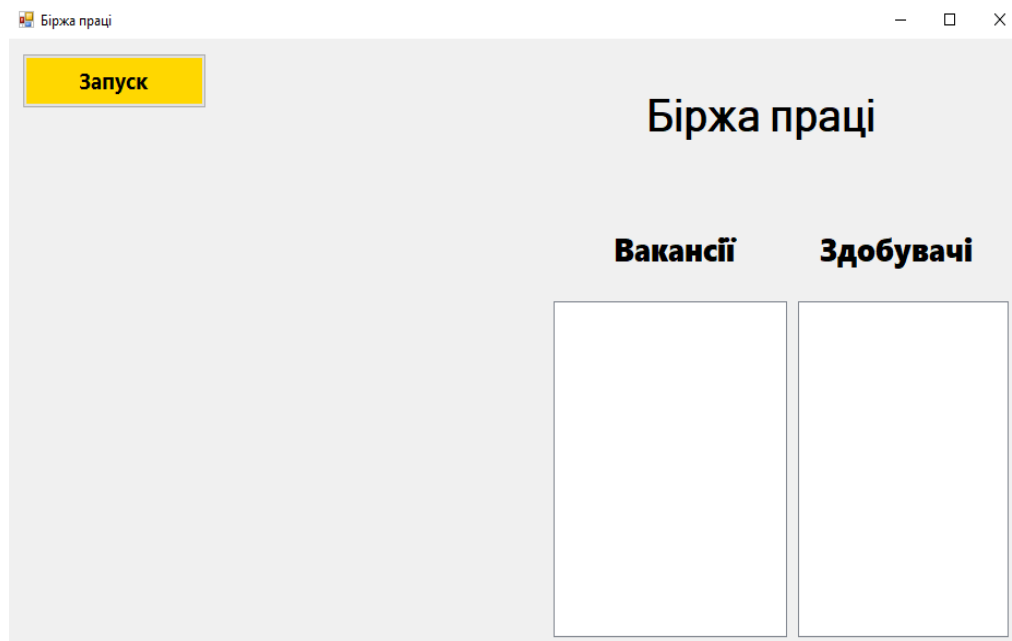


Рисунок – 3.8 Головне вікно інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

Головне вікно інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти наведено на рис. 3.8.

Генерація починається при натисканні на кнопку «Старт».

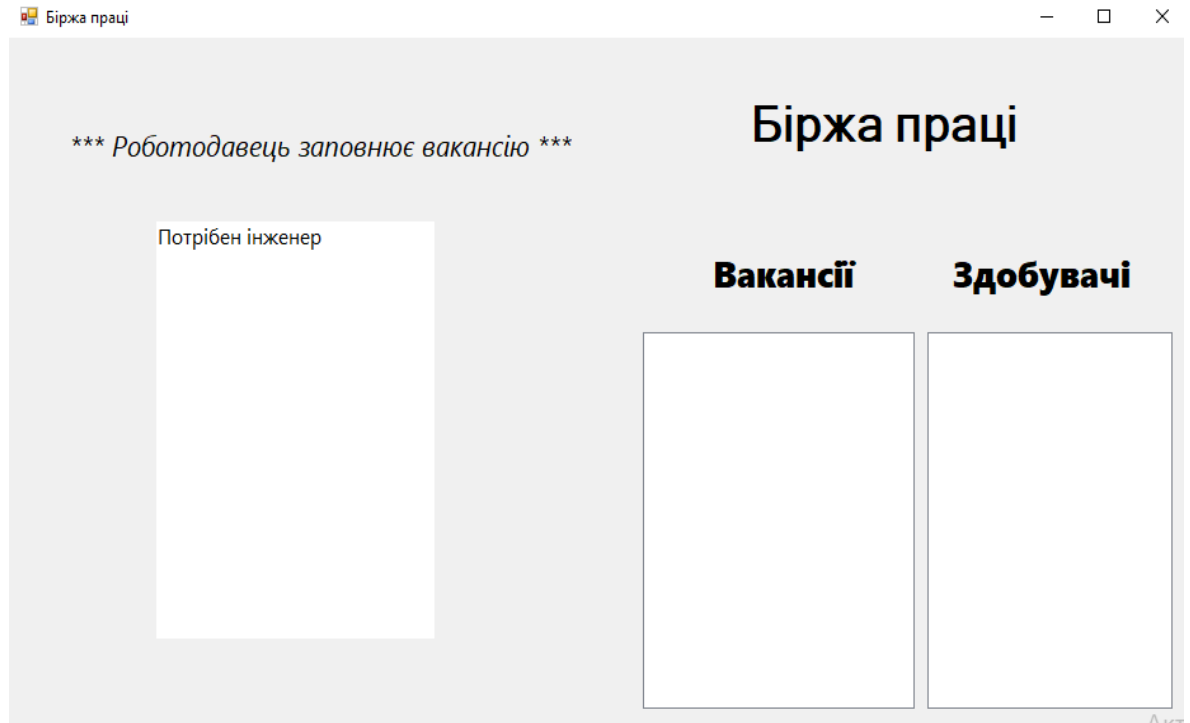


Рисунок – 3.9 Результат роботи інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

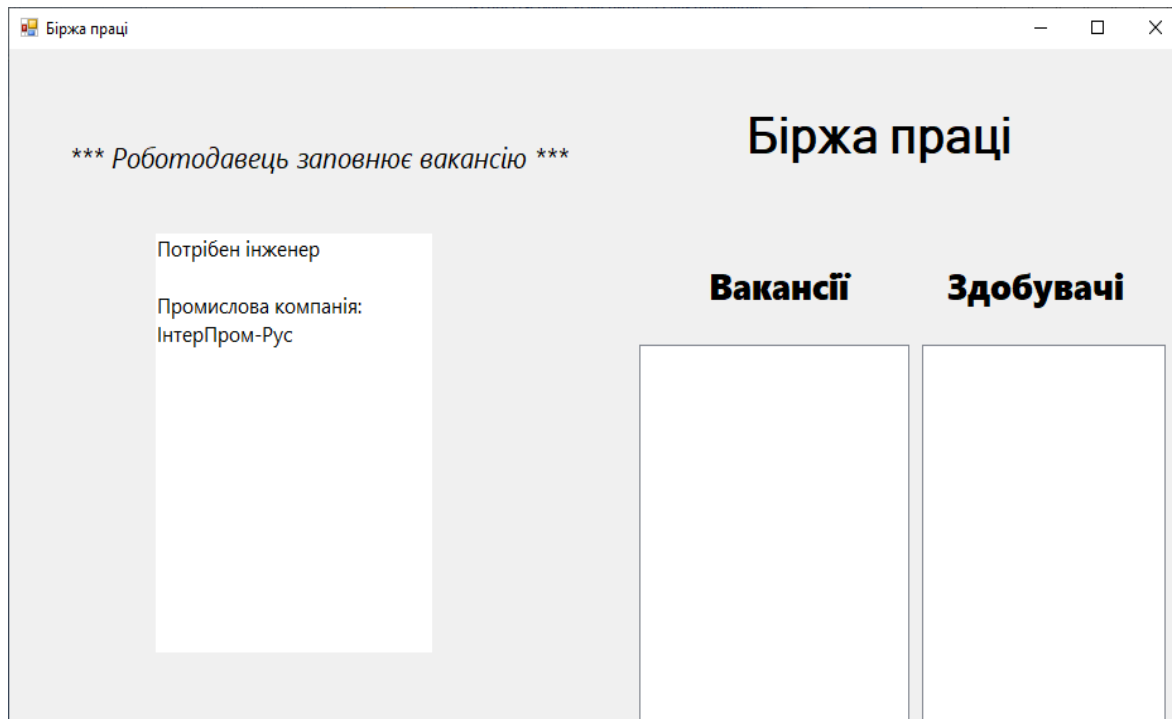


Рисунок – 3.10 Результат роботи інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

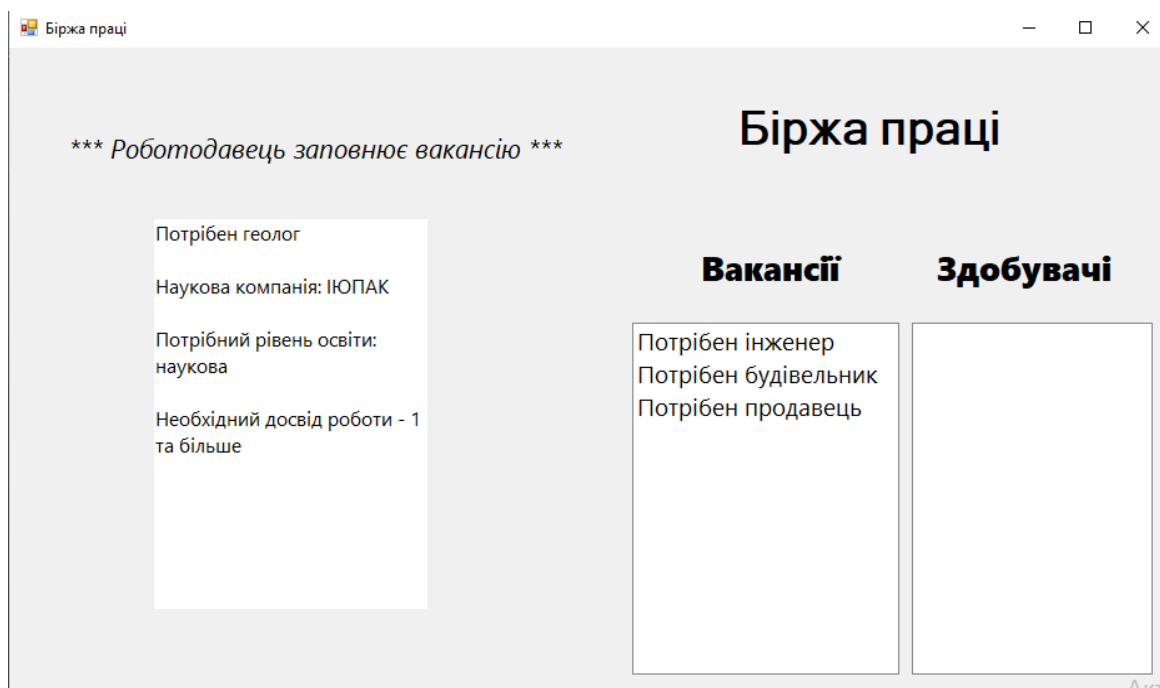


Рисунок – 3.11 Результат роботи інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

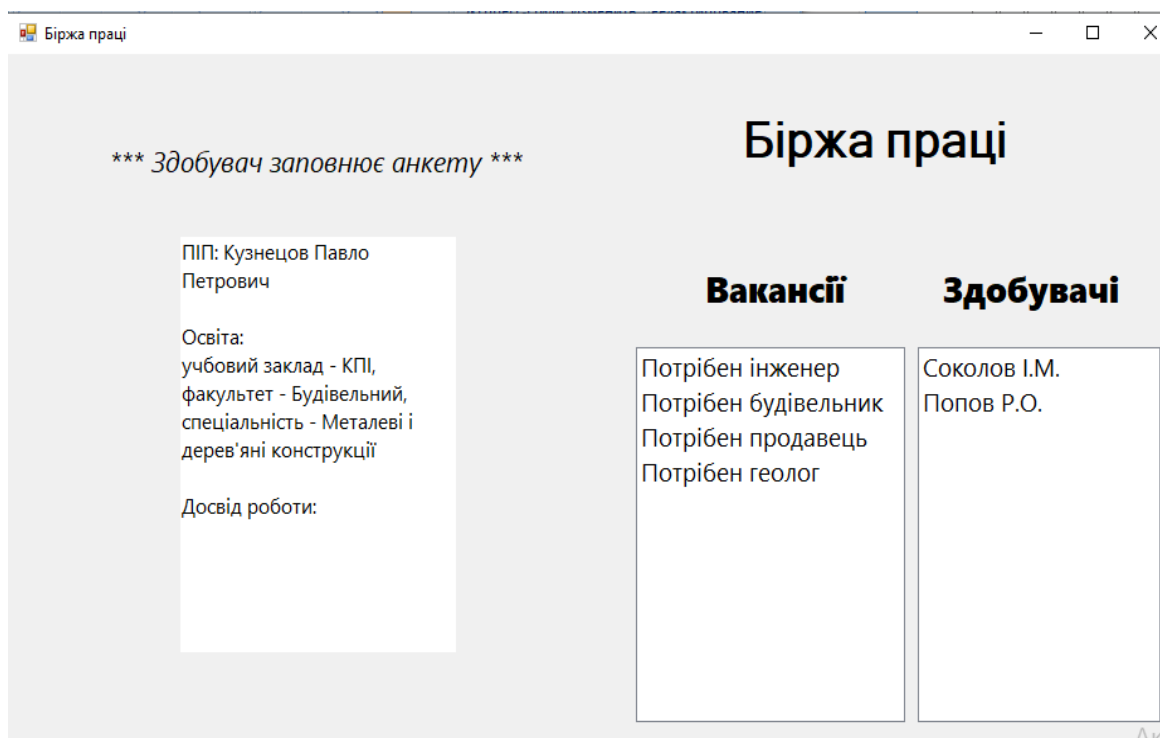


Рисунок – 3.12 Результат роботи інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

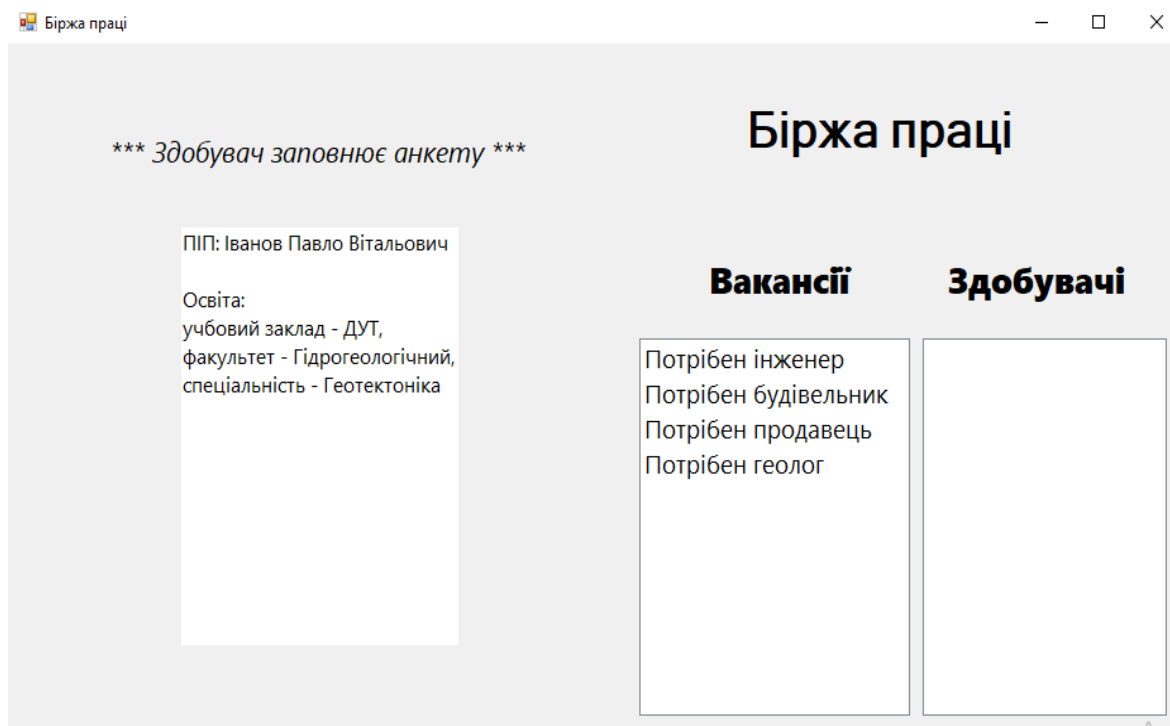


Рисунок – 3.13 Результат роботи інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

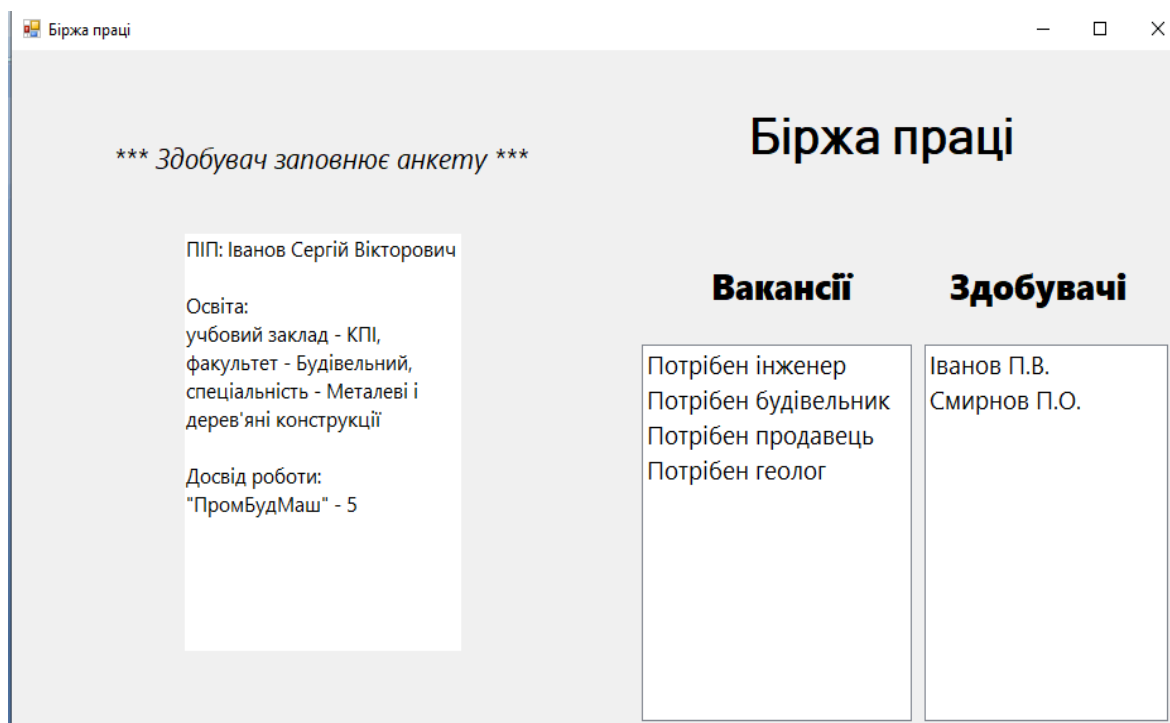


Рисунок – 3.14 Результат роботи інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

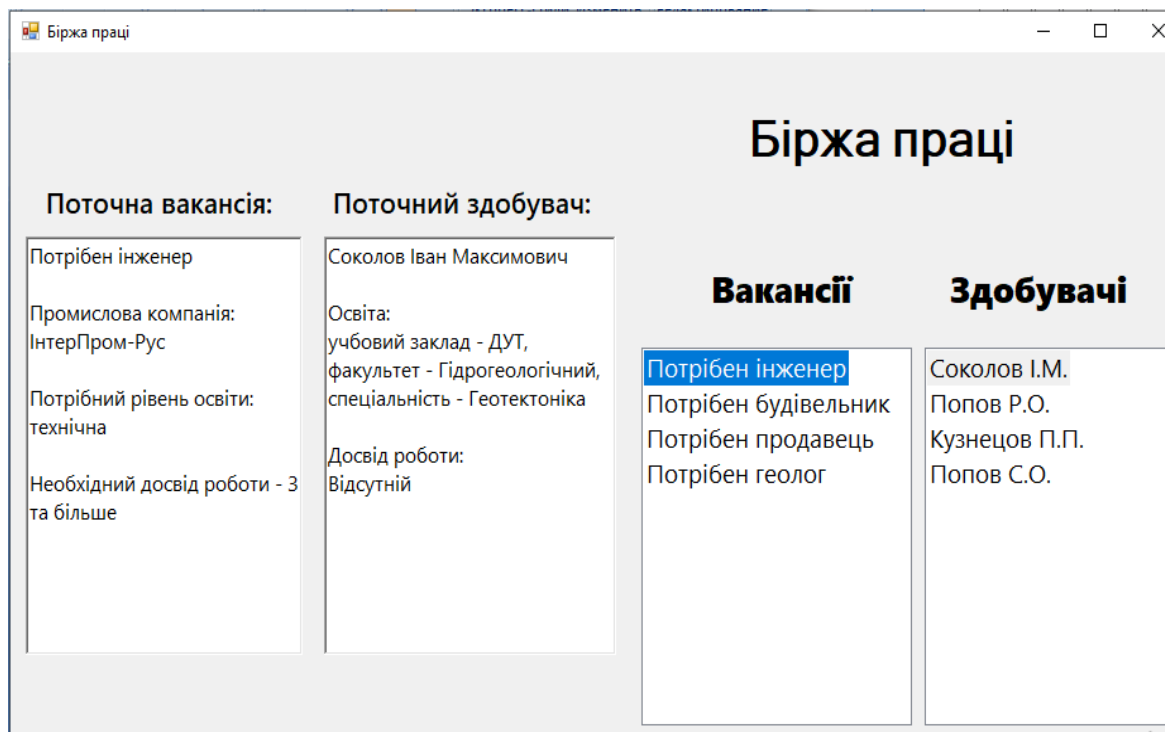


Рисунок – 3.15 Результат роботи інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

Під час тестування інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти збоїв та недоліків у роботі програми не виявлено.

Висновки до розділу

У межах третього розділу розкрито методи машинного навчання, наведено принципи застосування машинного навчання у процесі генерації замовлень на працевлаштування та описано механізми впровадження отриманих результатів.

ВИСНОВКИ

У роботі здійснено розробку інформаційної системи генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти. На основі вищевикладеного варто зробити наступний висновок:

Машинне навчання (machine learning) – це процес машинного аналізу підготовлених статистичних даних для пошуку закономірностей і створення на їх основі потрібних алгоритмів (налаштування параметрів нейронної мережі), які потім будуть використовуватися для прогнозів.

Нейронні мережі можна розділити за типами структур нейронів на гомогенні (однорідні) і гетерогенні. Гомогенні мережі складаються з нейронів одного типу з єдиною функцією активації, а в гетерогенну мережу входять нейрони з різними функціями активації.

Ще одна класифікація ділить нейронні мережі на синхронні і асинхронні. У першому випадку в кожен момент часу лише один нейрон змінює свій стан, у другому – стан змінюється відразу у цілої групи нейронів, як правило, у всього шару. Алгоритмічно хід часу в нейронних мережах задається ітераційним виконанням однотипних дій над нейронами.

Впровадження цифрових технологій в промисловості пов'язане з рядом особливостей, яких немає наприклад в машинобудуванні, і використання досвіду дослідників в області застосування різних алгоритмів і методів може бути корисно як при прийнятті рішень у виробничій діяльності, так і при створенні навчальних матеріалів для студентів вузів.

Рівень зайнятості у випускників вузів істотно перевищує середні показники по країні, у випускників системи середньої професійної освіти за програмами підготовки фахівців середньої ланки і за програмами підготовки кваліфікованих робітників і службовців він також вище середнього показника. Рівень безробіття найменший у випускників вузів.

Зазвичай автоматизація означає оптимізацію процесу. У нашому випадку мета була сформульована як підвищення ефективності пошуку кандидатів. Ефективність в даному випадку виражається через пошук найоптимальніших вакансії кандидатів з мінімальними витратами ресурсів.

Таким чином, система пошуку кандидатів повинна зіставляти кандидатів і відкриті позиції (вакансії). Очевидно, що і те і інше можна представити у вигляді набору навичок. Якщо ми обидві ці сутності (вакансії і кандидатів) представляємо через навички, ми можемо порівняти, наскільки наш кандидат відповідає відкритій позиції з точки зору набору навичок. Саме такий підхід застосовує і рекрутер на найпершому етапі пошуку: у нього є позиція, описана у вигляді набору навичок, і він намагається знайти такий же набір в кандидатах, використовуючи внутрішні бази даних або зовнішні сервіси. Це та частина процесу відбору кандидатів, яку потенційно можна автоматизувати без істотного погіршення якості найму.

Основними цілями створення програми генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти є:

- виконання аналізу кваліфікації випускників закладів вищої освіти різного виду;
- автоматизація процесу виведення результату генерації;
- автоматизація процесу проведення аналізу та прогнозування працевлаштування випускників закладів вищої освіти

Механізм виведення замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти базується на визначенні моделі вхідного ряду. У разі визначення структури замовлень результат генерації виводиться у табличній формі враховуючи тенденції зміни на всьому відрізку. Числова ж форма генерації визначається індивідуальною оцінкою яка базується на характеристиці кожної окремої одиниці. Виходячи з цього, особливість інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

полягає в можливості отримання точного багаторівневого прогнозу усіх можливих типів та інтенсивностей елементарних тенденцій закладених в основу біржі праці.

Під час тестування інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти збоїв та недоліків у роботі програми не виявлено.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Vorontsov, K.V. (2019) Lectures on logical classification algorithms: website. Retrieved from <http://www.ccas.ru/voron/download/LogicAlgs.pdf>.
2. Довбиш А. С. (2018) Оптимізація ієрархічної структури даних інтелектуальної системи функціонального діагностування технічного стану складної машини / А. С. Довбиш, В. І. Зимовець, М. В. Бібик // Вісник Національного технічного університету "ХПІ". Серія : Системний аналіз, управління та інформаційні технології. № 44. С. 42-49. Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/vcpisa_2018_44_10.
3. Марченко О.О., Россада Т.В. (2017) Актуальні проблеми Data Mining: Навчальний посібник для студентів факультету комп'ютерних наук та кібернетики. Київ. 150 с.
4. Кривохата А. Г. (2018) Застосування ансамблевого навчання в задачах класифікації акустичних даних / А. Г. Кривохата, О. В. Кудін, М. В. Давидовський, А. О. Лісняк // Вісник Запорізького національного університету. Фізико-математичні науки. № 1. С. 48-60. – Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vznu_mat_2018_1_7.
5. Ланде Д.В., Субач І.Ю., Бояринова Ю.Є. (2018) Основи теорії і практики інтелектуального аналізу даних у сфері кібербезпеки: навчальний посібник. К.: ІСЗЗІ КПІ ім. Ігоря Сікорського», 297 с.
6. Шаркаді М. М. (2020) Моделі і методи машинного навчання завдань передбачення / М. М. Шаркаді, М. В. Роботишин, М. М. Маляр // Моделі і методи машинного навчання: Наук. вісник Ужгород. ун-ту, вип. 36, № 1. С. 112-122.
7. Лавренюк М. С. (2018) Огляд методів машинного навчання для класифікації великих обсягів супутникових даних / М.С. Лавренюк, О.М. Новіков // Системні дослідження та інформаційні технології. №. 1. С. 52-71.

8. Тітова А. Ю. (2019) Розробка методу аналізу складних даних на основі технології machine learning / А.Ю. Тітова, Д.Є. Іванов, Л.В. Зубик // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. Харків: НТУ "ХПІ". № 28. С. 131–140.
9. Gladun, A.Y., & Rogushena, Y. V. (2016). Data mining: Search for knowledge in data. Kiev: ADEF - Ukraine LLC. [in Ukrainian]
10. Ghamisi, P., Plaza, J. , Chen, Y., Li, J. & Plaza, A. J. (2017). Advanced Spectral Classifiers for Hyperspectral Images: A review. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 5(1), 8–32. 10.1109/MGRS.2016.2616418
11. James D. Miller. (2017) Statistics for Data Science: Leverage the power of statistics for Data Analysis, Classification, Regression, Machine Learning, and Neural Networks. Packt Publishing Ltd, 286 p.
12. Chen, T., & Guestrin, C. (2019). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1603.02754>
13. Hu T., Li P., Zhang C., Liu R. Design and Application of a Real-Time Industrial Ethernet Protocol Under Linux Using RTAI // International Journal of Computer Integrated Manufacturing. 2013. No. 26 (5). P. 429-439. DOI: 10.1080/0951192X.2012.731609.
14. Ye Y., Hu T., Zhang C., Luo W. Design and Development of a CNC Machining Process Knowledge Base Using Cloud Technology // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2016. Vol. 94. Issue 9-12. P. 3413-3425. DOI 10.1007/s00170-016-9338-1.
15. Tao F., Qi Q. New IT Driven Service-Oriented Smart Manufacturing: Framework and Characteristics // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems. 2017. No. 49 (1). P. 81-91. DOI: 10.1109/TSMC.2017.2723764.
16. Ang J., Goh C., Saldivar A., Li Y. Energy-Efficient Through-Life Smart Design, Manufacturing and Operation of Ships in an Industry 4.0 Environment // Energies. 2017. No. 10(5). P. 610. DOI: 10.3390/en10050610.

17. Huang Z., Hu T., Peng C., Hou M., Zhang C. Research and Development of Industrial Real-Time Ethernet Performance Testing System Used for CNC System // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2016. Vol. 83. Issue 5-8. P. 1199–1207. DOI: 10.1109/MIC.2017.18.
18. Lalanda P., Morand D., Chollet S. Autonomic Mediation Middleware for Smart Manufacturing // *IEEE Internet Computing*. 2017. No. 21 (1). P. 32-39. DOI: 10.1109/MIC.2017.18.
19. Wang L., Torngren M., Onori M. Current Status and Advancement of Cyber-Physical Systems in Manufacturing // *Journal of Manufacturing Systems*. 2015. No. 37 (2). P. 517-527. DOI: 10.1016/j.jmsy.2015.04.008.
20. Wang P., Gao R.X., Fan Z. Cloud Computing for Cloud Manufacturing: Benefits and Limitations // *Journal of Manufacturing Science and Engineering*. 2015. No. 137 (4). URL: https://www.researchgate.net/publication/277594751_Cloud_Computing_for_Cloud_Manufacturing_Benefits_and_Limitations (accessed 27.08.2019). DOI: 10.1115/1.4030209.
21. Lu Y., Xu X., Xu J. Development of a Hybrid Manufacturing Cloud // *Journal of Manufacturing Systems*. 2014. No. 33 (4). P. 551-566. DOI: 10.1016/j.jmsy.2014.05.003.
22. Wu D., Rosen D.W., Schaefer D. Cloud-Based Design and Manufacturing: Status and Promise // *Cloud-Based Design and Manufacturing*. Cham, Switzerland. Springer International Publishing, 2014. P. 1-24. DOI: 10.1007/978-3-319-07398-9_1.
23. Choudhary A.K. Data Mining in Manufacturing: a Review Based on the Kind of Knowledge // *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2009. No. 20. P. 501-521. DOI: 10.1007/s10845-008-0145-x.
24. Lade P., Ghosh R., Srinivasan S. Manufacturing Analytics and Industrial Internet of Things // *IEEE Intelligent Systems*. 2017. No. 32 (3). P. 74-79. DOI: 10.1109/MIS.2017.49.

25. Teti R., Jemielniak K., O'Donnell G.E., Dornfeld D. Advanced Monitoring of Machining Operations // *CIRP Annals – Manufacturing Technology*. 2010. No. 59 (2). P. 717-739. DOI: 10.1016/j.cirp.2010.05.010.
26. Wu D., Jennings C., Terpenney J., Gao R.X., Kumara S. A Comparative Study on Machine Learning Algorithms for Smart Manufacturing: Tool Wear Prediction Using Random Forests // *Journal of Manufacturing Science and Engineering*. 2017. Vol. 139. Issue 7. URL: <https://asmedigitalcollection.asme.org/manufacturingscience/article/139/7/071018/454654/A-Comparative-Study-on-Machine-Learning-Algorithms> (accessed 27.08.2019). DOI: 10.1115/1.4036350
27. Xie X. A Review of Recent Advances in Surface Defect Detection Using Texture Analysis Techniques // *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*. 2008. No. 7. P. 11-22. DOI:10.5565/rev/elcvia.268.
28. Neogi N., Mohanta D.K., Dutta P.K. Review of Vision-Based Steel Surface Inspection Systems // *Journal on Image and Video Processing*. 2014. No. 50. URL: <https://jivp-eurasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/1687-5281-2014-50> (accessed 27.08.2019). DOI:10.1186/1687-5281-2014-50.
29. Park J.K., Kwon B.K., Park J.H., Kang D.J. Machine Learning-Based Imaging System for Surface Defect Inspection // *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*. 2016. Vol. 3. Issue 3. P. 303-310. DOI: 10.1007/s40684-016-0039-x.
30. Janssens O., Slavkovikj V., Vervisch B., Stockman K., Loccufer M., Verstockt S. Convolution Neural Network Based Fault Detection for Rotating Machinery // *Journal of Sound and Vibration*. 2016. No. 377. P. 331-345. DOI: 10.1016/j.jsv.2016.05.027.
31. Lu C., Wang Z., Zhou B. Intelligent Fault Diagnosis of Rolling Bearing Using Hierarchical Convolution Network Based Health State Classification //

32. Advanced Engineering Informatics. 2017. Vol. 32. P. 139-151. DOI: 10.1016/j.aei.2017.02.005.
33. Guo X., Chen L., Shen C. Hierarchical Adaptive Deep Convolution Neural Network and Its Application to Bearing Fault Diagnosis // Measurement. 2016. No. 93. P. 490-502. DOI: 10.1016/j.measurement.2016.07.054.
34. Verstraete D., Droguett E., Meruance V., Modarres M., Ferrada A. Deep Learning Enabled Fault Diagnosis Using Time-Frequency Image Analysis of Rolling Element Bearings // Shock and Vibration. 2017. Vol. 2017. P. 1-17. DOI:10.1155/2017/5067651.
35. Chen Z.Q., Li C., Sanchez R.V. Gearbox Fault Identification and Classification with Convolution Neural Networks // Shock and Vibration. 2015. Vol. 2015. P. 1-10. DOI: 10.1155/2015/390134.
36. Wang P., Ananya Yan R., Gao R.X. Virtualization and Deep Recognition for System Fault Classification // Journal of Manufacturing Systems. 2017. No. 44. P. 310-316. DOI: 10.1016/j.jmsy.2017.04.012.
37. Dong H., Yang L., Li H. Small Fault Diagnosis of Front-End Speed Controlled Wind Generator Based on Deep Learning // WSEAS Transactions on Circuits and Systems. 2016. Vol. 15. P. 64-72.
38. Wang J., Zhuang J., Duan L., Cheng W. A Multi-Scale Convolution Neural Network for Featureless Fault Diagnosis // Proceedings of 2016 International Symposium on Flexible Automation (ISFA). Cleveland, State of Ohio, USA. 2016. P. 65-70. DOI: 10.1109/ISFA.2016.7790137.
39. Yu H., Khan F., Garaniya V. Non-Linear Gaussian Belief Network Based Fault Diagnosis for Industrial Processes // Journal of Process Control. 2015. No. 35. P. 178-200. DOI: 10.1016/j.jprocont.2015.09.004.
40. Shao H., Jiang H., Zhang X., Niu M. Rolling Bearing Fault Diagnosis Using an Optimization Deep Belief Network // Measurement Science and Technology. 2015. Vol. 26. No. 11. DOI: 10.1088/0957-0233/26/11/115002.

41. Gan M., Wang C., Zhu C. Construction of Hierarchical Diagnosis Network Based on Deep Learning and its Application in the Fault Pattern Recognition of Rolling Element Bearings // *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2016. Vol. 72-73. P. 92-104. DOI: 10.1016/j.ymsp.2015.11.014.
42. Zhao R., Yan R., Wang J., Mao K. Learning to Monitor Machine Health with Convolution Bi-Directional LSTM Networks // *Sensors*. 2017. Vol. 17. No. 2. P. 273-290. DOI: 10.3390/s17020273.
43. Malhotra P., Vig L., Shroff G., Agarwal P. Long Short Term Memory Networks for Anomaly Detection in Time Series // *Computational Intelligence, and Machine Learning – 2015 Proceeding of 23rd European Symposium on Artificial Neural Networks*. Bruges, Belgium. 2015. P. 89-94.
44. Lee J., Kao H.A., Yang S. Service Innovation and Smart Analytics for Industry 4:0 and Big Data Environment // *Procedia CIRP*. 2014. No. 16. P. 3-8. DOI: 10.1016/j.procir.2014.02.001.
45. Chen C., Zhang C.Y. Data-Intensive Applications, Challenges, Techniques and Technologies: a Survey on Big Data // *Information Sciences*. 2014. Vol. 275. P. 314-347. DOI: 10.1016/j.ins.2014.01.015.
46. Floudas C.A., Niziolek A.M., Onel O., Matthews L.R. Multi-Scale Systems Engineering or Energy and the Environment: Challenges and Opportunities // *AIChE Journal*. 2016. Vol. 62. P. 602-623. DOI:10.1002/aic.15151.
47. Helu M., Libes D., Lubell J., Lyons K., Morris K. Enabling Smart Manufacturing Technologies for Decision-Making Support // *ASME 2016 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference Proceedings of the 36th ASME Computers and Information in Engineering Conference*. Charlotte, North Carolina, USA. 2016. URL: https://tsapps.nist.gov/publication/get_pdf.cfm?pub_id=920656 (accessed 27.08.2019). DOI: 10.1115/DETC2016- 59721.

48. Beck D.A.C., Carothers J.M., Subramanian V.R., Pfaendtner J. Data Science: Accelerating Innovation and Discovery in Chemical Engineering // *AIChE Journal*. 2016. Vol. 62. Issue 5. P. 1402-1416. DOI: 10.1002/aic.15192.
49. Chiang L.H., Russell E.L., Braatz R.D. Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems. London: Springer-Verlag London Limited, 2001. 279 p. DOI: 10.1007/978-1-4471-0347-9.
50. Venkatasubramanian V., Rengaswamy R., Yin K., Kavuri S.N. A Review of Process Fault Detection and Diagnosis // *Computers & Chemical Engineering*. 2003. Vol. 27. Issue 3. P. 293-311. DOI: 10.1016/S0098-1354(02)00160-6.
51. Melis Onel, Chris A. Kieslich, Yannis A. Guzman, Christodoulos A. Floudas, Efstratios N. Pistikopoulos. Big Data Approach to Batch Process Monitoring: Simultaneous Fault Detection and Diagnosis Using Nonlinear Support Vector Machine-based Feature Selection // *Computers and Chemical Engineering*. 2018. Vol. 115. P. 46-63. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2018.03.025
52. Zhu J., Ge Z., Song Z. Distributed Parallel PCA for Modeling and Monitoring of Large-Scale Plant-Wide Processes with Big Data // *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2017. Vol. 13. Issue 4. P. 1877-1885. DOI: 10.1109/TII.2017.2658732.
53. Ge Z., Song Z., Ding S.X., Huang B. Data Mining and Analytics in the Process Industry: The Role of Machine Learning // *IEEE Access*. 2017. Vol. 5. P. 20590-20616. DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2756872.
54. White T. Hadoop: The Definitive Guide. 2012. 688 p.
55. Singh V., Gupta R.K., Sevakula R.K., Verma N.K. Comparative Analysis of Gaussian Mixture Model, Logistic Regression and Random Forest for Big Data Classification Using Map Reduce // *Proceedings of 2016 11th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS)*. Roorkee, India. 2016. P. 333-338. DOI: 10.1109/ICIINFS.2016.8262961.

56. Zhu J. Monitoring Big Process Data of Industrial Plants with Multiple Operating Modes Based on Hadoop // Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers. 2018. Vol. 91. P. 10-21. DOI: 10.1016/j.jtice.2018.05.020.
57. Kroll B. System Modelling Based on Machine Learning for Anomaly Detection and Predictive Maintenance in Industrial Plants // Proceedings of the 2014 IEEE Emerging Technology and Factory Automation (ETFA). Barcelona, Spain. 2014. P. 1-7. DOI: 10.1109/ETFA.2014.7005202.
58. Susto G. Machine Learning for Predictive Maintenance: A Multiple Classifier Approach // IEEE Transactions on Industrial Informatics. 2015. Vol. 11. Issue 3. P. 812-820. DOI: 10.1109/TII.2014.2349359.
59. Wuest T., Irgens C. An Approach to Monitoring Quality in Manufacturing Using Supervised Machine Learning on Produce State Data // Journal of Intelligent Manufacturing. 2014. Vol. 25. Issue 5. P. 1167-1180. DOI: 10.1007/s10845-013-0761-y.
60. Caoimhe M. Carbery, Roger Woods, Adele H. Marshall. A Bayesian Network Based Learning System for Modeling Faults in Large-Scale Manufacturing // 2018 IEEE International Conference on Industrial Technology. Lyon, France. 2018. P. 1357-1362. DOI: 10.1109/ICIT.2018.8352377.
61. Rato T., Reis M., Schmitt E., Hubert M., De Ketelaere B. A Systematic Comparison of PCA-Based Statistical Process Monitoring Methods for HighDimensional, Time-Dependent Processes // AIChE Journal. 2016. Vol. 62. Issue 5. P. 1478-1493. DOI: 10.1002/aic.15062.

ДОДАТКИ

Додаток А

```
using System;
using System.Collections.Generic;

// Завдання реалізована в автоматичному режимі (користувачеві показується "процес",
// після натискання кнопки "Запуск", в якому відображаються три основні процеси,
// властивих біржі: надходження вакансій від роботодавців, надходження анкет від
претендентів,
// і підбір вакансії для кожного претендента.

namespace Laba2_LaborExchange
{
    //Інтерфейс, що позначає основні дії для біржі
    public interface IExchange
    {
        //Реєстрація здобувача на біржі
        void RegisterApplicant(Applicant jobless);
        //Видалення людини зі списку претендентів
        void RemoveApplicant(Applicant jobless);
        //Повідомлення всіх претендентів на біржі про доступні вакансії
        void NotifyApplicants(ref Vacancy vacancyForView, ref Applicant applicantForView);
    }
    //Клас біржі праці
    public class LaborExchange : IExchange
    {
        List<Applicant> joblesses; //список претендентів
        List<Vacancy> vacancies; //список вакансій

        //Подія для відображення анкети нового претендента
        public event EventHandler<EventArgs> ShowApplicant;
        //Подія для відображення нової вакансії
        public event EventHandler<EventArgs> ShowVacancy;
        //Подія для відображення пошуку підходящої вакансії для здобувача
        public event EventHandler<EventArgs> ShowSearchVacancyForApplicant;
```

```
public void OnShowApplicant()
{
    ShowApplicant(this, EventArgs.Empty);
}
```

```
public void OnShowVacancy()
{
    ShowVacancy(this, EventArgs.Empty);
}
```

```
public LaborExchange()
{
    joblesses = new List<Applicant>();
    vacancies = new List<Vacancy>();
}
```

//Додавання кількох вакансій для демонстрації роботи біржі

```
public void AddDemoVacancies(ref Vacancy vacancy)
{
    int num = 0;
    while (num < 4)
    {
        vacancy = new Vacancy((TypeWorker)num);
        vacancies.Add(vacancy);
        OnShowVacancy();
        num++;
    }
}
```

//Додавання кількох претендентів для демонстрації роботи біржі

```
public void AddDemoApplicants(ref Applicant applicant)
{
    int num = 3;
    while (num >= 0)
    {
        applicant = new Applicant((TypeWorker)num);
        RegisterApplicant(applicant);
        OnShowApplicant();
        num--;
    }
}
```

```

    }

    public void NotifyApplicants(ref Vacancy vacancyForView, ref Applicant applicantForView)
    {
        Vacancy selectedVacancy;
        int i = 0;
        while (i < joblesses.Count)
        {
            applicantForView = joblesses[i];
            joblesses[i].ShowJobSelection += ShowSearchVacancyForApplicant;
            selectedVacancy = joblesses[i].SearchJob(vacancies, ref vacancyForView);
            if (selectedVacancy != null)
            {
                RemoveApplicant(joblesses[i]);
                vacancies.Remove(selectedVacancy);
            }
            else
            {
                i++;
            }
        }
    }

    public void RegisterApplicant(Applicant jobless)
    {
        joblesses.Add(jobless);
    }

    public void RemoveApplicant(Applicant jobless)
    {
        joblesses.Remove(jobless);
    }
}
}

```



```
using System;
using System.Collections.Generic;
using System.ComponentModel;
using System.Data;
using System.Drawing;
using System.Linq;
using System.Text;
using System.Threading;
using System.Threading.Tasks;
using System.Windows.Forms;
using System.Windows.Threading;

namespace LaborExchange
{
    public partial class FormView : Form, IView
    {
        public FormView()
        {
            InitializeComponent();
            CheckForIllegalCrossThreadCalls = false;
        }

        private void AddInfoToRichTextBox(RichTextBox textBox, string tmp)
        {
            textBox.Text += tmp;
            textBox.Refresh();
            Thread.Sleep(1000);
        }

        public void AddApplicant(Applicant applicant)
        {
            richTextBoxForEnterApplicant.Visible = true;
            richTextBoxForEnterApplicant.Refresh();
            Thread.Sleep(1000);

            textBoxForPromptUser.Text = "**** Здобувач заповнює анкету ****";
            textBoxForPromptUser.Refresh();
        }
    }
}
```

```
        AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterApplicant, "ПІП: ");
        AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterApplicant, applicant.FIO + "\n\n");
        AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterApplicant, "Освіта:\n");
        AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterApplicant,
applicant.Education.GetEducationInfo() + "\n\n");
        AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterApplicant, "Досвід роботи:\n");
        AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterApplicant,
applicant.WorkExperience.GetInfo());
        Thread.Sleep(2000);
```

```
        ListViewItem item = new ListViewItem(applicant.GetInitials());
        item.Tag = applicant;
        listViewForApplicants.Items.Add(item);
        listViewForApplicants.Refresh();
```

```
        textBoxForPromptUser.Text = "**** Здобувач заповнив анкету! ****";
        textBoxForPromptUser.Refresh();
        labelForApplicant.Visible = false;
        labelForApplicant.Refresh();
        richTextBoxForEnterApplicant.Visible = false;
        richTextBoxForEnterApplicant.Text = "";
        richTextBoxForEnterApplicant.Refresh();
        Thread.Sleep(1000);
```

```
        textBoxForPromptUser.Text = "";
        textBoxForPromptUser.Refresh();
        Thread.Sleep(1000);
```

```
    }
```

```
public void AddVacancy(Vacancy vacancy)
```

```
{
```

```
    richTextBoxForEnterVacancy.Visible = true;
    richTextBoxForEnterVacancy.Refresh();
    Thread.Sleep(1000);
```

```
    textBoxForPromptUser.Text = "**** Роботодавець заповнює вакансію ****";
    textBoxForPromptUser.Refresh();
```

```
    AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterVacancy, vacancy.Name + "\n\n");
```

```

        AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterVacancy, vacancy.Company.GetFullName() +
"\n\n");

        AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterVacancy,
vacancy.Education.GetEducationInfo() + "\n\n");
        AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForEnterVacancy, vacancy.WorkExperience.GetInfo());
        Thread.Sleep(2000);

        ListViewItem item = new ListViewItem(vacancy.Name);
        item.Tag = vacancy;
        listViewForVacancies.Items.Add(item);
        listViewForVacancies.Refresh();

        textBoxForPromptUser.Text = "**** Роботодавець заповнив вакансію! ****";
        textBoxForPromptUser.Refresh();
        richTextBoxForEnterVacancy.Visible = false;
        richTextBoxForEnterVacancy.Text = "";
        richTextBoxForEnterVacancy.Refresh();
        Thread.Sleep(1000);

        textBoxForPromptUser.Text = "";
        textBoxForPromptUser.Refresh();
        Thread.Sleep(1000);
    }

    private void FormView_Load(object sender, EventArgs e)
    {

    }

    public void SearchVacancyForApplicant(Vacancy vacancy, Applicant applicant)
    {
        int numberVacancy = -1, numberApplicant = -1;
        int i = 0;
        while (i < listViewForVacancies.Items.Count && numberVacancy == -1)
        {
            if (vacancy == (Vacancy)listViewForVacancies.Items[i].Tag)
            {
                numberVacancy = i;
            }
        }
    }

```

```
        i++;
    }
    i = 0;
    while (i < listViewForApplicants.Items.Count && numberApplicant == -1)
    {
        if (applicant == (Applicant)listViewForApplicants.Items[i].Tag)
        {
            numberApplicant = i;
        }
        i++;
    }
    listViewForApplicants.Items[numberApplicant].Selected = true;
    listViewForApplicants.Refresh();
    Thread.Sleep(1000);
    listViewForVacancies.Items[numberVacancy].Selected = true;
    listViewForVacancies.Refresh();

    labelForVacancy.Visible = true;
    labelForVacancy.Refresh();
    richTextBoxForCompareVacancy.Visible = true;
    richTextBoxForCompareVacancy.Refresh();

    labelForApplicant.Visible = true;
    labelForApplicant.Refresh();
    richTextBoxForCompareApplicant.Visible = true;
    richTextBoxForCompareApplicant.Refresh();

    AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForCompareApplicant, applicant.ToString());
    AddInfoToRichTextBox(richTextBoxForCompareVacancy, vacancy.ToString());
    Thread.Sleep(2000);

    pictureBoxForComparison.Visible = true;
    if (applicant.CheckVacancy(vacancy))
    {
        pictureBoxForComparison.Image = Image.FromFile("GreenCheckMark.png");
    }
    else
    {
        pictureBoxForComparison.Image = Image.FromFile("RedDagger.png");
    }
}
```

```

    }
    pictureBoxForComparison.Refresh();
    Thread.Sleep(3000);

    pictureBoxForComparison.Visible = false;
    labelForVacancy.Visible = false;
    labelForVacancy.Refresh();
    richTextBoxForCompareVacancy.Visible = false;
    richTextBoxForCompareVacancy.Text = "";
    richTextBoxForCompareVacancy.Refresh();
    labelForApplicant.Visible = false;
    labelForApplicant.Refresh();
    richTextBoxForCompareApplicant.Visible = false;
    richTextBoxForCompareApplicant.Text = "";
    richTextBoxForCompareApplicant.Refresh();


    if (applicant.CheckVacancy(vacancy))
    {
        listViewForApplicants.Items[numberApplicant].Remove();
        listViewForVacancies.Items[numberVacancy].Remove();
    }
    else
    {
        listViewForVacancies.Items[numberVacancy].Selected = false;
    }
    listViewForVacancies.Refresh();
    listViewForApplicants.Refresh();
    Thread.Sleep(1000);
    if (!applicant.CheckVacancy(vacancy))
    {
        listViewForApplicants.Items[numberApplicant].Selected = false;
    }
}

private void buttonStartProcess_Click(object sender, EventArgs e)
{
    buttonStartProcess.Visible = false;
    Presenter presenter = new Presenter(this);
}

```

```
private void listViewForVacancies_SelectedIndexChanged(object sender, EventArgs e)
{
    }
}
}
```

Додаток В



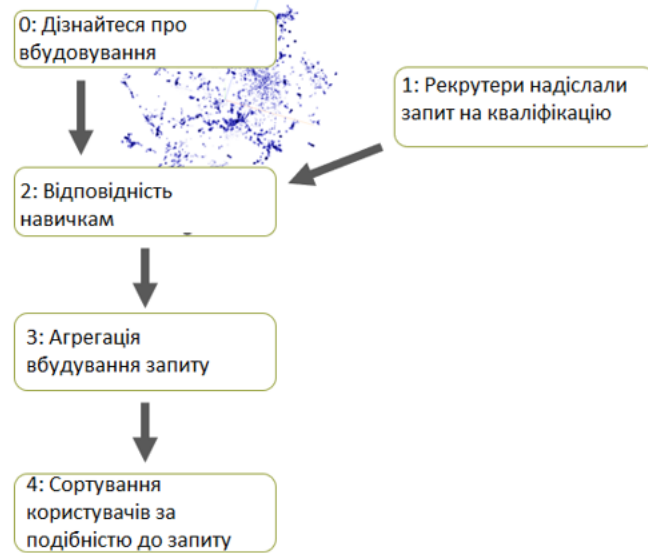
**МАШИННЕ НАВЧАННЯ У ПРОЦЕСІ
ГЕНЕРАЦІЇ ЗАМОВЛЕНЬ НА
ПРАЦЕВЛАШТУВАННЯ
ВИПУСКНИКІВ ЗАКЛАДІВ ВИЩОЇ
ОСВІТИ**

АКТУАЛЬНІСТЬ ДОСЛІДЖЕННЯ

- Актуальність теми обумовлена тим, що державна політика зайнятості населення – це весь комплекс заходів впливів на соціально-економічний розвиток суспільства, а також кожного члена цього суспільства. Активна державна політика зайнятості здійснюватися може шляхом створення і реалізації регіональних та державних програм зайнятості громадян, що створюються в залежності від ситуації, що склалася на ринку праці, а також скоригованого прогнозу його розвитку. Важлива форма реалізації державної політики в сфері зайнятості на будь-якому рівні управління – це державні, територіальні, а також місцеві (міські, районні) програми. Важливим є аналіз широкого кола проблем, які пов'язані з діяльністю системи державного регулювання зайнятості і її трансформацією при економічному зростанні і збільшенні конкурентоспроможності вітчизняної економіки.

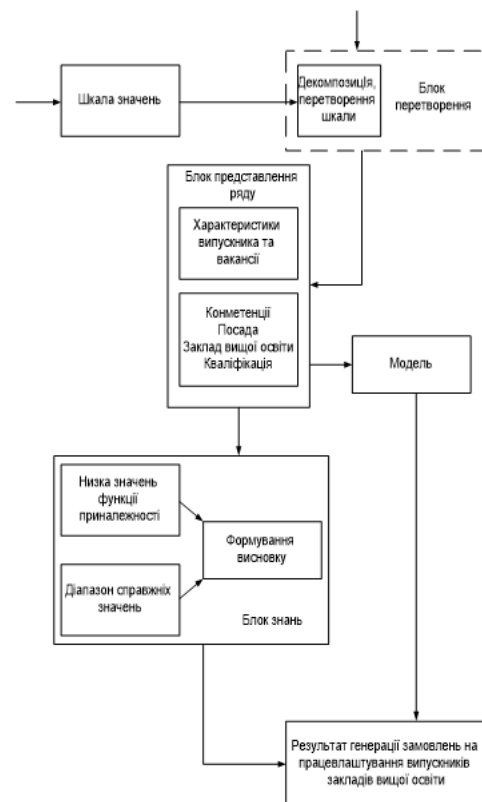
МЕТА ТА ЗАВДАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

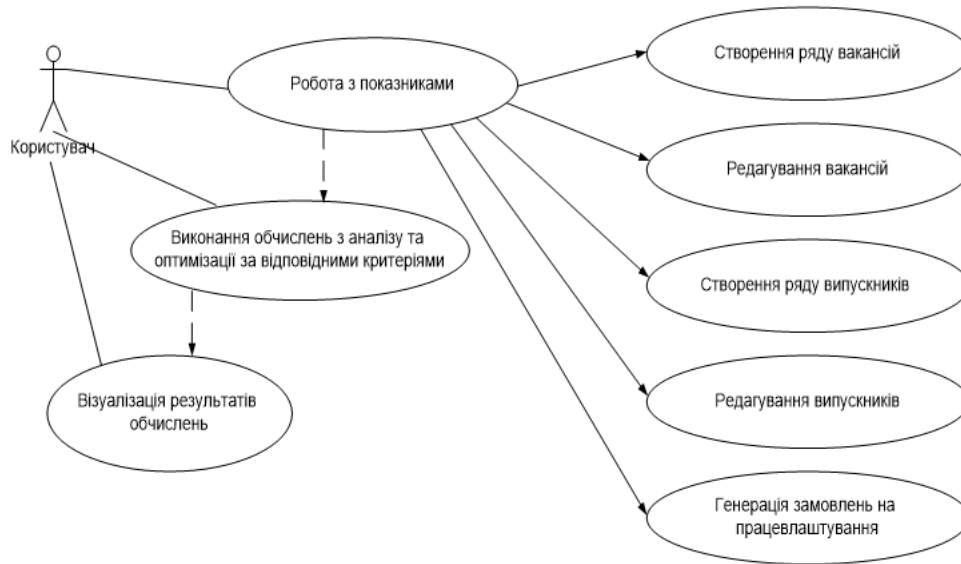
- Метою даної дипломної роботи виступає дослідження механізмів машинного навчання у процесі генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти. За для досягнення поставленої мети у роботі необхідно виконати низку завдань:
- здійснити дослідження об'єкта та виконати обґрунтування необхідності створення програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти;
- провести критичний науково-теоретичний аналіз існуючих методів розв'язання задачі;
- обрати математичну модель розв'язання задачі;
- описати і обґрунтувати вибраний алгоритм щодо розв'язання задачі;
- провести опис блок схеми вибраного алгоритму;
- привести інформаційну модель та її опис;
- розробити проектні рішення по системі генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти та її частинам;
- виконати проектування програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти;
- здійснити опис розробленого програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти;
- провести тестування розробленого програмного додатку для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.



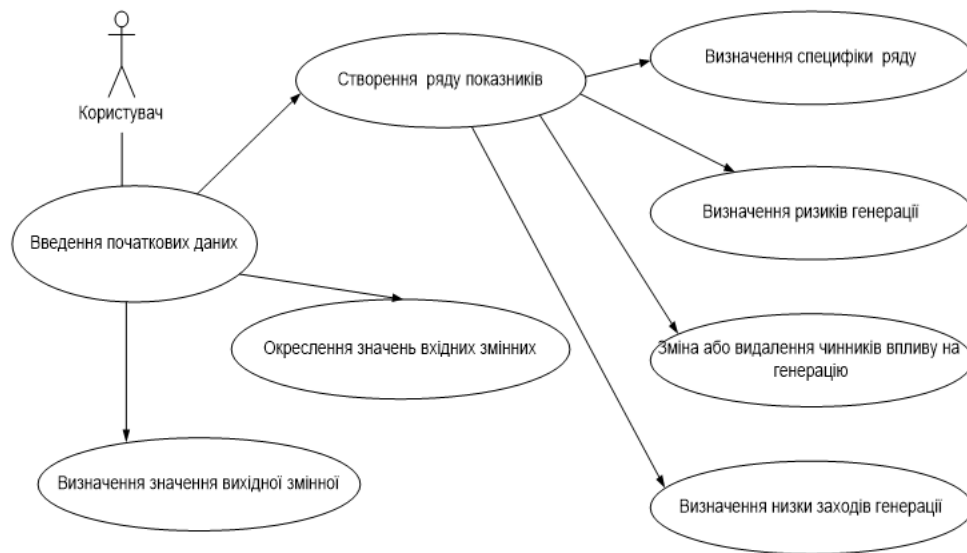
- Алгоритм реалізації застосування машинного навчання у процесі генерації замовлень

- Схема реалізації запропонованої моделі генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

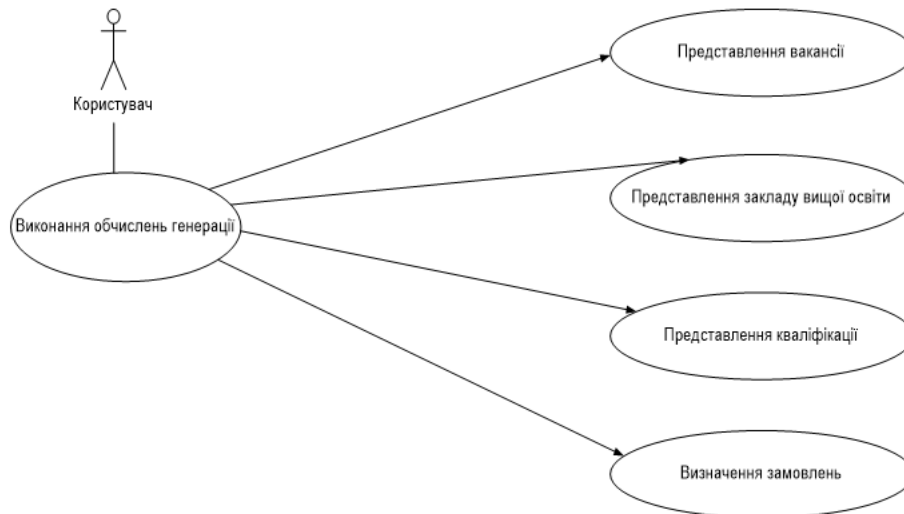




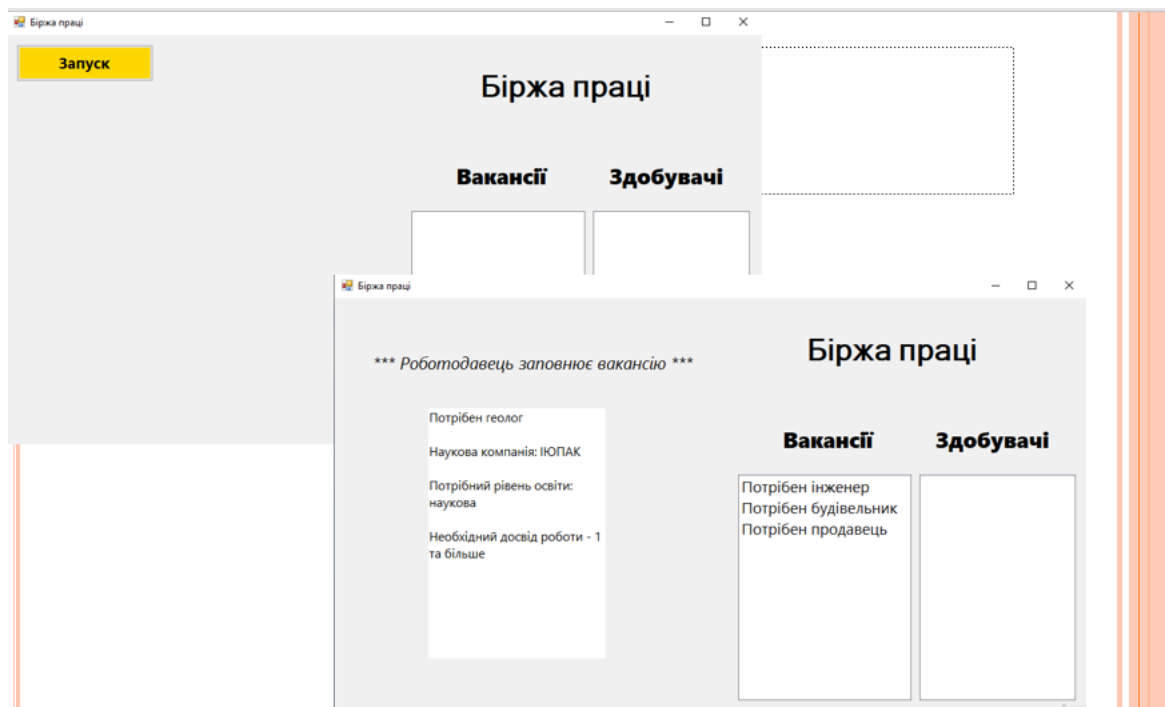
- Діаграма прецедентів інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випусників закладів вищої освіти



- Діаграма формування ряду показників та представлення загальної моделі працевлаштування



- Діаграма принципів проведення математичних обчислень та формування результату генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти



- Результат роботи інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

*** Здобувач заповнює анкету ***

ПІП: Кузнецов Павло Петрович

Освіта:
учбовий заклад - КПІ,
факультет - Будівельний,
спеціальність - Металеві і
дерев'яні конструкції

Досвід роботи:

Вакансії

Потрібен інженер
Потрібен будівельник
Потрібен продавець

Соколов І.М.
Попов Р.О.

Біржа праці

Поточна вакансія:

Потрібен інженер

Промислова компанія:
ИнтерПром-Рус

Потрібний рівень освіти:
технічна

Необхідний досвід роботи - 3
та більше

Поточний здобувач:

Соколов Іван Максимович

Освіта:
учбовий заклад - ДУТ,
факультет - Гідрогеологічний,
спеціальність - Геотектоніка

Досвід роботи:
Відсутній

Вакансії

Потрібен інженер
Потрібен будівельник
Потрібен продавець
Потрібен геолог

Здобувачі

Соколов І.М.
Попов Р.О.
Кузнецов П.П.
Попов С.О.

- Результат роботи інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти

ВИСНОВКИ

- У роботі здійснено розробку інформаційної системи генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти.
- Основними цілями створення програми генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти є:
- виконання аналізу кваліфікації випускників закладів вищої освіти різного виду;
- автоматизація процесу виведення результату генерації;
- автоматизація процесу проведення аналізу та прогнозування працевлаштування випускників закладів вищої освіти
- Механізм виведення замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти базується на визначенні моделі вхідного ряду. У разі визначення структури замовлень результат генерації виводиться у табличній формі враховуючи тенденції зміни на всьому відрізку. Числова ж форма генерації визначається індивідуальною оцінкою яка базується на характеристиці кожної окремої одиниці. Виходячи з цього, особливість інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти полягає в можливості отримання точного багаторівневого прогнозу усіх можливих типів та інтенсивностей елементарних тенденцій закладених в основу біржі праці.
- Під час тестування інформаційної системи для генерації замовлень на працевлаштування випускників закладів вищої освіти збоїв та недоліків у роботі програми не виявлено.