

SCADA system, which will greatly simplify the control of the technological process and will allow controlling and controlling the main adjustable parameters with minimal interference in the human technological process.

Keywords: automatic regulation, finishing stand, work roll anti-bending, SCADA-system, mathematical model, structural scheme, functional scheme, a set of technical means.

Рекомендовано до публікації: доц., канд. техн. наук Кравченко В. П. д-р техн. наук, проф. ДВНЗ «ПДТУ» Сомотугін С.С.

Стаття надійшла 19.10.2020 р.

Рекомендована к публикации:

Стаття надійшла 2019 р.

УДК 004.85

Кравченко А. О., Воротнікова З. Є.

ПРОЕКТУВАННЯ АВТОМАТИЧНОЇ СИСТЕМИ ЗБОРУ ТА АНАЛІЗУ ВІДГУКІВ ТА ДУМОК

У даній статті розглянуто основні проблеми обробки природної мови, основні підходи до необхідності структурування та систематизації даних, аналізу емоційного забарвлення тексту та можливості подальшого використання, отриманих результатів. Проведено аналіз ефективності методів класифікації. Спроектовано систему аналізу відгуків, побудована модель класифікації тональності. Завдання обробки тексту зводяться до задач машинного навчання, де потрібно сформулювати вектор ознак і створити навчальну вибірку. Потім класифікатор навчається за вибіркою і перевіряється якість класифікації на колекції текстів певної предметної області. В якості базових класифікаційних ознак для методів машинного навчання розглядаються всі слова документа за винятком службових частин мови, числівників і дат, а також прості іменні групи. Для збільшення кількості ознак пропонують лінгвістичний підхід, розширюючи список атрибутів за рахунок синонімів і гіпонімів з використанням словників оціночної лексики. Програмно реалізовано ключовий модуль до запропонованого підходу за допомогою мови програмування Python. В процесі тестування використовувалася бібліотека scikit-learn, що реалізує множину алгоритмів машинного навчання в тому числі SVM і k-найближчих сусідів. Також була використана бібліотека для обробки текстів на природних мовах NLTK, в якій реалізований найвний байєсовий класифікатор. Для тестування алгоритмів було використано метод перехресної перевірки. Основним результатом роботи є те, що під час її написання було запропоновано спосіб кодування послідовностей ключів для побудови стислого змісти відгуку. Наукова новизна роботи визначається ґрунтовним дослідженням можливостей використання різних видів кодування шаблонів для семантичних кортежем. Практична значущість роботи полягає у детальній розробці алгоритму аналізу тональностей універсальних текстів.

Ключові слова: аналіз електронних документів, тональність тексту, автоматичний аналіз текстів, емоційне забарвлення, форма Бекуса–Наура.

Постановка проблеми. Сучасне суспільство, підприємства та організації дослухаються та завжди бажають дізнатися думки своїх споживачів або користувачів щодо

процесу надання чи отримання послуг, відгуки на якість продуктів та комфорт від використання. Самі споживачі також хочуть мати відгуки вже існуючих користувачів продукту, на етапі що попередує процесу покупки чи отриманню певної послуги перед її оплатою, думки інших людей щодо політичних кандидатів до прийняття рішення за кого голосувати на політичних виборах тощо. Отримання і накопичення думок споживачів і громадян вже давно стали серйозним і великим бізнесом.

Зараз спостерігається стрімке зростання соціальних медіа (наприклад, огляди, форуми обговорення, блоги, мікро-блоги, telegram-канали, Twitter, коментарі та повідомлення в соціальних мережах) в Інтернеті, приватні особи та організації все частіше використовують результати обробки даних у цих середовищах для прийняття рішень. Сьогоднішній покупець, який бажає купити певний продукт, уже не обмежується лише опитуванням своїх друзів і родини, він має змогу самостійно сформувати свою думку, спираючись на результати пошукових запитів і відгуків користувачів, та обговорення на різних форумах в Інтернеті про обраний продукт. Одночасно з цим для організації вже не потрібно проводити опитування, залучати додаткові кошти та професійні ресурси на проведення анкетування, і фокусні групові співбесіди, щоб отримати релевантні відгуки від своїх користувачів, тому що є велика кількість такої інформації у відкритому доступі. Тим не менш, постійний пошук і моніторинг сайтів в Інтернеті, відбір необхідної інформації, залишаються доволі складним завданням через надвелику кількість інформаційних потоків такої інформації. Кожен ресурс, як правило, містить величезний обсяг неструктурованого і нечищеного тексту, який містить необхідну інформацію щодо певного продукту чи певної послуги, але цю інформацію не завжди легко виявити серед так званого інформаційного шуму. Середньо статичний користувач завжди стикається з труднощами із визначенням відповідних ресурсів, видобуванням та інтерпретацією потрібної інформації.

З цієї причини широкого поширення набула область комп'ютерної лінгвістики, спрямована на автоматичну обробку текстів на природній мові. Завдання обробки текстів можна розбити на дві умовні категорії. До першої відносяться завдання, з якими щодня стикається будь-який користувач: перевірка орфографії, фільтрація спаму. З точки зору дослідників в галузі автоматичної обробки текстів, всі ці завдання майже вирішені, і сьогодні більш актуальні завдання з другої категорії, які потребують обробки великих текстових масивів: аналіз думок і відгуків, знаходження релевантних відповідей на питання (завдання «питання-відповідь»), конструювання рекомендаційних систем, що працюють з великими масивами неструктурованих даних. Відмітна особливість таких завдань - їх складність і відсутність формалізації, що призводять до того, що для них поки що немає повноцінного набору рішень, а застосовуються допоміжні методи класифікації текстів і виділення ключових слів і словосполучень [1].

Таким чином, розробка системи аналізу думок споживачів в соціальних мережах є актуальним завданням на сьогоднішній день.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Методам та моделям пошуку, обробки та аналізу текстової інформації в комп'ютерних системах та мережах присвячені праці таких вітчизняних вчених як П. І. Браславський, М. С. Агеев, Г. Г. Белоногов, Б. В. Добров, І. Є. Кураленок, Д. В. Ланде, Ю. М. Ліфшиц, І. С. Некрест'янов, О. В. Пескова. Також уваги заслуговують праці зарубіжних науковців I. Dagan, S. Dumais, M. Halkidi, T. Joachims, T. Kohonen, D. Lewis, X. Liu, J. Platt, R. Schapire, H. Schutze, F. Sebastiani, Y. Yang, J. Hajic, E. Hajicova, P. Pecina і ряду інших. Перерахованими авторами розроблені основне теоретичні

аспекти аналізу текстів природною мовою. Завдання аналізу думок як завдання аналізу тональності текстів досить добре вивчена. Роботи [2-4] дають розгорнутий огляд багатьох існуючих автоматичних методів класифікації текстів, вилучення складових компонент продуктів з наступною категоризацією слів по тематиках. Однак, в даний час завдання автоматичного вилучення висловлювань, виконується, як правило, лиш за допомогою лінгвістичних правил на основі ключових слів, базових тематичних моделей і методів машинного навчання на невеликому наборі ознак. Таким чином, задачі аналізу відгуків користувачів є актуальною і необхідною прикладною задачею.

Мета дослідження. Проаналізувати методи обробки та аналізу текстів на природних мовах, розробити систему, що робить аналіз тональності відгуків, порівняти ефективність методів класифікації.

Основний матеріал дослідження. Тексти на природній мові являють собою слабо структуровану інформацію, тому їх обробка є надскладним завданням, яке виходить за рамки традиційної алгоритмічної обробки звичайних структурованих даних. Для того щоб отримати з текстів корисну інформацію, необхідно їх структурувати, класифікувати, видалити інформаційний шум, упорядкувати, систематизувати, забезпечити пошук текстів за запитом користувача. Для аналізу тональності і емоціонального забарвлення тексту необхідно визначити, чи є даний текст (припустимо огляд фільму або коментарі) позитивним, негативним або нейтральним за своїм впливом на репутацію конкретного об'єкта. Труднощі аналізу тональності полягає в присутності емоційного збагачення мови - сленгу, багатозначність, невизначеність, сарказму чи використання спец символів, які показують емоційну складову тексту.

Завдання обробки тексту зводяться до задач машинного навчання, де потрібно сформуванати вектор ознак і створити навчальну вибірку. Потім класифікатор навчається за вибіркою і перевіряється якість класифікації на колекції текстів певної предметної області.

В якості базових класифікаційних ознак для методів машинного навчання розглядаються всі слова документа за винятком службових частин мови, числівників і дат, а також прості іменні групи. Для збільшення кількості ознак пропонують лінгвістичний підхід, розширюючи список атрибутів за рахунок синонімів і гіпонімів з використанням словників оціночної лексики.

Для створення навчальної вибірки ми використовували відкритий набір даних з сайту www.kaggle.com, а саме, набір, який включає в себе дані з 50000 оглядів фільмів з сайту IMDb, спеціально відібраних для аналізу тональності. IMDb - база даних фільмів в Інтернеті (англ. Internet Movie Database, IMDb) — найбільша база даних та вебсайт про кінематограф. У базі зараз зібрана інформація про більш ніж 4,7 мільйони фільмів і телесеріалів, є інформація майже про 6,9 мільйонів акторів, режисерів та інших професіоналів кіно зі всього світу.

Кожен запис цього набору даних складається з наступних полів:

- ID - унікальний ідентифікатор кожного огляду;
- Sentiment – коефіцієнт тональності огляду; 1 або 0;
- Review - Текст огляду.

Коефіцієнт визначається за наступною формулою:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}}$$

де, $\bar{\beta}$ - це коефіцієнти отримані на основі навчання на тестових даних. Дана формула в кінцевому рахунку повертає значення від 0 до 1, тобто чим ближче до 0, тим більше вірогідності, що текст несе негативну інформацію.

Алгоритм реалізовано на мові Python, та за використанням необхідних бібліотек. Наведені фрагменти тексту потребують первинної обробки. На цій стадії з тексту видаляються всі html теги, пунктуації, символи. Дана операція здійснюється за допомогою бібліотеки Python - «Beautiful Soup». Також всі числа і посилання в тексті замінюються на теги. Далі в тексті присутні слова, які в основному не несуть ніякого смислового навантаження (наприклад, в англійській мові це такі слова як «the, at, about ...»), вони видаляються за допомогою пакета Python «Natural Language Toolkit (NLTK)».

Наприклад: «Moonlight is a detective series with elements of comedy and melodrama, I enjoyed watching it on television last year».

Після попередньої обробки вихідного тексту ми отримуємо набір слів:

[detective, series, elements, comedy, melodrama, enjoyed, watching, television]

При автоматизованій обробці інформації дані необхідно представити у кодованому вигляді. Тому представимо будь-який текст у вигляді вектору з чисел. Для цього можна скласти словник з усіма словами, тобто об'єднати всі слова, які зустрічаються в текстах в один великий словник, або ж використовувати готові словники. Далі треба замінити слова у базис-векторі індексом 1, якщо воно є у тексті. Тобто припустимо ми маємо всього три огляди з наступними векторами слів:

- [detective, series, television]
- [elements, comedy, melodrama]
- [enjoyed, watching]

Об'єднуючи все слова зі списку в один, ми отримуємо наступний відсортований словник - базис вектор: [comedy, detective, elements, enjoyed, melodrama, series, television, watching]

Замінюючи попередні вектори на індекс слова в словнику отримуємо наступне:

- [0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0]
- [1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0]
- [0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0]

Таким чином отримуємо вектор для кожного тестового відкликання.

Даний підхід називається «мішок слів» або ж "Bag-Of-Words". У цій моделі текст (наприклад, речення або документ) представляється у вигляді так званої «торби» (мультимножини) його слів, не беручи до уваги граматику і навіть порядок слів, але зберігаючи множинність. При порівнянь двох векторів використовується точний збіг слів, при цьому є можливість втрати важливої інформації. Одна з таких «втрат» інформації є семантика слова. Наприклад, ми з легкістю можемо замінити слово «чорний» на слово «темний», так як їх зміст дуже схожий. Такі слова можна назвати - семантично схожі групи слів.

Буде краще, якщо замінити кожне слово в списку номером його семантичної групи. У підсумку отримаємо щось на кшталт «Мішка слів», але з більш глибоким змістом. Для цього використовується технологія Word2Vec від Google. Його можна знайти в пакеті бібліотеки gensim, з вбудованими моделями Word2Vec. Суть моделі Word2Vec полягає в наступному - на вхід дається великий обсяг тексту (в нашому випадку приблизно 10000 відгуків), тоді на

виході ми отримуємо зважений вектор для кожного слова, фіксований довжини (довжина вектору задається вручну), яка зустрічається в датасету. Наприклад для слова «теп», порівнюючи з усіма словами і сортуючи в порядку спадання був отриманий такий результат (за міру близькості було вибрано косинусна відстань).

Таблиця 1 – Word Cosine distance

Words	Measures
woman	0,6056
guy	0,4935
boy	0,4893
men	0,4632
person	0,4574
lady	0,4487
himself	0,4288
girl	0,4166
his	0,3853
he	0,3829

Далі, щоб визначити близькі за змістом слова використовуються методи кластеризації. Щоб укласти правила для визначення емоційних елементів користуються способом запису правил контекстно-вільної граматики, що називаються Нотації Бекуса-Наура (англ. Backus-Naur form, BNF). Ці нотації використовують для запису правил мов програмування та протоколів комунікації.

Нотація БНФ є набором «продукцій», кожна з яких відповідає зразку: <символ> ::= <вираз, що містить символи>, де вираз, що містить символи – це послідовність символів або послідовності символів, розділених вертикальною рисою |, що повністю перелічують можливий вибір символу з лівої частини формули.

Наведені символи є символами мета-мови, вони не визначені у мові, котру описують:

- < – лівий обмежувач виразу;
- – правий обмежувач виразу;
- ::= – визначене як;
- | – або.

Решта описаних символів належать до «абетки» описуваної мови. Розширена форма Бекуса-Наура (розширена Бекус-Наурова форма (РБНФ)) (англ. Extended Backus–Naur Form (EBNF)) – формальна система визначення синтаксису, за якою одні синтаксичні категорії послідовно визначаються через інші. Використовується для опису контекстно вільних формальних граматики. Є розширеною переробкою форм Бекуса-Наура, відрізняється від БНФ «ємними» конструкціями, що дають змогу за тієї самої виразної здатності спростити і скоротити в обсязі опис [3].

Для розв’язання задачі класифікації було обрано три алгоритми: наївний байєсовий класифікатор, метод опорних векторів та метод k-ближчих сусідів.

Метод Байєса має високу швидкість роботи, простотою математичної моделі і показує хороші результати в застосування до реальних завдань [5]. Цей метод часто використовується в якості базового методу при порівнянні різних методів машинного навчання.

Метод опорних векторів показує досить хороші результат при знаходженні

вирішальною функцій, недоліком є те, що він чутливий до шумів і стандартизації даних, також не існує загального підходу до автоматичного вибору ядра в разі лінійної нероздільності класів [6].

Метод k-найближчих сусідів показує досить високу ефективність, але вимагає великих обчислювальних витрат, також пошук найближчого сусіда передбачає порівняння об'єкта, що аналізується з усіма об'єктами вибірки, що вимагає лінійного по довжині вибірки числа операцій [7].

В процесі тестування використовувалася бібліотека scikit-learn, що реалізує множину алгоритмів машинного навчання в тому числі SVM (метод опорних векторів) і k-найближчих сусідів. Також була використана бібліотека для обробки текстів на природних мовах NLTK, в якій реалізований наївний байесовий класифікатор.

Для тестування алгоритмів було використано метод перехресної перевірки. Перехресна перевірка виконується наступним чином:

- фіксується безліч розбиття навчальної вибірки на навчальну і тестову;
- для кожного розбиття відбувається навчання алгоритму на навчальній множині, потім тестування на тестовому;
- результатом перехресної перевірки алгоритму є середні значення оцінок ефективності для тестових підвбірок.

Таблиця 2 – Результати тестування алгоритмів

Алгоритм	Точність	Повнота	F-міра
Метод Байеса	0,88	0,77	0,82
Метод опорних векторів	0,85	0,74	0,79
Метод k-найближчих сусідів	0,70	0,75	0,72

Точність (precision) і повнота (recall) є класичними метриками, які використовуються для оцінки якості класифікаторів. Точність - це частка відгуків, що дійсно належать даному класу, щодо всіх відгуків, зарахованих класифікатором до цього класу. Повнота - відношення числа знайдених класифікатором відгуків, що належать класу, до числа всіх відгуків цього класу в тестовій колекції. Очевидно, що чим вище точність і повнота, тим краще. Однак найчастіше доводиться шукати баланс між цими величинами. Тому зручно ввести величину, яка б поєднувала в собі інформацію як про точність класифікатора, так і про його повноту. Метрика F-міра являє собою гармонійне середнє між точністю і повнотою.

Підсумкова модель класифікації даних використовує наївний байесовий класифікатор. Основною перевагою даної моделі є її висока точність для даної предметної області. З ростом кількості даних і появою нових об'єктів класифікація може погіршитися. Тому в міру зростання обсягів даних необхідно перенавчати класифікатор.

ВИСНОВКИ

Під час дослідження даної тематики було вивчено сучасні концепції автоматичної обробки текстів. Проаналізовано підходи до аналізу тональності відгуків. Спроектовано систему автоматичного аналізу відгуків. Порівняно ефективність методів класифікації.

Основним результатом роботи є те, що під час її написання було запропоновано спосіб кодування послідовностей ключів для побудови стислого змісти відгуку. Наукова новизна

роботи визначається ґрунтовним дослідженням можливостей використання різних видів кодування шаблонів для семантичних кортежем. Практична значущість роботи полягає у детальній розробці алгоритму аналізу тональностей універсальних текстів.

Список використаних джерел:

1. *Iacob, C.* Online Reviews as First Class Artifacts in Mobile App Development [Electronic resource] / *C. Iacob, R. Harrison, S. Faily* // *Mobile Computing, Applications, and Services. MobiCASE 2013 : 5th International Conference (Paris, 7–8 November 2013 y.) : proceedings.* – [S. l.], 2014. – P. 47–53. – (Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering book series (LNICST, vol. 130). – Mode of access: https://doi.org/10.1007/978-3-319-05452-0_4
2. *Pang, B.* Opinion Mining and Sentiment Analysis [Electronic resource] / *B. Pang, L. Lee* // *Foundations and trends in information retrieval.* – 2008. – Vol. 2, N 1-2. – P. 1–135. – Mode of access: <https://doi.org/10.1561/1500000011>
3. *Moghaddam, S.* Beyond Sentiment Analysis : Mining Defects and Improvements from Customer Feedback [Electronic resource] / *S. Moghaddam* // *Advances in Information Retrieval : 37th European Conference on IR Research, ECIR 2015 (Vienna, March 29 – April 2, 2015 y.) : Proceedings.* – P. 400–410. – (Lecture Notes in Computer Science, vol. 9022). – Mode of access: https://doi.org/10.1007/978-3-319-16354-3_44
4. *Gupta, N. K.* Extracting descriptions of problems with product and services from twitter data / *N. K. Gupta* // *Proceedings of the 3rd Workshop on Social Web Search and Mining (SWSM2011) (Beijing, 2011-07-28).* – [S. l.], 2011.
5. *Domingos, P.* On the optimality of the simple *Bayesian* classifier under zero-one loss / *P. Domingos, M. Pazzani* // *Machine Learning.* – 1997. – N 29. – P. 103–137.
6. *Воронцов, К. В.* Лекции по методу опорных векторов : курс лекций / *К. В. Воронцов.* – М. : МГУ, 2007. – 18 с.
7. *Larose, D. T.* *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining* / *D. T. Larose.* – New Jersey : John Wiley & Sons, Inc., 2005. – 240 p.

Воротникова З. Е., Кравченко А. А.

ПРОЕКТИРОВАНИЕ АВТОМАТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ СБОРА И АНАЛИЗА ОТЗЫВОВ И МНЕНИЙ

В данной статье рассмотрены основные проблемы обработки естественного языка, основные подходы к необходимости структурирования и систематизации данных, анализа эмоциональной окраски текста и возможности дальнейшего использования, полученных результатов. Проведен анализ эффективности методов классификации, спроектирована система анализа отзывов, построена модель классификации тональности. Задача обработки текста сводятся к задачам машинного обучения, где нужно сформировать вектор признаков и создать обучающую выборку. Затем классификатор учится по выборке

и проверяется качество классификации на коллекции текстов определенной предметной области. В качестве базовых классификационных признаков для методов машинного обучения рассматриваются все слова документа за исключением служебных частей речи, числительных и дат, а также простые именные группы. Для увеличения количества признаков предлагают лингвистический подход, расширяя список атрибутов за счет синонимов и гипонимов с использованием словарей оценочной лексики. Программно реализовано ключевой модуль к предложенного подхода с помощью языка программирования Python. В процессе тестирования использовалась библиотека scikit-learn, которая реализует множество алгоритмов машинного обучения в том числе SVM и k-ближайших соседей. Также была использована библиотека для обработки текстов на естественных языках NLTK, в которой реализован наивный байесовый классификатор. Для тестирования алгоритмов был использован метод перекрестной проверки. Основным результатом работы является то, что во время ее написания был предложен способ кодирования последовательностей ключей для построения сжатого содержания отклика. Научная новизна работы определяется подробным исследованием возможностей использования различных видов кодирования шаблонов для семантических кортежей. Практическая значимость работы заключается в детальной разработке алгоритма анализа тональностей универсальных текстов.

Ключевые слова: анализ электронных документов, тональность текста, автоматический анализ текстов, эмоциональная окраска, форма Бекуса-Наура.

Vorotnikova Z. J., Kravchenko A. O.

DESIGNING AN AUTOMATIC SYSTEM FOR COLLECTING AND ANALYZING REVIEWS AND OPINIONS

This article considers the main problems of natural language processing, the main approaches to the need for structuring and systematization of data, analysis of the emotional color of the text and the possibility of further use, the results. The analysis of efficiency of classification methods is carried out. The system of analysis of responses is designed, the model of classification of tonality is constructed. The tasks of word processing are reduced to the tasks of machine learning, where you need to form a vector of features and create a training sample. Then the classifier is studied by sampling and the quality of classification on a collection of texts of a certain subject area is checked. As basic classification features for machine learning methods, all words of the document are considered, except for official parts of speech, numerals and dates, as well as simple noun groups. To increase the number of features, a linguistic approach is offered, expanding the list of attributes due to synonyms and hyponyms using dictionaries of evaluative vocabulary. The key module to the proposed approach is programmatically implemented using the Python programming language. The test used the scikit-learn library, which implements many machine learning algorithms, including SVM and k-nearest neighbors. The NLTK natural language text library, which implements a naive Bayesian classifier, was also used. The cross-checking method was used to test the algorithms. The main result of the work is that during its writing a method of encoding key sequences was proposed to build a concise content of the response. The scientific novelty of the work is determined by a thorough study of the possibilities of using different types of coding templates for semantic tuples. The practical significance of the work lies in the detailed development of the algorithm for analyzing the tonalities of universal texts.

Keywords: *analysis of electronic documents, tonality of the text, automatic analysis of texts, emotional coloring, Beckus-Naur form.*

Рецензент: канд. техн. наук ДВНЗ «ПДТУ» Десятський С. П.

Стаття надійшла 15.11.2019 р.

УДК 004.42

Міроненко Д. С., Сезін Б. В.

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ОПТИМАЛЬНОГО РОЗПОДІЛУ ЗАМОВЛЕНЬ В ЦЕНТРАХ СЕРВІСНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ

Проведено аналіз методів багатокритеріальної оптимізації (принципу Парето, методу головного критерію, методу лінійної згортки, макс-мінної згортки) і обраний метод лінійної згортки, який підходить для вирішення завдання. Даний метод має багато переваг над іншими, а саме враховує не тільки фактори, але і їхню соціальну значимість для виконання замовлення, враховує нерівність значень факторів, може застосовуватись до факторів які не мають єдиного типу даних. В результаті використання даного методу ми отримуємо перелік замовлень з призначенням їм пріоритетом виконання для кожного майстра окремо.

В статті вирішена задача багатокритеріального вибору найбільш значущого замовлення шляхом застосування методу лінійної згортки. Відображено основні етапи реалізації даного методу для конкретних початкових умов та заданих критеріїв вибору. Розглянуто особливості реалізації методу лінійної згортки при збільшенні кількості критеріїв та змінних.

Наведені формули призначення пріоритету замовленню і впорядкуванню замовлень за пріоритетом на основі методу лінійної згортки за наступними критеріями: договір, укладений з клієнтом, тип обладнання, що потребує обслуговування, несправність, приблизний час, необхідний для ремонту несправності.

Програмна реалізація отриманої моделі може бути реалізована практично в будь-якій відкритій АІС в зв'язку зі своєю простою реалізації і розуміння, а також адаптована для потреб будь-якого підприємства. Оптимізація порядку виконання замовлень дозволить підприємству знизити витрати часу, підвищить прибутковність підприємства, оптимізує час роботи співробітників. Вивільнений час працівники зможуть витратити на самовдосконалення та вивчення нових технологій, що знову ж таки позитивно вплине на подальший розвиток підприємства.

Ключові слова: *критерій, оптимізація, майстер, замовлення, метод лінійної згортки, багатокритеріальна задача.*

Вступ. В даний час одним з найбільш поширених в бізнесі взаємин є взаємовідношення виду «клієнт-виконавець». Мається на увазі, що на даний момент існує величезна кількість підприємств, що надають різного виду послуги множині клієнтів (замовників, абонентів, покупців). Періодично будь-яке підприємство зіштовхується з дилемою: як зробити так, щоб і всі без винятку клієнти залишилися задоволені, і підприємство отримало максимальний прибуток. Як розпорядитися своїми ресурсами максимально ефективно, так, щоб з найменшими витратами отримати найбільший прибуток.