

УДК 004; 519.6; 681.3; 303

УКПІ

№ держреєстрації

Інв. №

Міністерство освіти і науки України

Національний університет «Запорізька політехніка»

69063, м. Запоріжжя, вул. Жуковського, 64; тел./факс (061)224-42-36

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з НР та МД ЗНТУ

д-р техн. наук, проф.

_____ В.В. Наумик

„__” _____ 2021р.

М.П.

ЗВІТ

ПРО НАУКОВО-ДОСЛІДНУ РОБОТУ

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНИХ

ПРОЦЕСІВ ТА СИСТЕМ

(остаточний)

Шифр НДР 05038

Завідувач кафедрою

д-р фіз.-мат. наук, професор

Г.В. Корніч

Керівник НДР

д-р екон. наук, професор

А.В.Бакурова

Нормоконтроль

Л.Ю. Дейнега

2021

СПИСОК АВТОРІВ

Д-р екон. наук, проф.	А.В. Бакурова (розд. 1.3, 1.4, 2.2, 3.1, 3.4)
Д-р фіз.- матем. наук, проф.	В.Є. Бахрушин (розд. 1.1, реферат, вступ)
Доцент, канд. техн. наук	О.І. Денисенко (розд. 3.2, висновки)
Доцент, канд. екон. наук	А.В.Діденко (розд. 1.4)
Студент	Д.О. Кондратов (розд. 1.4)
Аспірант	М.С. Пасічник (розд. 1.1-1.3, 2.2, 2.3)
Доцент, канд. фіз.- матем. наук	О.О. Подковаліхіна (розд. 3.3)
Доцент, канд. фіз.- матем. наук	А.Є. Рябенко (розд. 3.4)
Аспірант	Г.М. Ропало (розд. 1.2, 2.1, 2.2, 3.1, 3.2)
Доцент, канд. фіз.- матем. наук	А.В.Савранська (розд. 3.3)
Студент	О.П. Слестніков (розд. 1.4)
Доцент, канд. фіз.- матем. наук	Е.В. Терещенко (розд. 1.3, 2.2, 2.3, 3.1, 3.4)
Доцент, канд. юр. наук	Ю.В. Філей (розд. 1.1, 2.2, 2.3)
Аспірант	М.В. Шевчук (розд. 3.3)
Старший викладач, канд. фіз.- матем. наук	Д.В. Широкоград (розд. 3.4)
Аспірант	О.І. Юськів (розд. 3.4)

РЕФЕРАТ

Звіт про НДР: 99 с., 33 рис., 11 табл., 107 джерел.

МЕТОДИ АНАЛІЗУ ДАНИХ, МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНІ СИСТЕМИ

Об'єкт дослідження складають процеси розвитку складних соціально-економічних систем в умовах невизначеності та ризику. Предмет дослідження - математичне та комп'ютерне моделювання складних систем, методи обробки та аналізу даних.

Метою роботи є розробка математичних та комп'ютерних моделей складних соціально- економічних систем, побудова нових методів обчислень та аналізу даних, програмна реалізація розроблених методів.

Розроблено інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень в галузі юриспруденції та в управлінні аптечними мережами на основі онтологічного підходу та нечіткої логіки. На основі методу когнітивного моделювання визначено стратегії запобігання росту соціально-економічної напруженості в суспільстві та шляхи управління лояльністю персоналу мережі аптек. Проведено формалізацію неструктурованої вербальної інформації для нечіткої продукційної системи прийняття судових рішень. Запропоновано методику прогнозування розвитку спільнот на основі аналізу особливостей структури фінансування. Побудовано моделі комплексної диверсифікації для централізованої аптечної мережі та розроблено програмний продукт в пакеті MatLab для розв'язування відповідних багатокритеріальних задач методом поступок. Розроблено модель рекомендаційної системи для аптечної мережі. Досліджено проблеми прогнозування обсягу продажів торгівельного підприємства з урахуванням сезонності та енергоспоживання металургійного підприємства з використанням штучних нейронних мереж.

ЗМІСТ

Вступ.....	6
1 Інтелектуальний аналіз даних для дослідження складних соціально-економічних процесів та систем.....	8
1.1 Багатофакторний аналіз динаміки злочинності в Україні	8
1.2 Метод когнітивного моделювання для дослідження соціально-економічних систем	10
1.2.1 Метод когнітивного моделювання стратегій запобігання росту соціально-економічної напруженості	10
1.2.2 Метод когнітивного моделювання управління лояльністю персоналу мережі аптек	12
1.3 Метод формалізації неструктурованої або слабоструктурованої вербальної інформації для нечіткої продукційної системи	14
1.4 Метод аналізу структурних особливостей розвитку спільнот	22
2 Розробка систем підтримки прийняття рішень (СППР) для управління складними соціально-економічними процесами та системами	31
2.1 Підсистеми прийняття рішень в структурі інформаційної системи управління аптечною мережею	31
2.2 Онтологічний підхід до моделювання інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень.....	34
2.2.1 Розробка метаонтології прийняття рішень в соціально-економічних системах	34
2.2.2 Онтологічний підхід до управління розвитком мережі аптек	37
2.2.3 Модель онтології прийняття судових рішень	39
2.3 Розробка інтелектуальної системи підтримки прийняття судових рішень на основі нечіткої логіки	42
3 Побудова математичних моделей соціально-економічних процесів та систем.....	53

3.1 Моделювання комплексної диверсифікації для централізованої аптечної мережі	53
3.2 Модель рекомендаційної системи для аптечної мережі	65
3.3 Моделювання прогнозу обсягу продажів торговельного підприємства з урахуванням сезонності	70
3.4 Використання штучних нейронних мереж для прогнозування енергоспоживання металургійного підприємства	75
Висновки.....	86
Перелік джерел посилання.....	88

ВСТУП

Тема науково-дослідної роботи обумовлена актуальними напрямками прикладних досліджень в галузі математичного моделювання складних соціально-економічних систем, розробки та дослідження методів та алгоритмів інтелектуального аналізу даних. Предметна область досліджень обумовлена специфікою наукових інтересів співробітників і аспірантів кафедри та охоплює проблеми вивчення таких соціально-економічних систем: управління аптечними мережами, процес прийняття судових рішень, розвиток спільнот України в ході децентралізації, система енергоспоживання металургійного підприємства та інші.

У першому розділі наведено приклади використання методів системного аналізу для обробки даних та аналізу складних систем, серед яких: багатофакторний статистичний аналіз, когнітивне моделювання. Запропоновано застосування методу формалізації неструктурованої або слабоструктурованої вербальної інформації для нечіткої продукційної системи прийняття рішень в суді. На основі комбінації методу патернів, методу паралельних координат та методу асоціативних правил розроблено методику прогнозування динаміки розвитку новоутворених спільнот за аналогами вже існуючих на основі аналізу їхньої структури фінансування за джерелами відкритих даних.

Другий розділ присвячено проблемам розробки моделей інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (ІСППР) в соціально-економічних системах. Представлено алгоритм формування метаонтології прийняття рішення як основи моделювання операцій і методів обробки знань в системах підтримки прийняття рішень (СППР). Застосування алгоритму показано на прикладах розробки моделей онтології прийняття судових рішень та онтології управління аптечною мережею. На наступному етапі розробки ІСППР застосовано нейронечіткий підхід. Розроблено загальну модель системи підтримки прийняття судових рішень як нечіткої продукційної системи. Для випадку крадіжки (стаття 185

Кримінального кодексу України) запропоновано два варіанти реалізації нечіткої продукційної системи - алгоритмами Mamdani та Sugeno.

В третьому розділі наведено результати дослідження процесів диверсифікації аптечної мережі. За допомогою побудови портфельних моделей комплексної диверсифікації та розв'язування відповідних багатокритеріальних задач методом послідовних поступок знайдено множини паретооптимальних портфелів для управління ризиками. Розроблено модель гібридної рекомендаційної системи для підтримки управління аптечною мережею, що складається з трьох блоків: кластеризації аптек мережі для оптимізації структури вихідних даних, офлайн-моделі для оптимізації портфеля товарів та онлайн-моделі для формування пропозицій користувачу інтернет-аптеки і збору персональних даних.

Останні два підрозділи вирішують завдання прогнозування для малого торгового підприємства та крупного металургійного підприємства. Проаналізовано обсяги продажів підприємства гуртової торгівлі по групах товарів та структурним підрозділам. Виявлено основні тенденції в зростанні обсягів продажів підприємства по групах товарів та структурним підрозділам. Зроблено прогнозування продажів основних груп товарів підприємства. Для побудови моделі прогнозування енергоспоживання крупного металургійного підприємства використано апарат нейронних мереж в системі MATLAB, в результаті ряду експериментів визначено оптимальну архітектуру та алгоритм навчання нейронної мережі.

1 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ СКЛАДНИХ СОЦІАЛЬНО ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ ТА СИСТЕМ

1.1 Багатофакторний аналіз динаміки злочинності в Україні

Для проведення реформування в превентивній політиці і протидії росту злочинності та соціально-економічній напруженості необхідно змінити процес реагування на порушення від карального на упереджувальний. Для розробки упереджувальних стратегій проведемо аналіз динаміки злочинності в Україні.

У табл.1.1 наведено дані, що отримано з відкритих джерел інформації [1].

Таблиця 1.1 – Вихідні дані багатофакторної моделі

	Результуюча ознака	Фактори		
Рік	Всього засуджено осіб	x_1	x_2	x_3
2000	230903	22830,80	2655,80	230,00
2001	202609	22426,50	2455,00	311,00
2002	194212	22231,90	2140,70	376,00
2003	201081	22171,30	2008,00	462,00
2004	204794	22202,40	1906,70	590,00
2005	176934	22280,80	1600,80	806,00
2006	160865	22245,40	1515,00	1041,00
2007	152772	22322,30	1417,60	1351,00
2008	146858	22397,40	1425,10	1806,00
2009	146383	22150,30	1958,80	1906,00
2010	168774	20894,10	1713,90	2250,00
2011	154356	20893,00	1661,90	2648,00
2012	162881	20851,20	1589,80	3041,00
2013	122973	20824,60	1510,40	3282,00
2014	102170	19920,90	1847,60	3480,00
2015	94798	18097,90	1654,70	4195,00
2016	76217	17955,10	1678,20	5183,00
2017	76804	17854,40	1698,00	7104,00
2018	немає даних	17939,50	1578,60	8865,00

Прийнято такі позначення: x_1 - чисельність активного населення, тис.осіб, x_2 - чисельність безробітних, тис.осіб, та x_3 - рівень зарплатні, грн.

Побудуємо багатофакторну лінійну модель F рівня злочинності в залежності від таких факторів впливу, як чисельність активного населення x_1 , чисельність безробітних x_2 та рівень зарплатні x_3 (за табл.1.1):

$$F = \alpha_0 + \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \alpha_3 x_3, \quad (1.1)$$

За результатами обчислень в Ms Excel отримано багатофакторну лінійну модель:

$$F = 585699,1 - 19,87566x_1 + 33,61224x_2 - 26,67692x_3, \quad (1.2)$$

з характеристиками: коефіцієнт детермінації $R^2=0,87$, $F_{stat}=22,67$. Результат моделювання графічно представлено на рис.1.1.

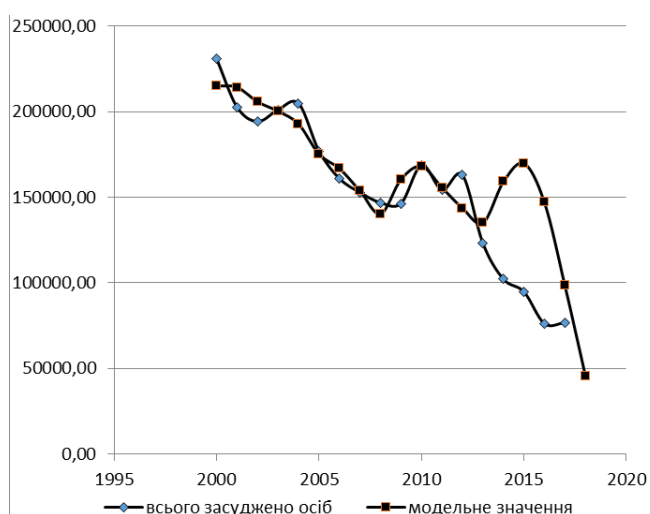


Рисунок 1.1 – Порівняння реальної та модельної кількості засуджених осіб у 2000-2018рр.

Аналіз моделі (1.2) підтверджує наявність тісного зв'язку між виокремленими соціальними факторами впливу та рівнем злочинності. Можна стверджувати, що підвищення рівня безробіття викликає підвищення рівня

злочинності, а підвищення чисельності активного населення і рівня зарплатні знижує рівень злочинності. Отже, ці фактори можна застосовувати для зниження соціально-економічної напруженості у суспільстві.

1.2 Метод когнітивного моделювання для дослідження соціально-економічних систем

1.2.1 Метод когнітивного моделювання стратегій запобігання росту соціально-економічної напруженості

При аналізі інформації за останні три роки (з 2016-2018 рр.) можна зробити висновок про поступове зростання, як загальної кількості злочинів, так і кількості крадіжок. На рис.1.2 наведено загальну кількість злочинів, вчинених в Україні, кількість злочинів проти власності і безпосередньо крадіжок. Інформація про кількість злочинів взята з сайту Генеральної прокуратури України [2]. З усіх злочинів проти власності найбільш масовим злочином в Україні [1] є крадіжки, що складають більше 40% від загальної кількості злочинів.



Рисунок 1.2 - Динаміка злочинів в Україні за 2016-2018 рр (щоквартально)

Для проведення реформування в превентивній політиці і протидії росту злочинності та соціально-економічній напруженості необхідно змінити процес реагування на порушення від карального на упереджувальний. Для розробки упереджувальних стратегій корисним методом є когнітивне моделювання, що полягає у формалізації прийняття рішення на основі експертних та інтуїтивних знань. На рис.1.3 наведено когнітивну модель, що побудована у програмі Vensim. Цільова вершина знакового орграфу відповідає рівню соціально-економічної напруженості. Керуючі вершини – це фактори, керування якими впливає на цільову вершину. Всі керуючі вершини утворюють дві великі підгрупи: особисті фактори (освіта, релігійність, сімейний стан, залежності, платоспроможність тощо) і соціально-економічні фактори (температура інфляції, забезпечення працею, життєво-економічний рівень населення, безробіття, життєві умови тощо), що відповідають двом рівням управління – особистості та суспільства.

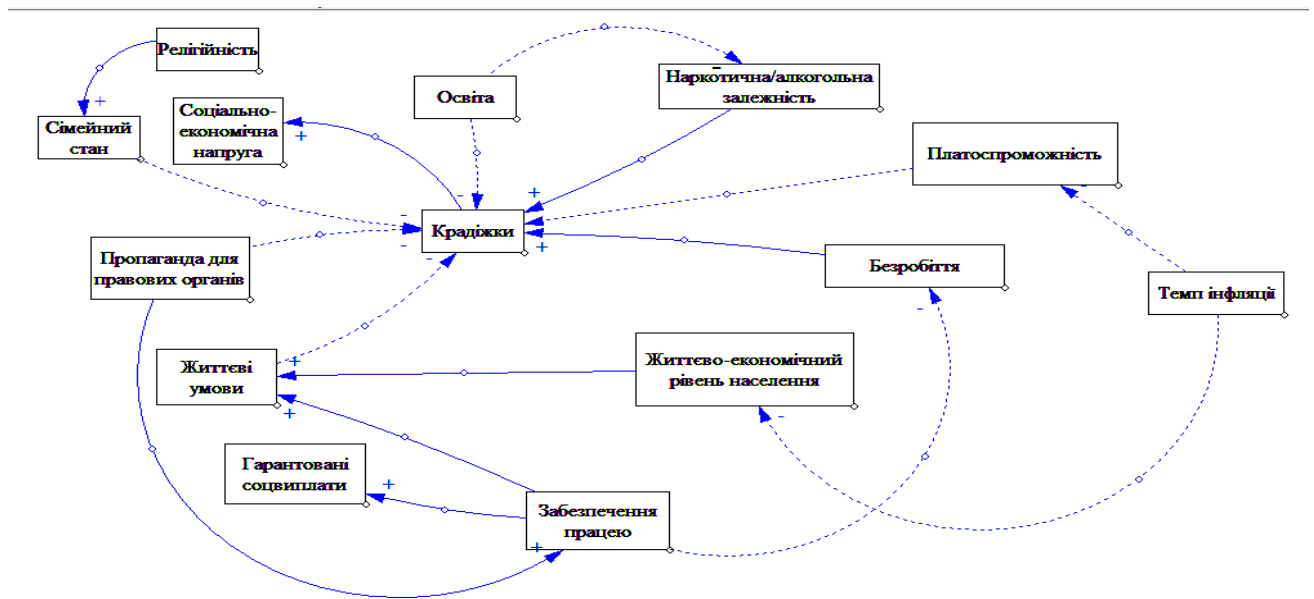


Рисунок 1.3 - Когнітивна модель для упередження соціально-економічної напруженості у суспільстві

Вивчення і аналіз когнітивної моделі дозволяє виявити зв'язки, що впливають на соціально-економічну напруженість, провести своєчасне

відстеження зазначених процесів у суспільстві і розробити програми для упередження небажаних ситуацій і зменшення кількості злочинів.

1.2.2 Метод когнітивного моделювання управління лояльністю персоналу мережі аптек

Система взаємовідносин між власниками аптечної мережі та працівниками аптечних закладів повинна базуватись на довірі та повазі, оскільки основне прагнення співробітника аптеки — це справедливе ставлення до себе та можливість професійно розвиватися в рамках своєї роботи. Лояльність (англ. *loyalty* — вірність) — характеристика співробітника, яка визначає його прихильність місцю роботи. Виразимо лояльність персоналу через теорію розвитку систем, яка використовує S-образну криву, згідно якої будь-яка система проходить декілька етапів свого розвитку (становлення, інтенсивного зростання, стабілізації, «вмирання»).

Згідно цієї концепції потенційний співробітник аптеки спочатку не володіє інформацією про організацію, він знаходиться у «нульовій» точці. Згодом знання накопичуються, формується ідеальна картина очікувань, його лояльність зростає. На стадії стабілізації лояльність співробітника починає знижуватися, оскільки виникають розбіжності між ідеальними та реальними життєвими реаліями (рис. 1.4). Підсумкова лояльність буде тим вище, чим більшою є схожість між ідеальною і реальною картинами життя [3].

На основі аналізу змістових теорій мотивації виділимо дві групи факторів, які впливають на формування лояльності працівників закладів аптечної мережі: організаційні та внутрішні персональні [4]. Організаційні: увага з боку компанії, заробітна плата і бонуси, атмосфера в колективі, задоволеність керівництвом, різноманітність роботи, кар'єрний розвиток, престиж організації, автономія,

довгострокове планування, справедливі правила і вимоги, якість продукції або послуг, цінності.

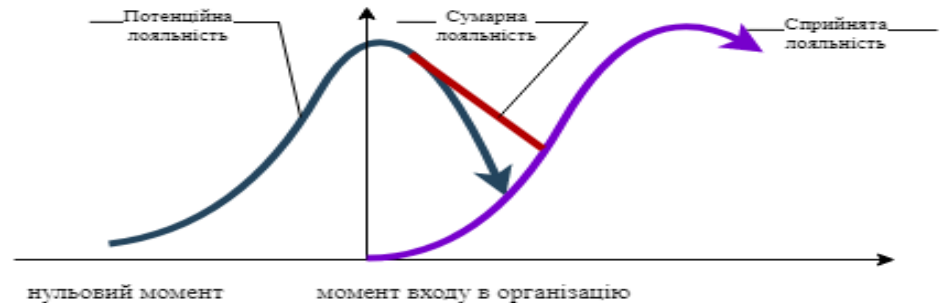


Рисунок 1.4 — Формування сумарної лояльності

Внутрішні персональні: стать, вік, посада, освіта, сімейний стан, стаж роботи, культура організації праці, соціальна залученість в організацію, реалізація очікувань, особиста значущість в організації, робота поруч з домом, перший професійний досвід. В середовищі програмного комплексу «Vensim» побудуємо когнітивну карту ситуації — орієнтований граф (рис.1.5), вершини якого відповідають факторам ситуації.

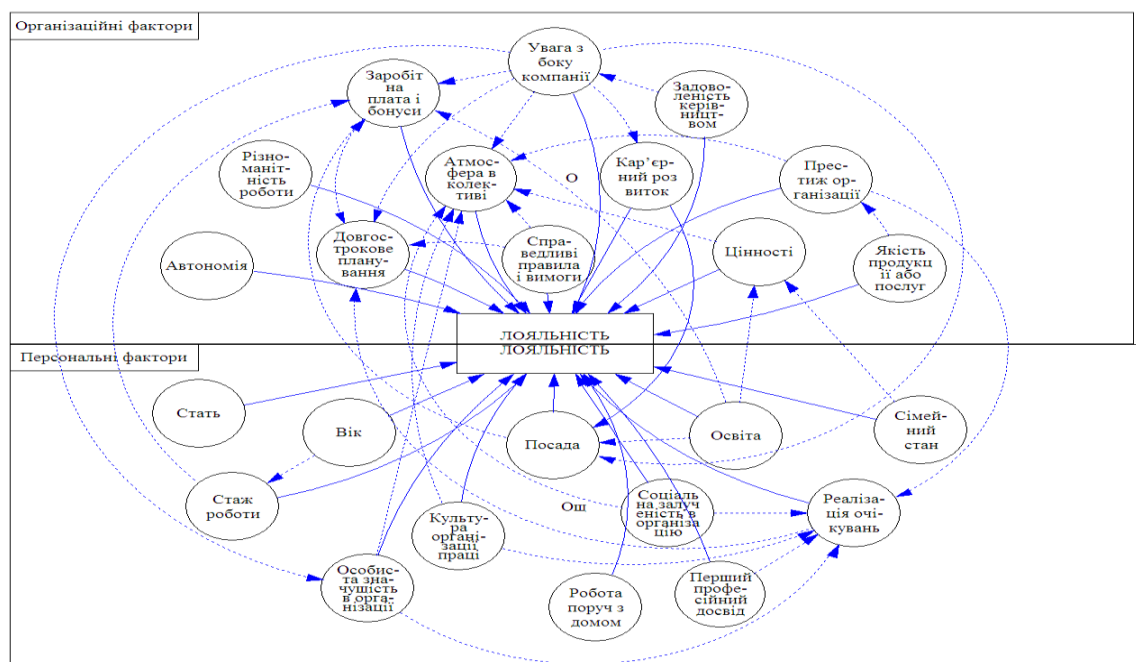


Рисунок 1.5 — Когнітивна карта лояльності персоналу

Побудована когнітивна модель дає картину причинно-наслідкових зв'язків між факторами лояльності персоналу мережі аптек. Дослідження на основі моделі методом імпульсних процесів дозволяє отримати прогноз розвитку ситуації в умовах обраної стратегії для вибору найбільш оптимального рішення з управління лояльністю персоналу.

1.3 Метод формалізації неструктурованої або слабоструктурованої вербальної інформації для нечіткої продукційної системи

В умовах невизначеності, коли особа, що приймає рішення (ОПР), має меншу кількість інформації, ніж це необхідно для доцільною організації дій для прийняття рішень, застосування продукційної системи дозволяє скоротити затрати ресурсів. Продукційна система містить експертні знання, застосування яких дозволяє частково або повністю зняти невизначеність. Основними модулями продукційної системи є база даних, що зберігає відомі факти про стан предметної області; набір продукційних правил; інтерпретатор, що обробляє продукції. Застосування продукційних систем нечіткого виведення дають можливість об'єднати нечіткість вхідних даних з логікою на базі нечітких продукційних правил, в яких умови і укладення сформульовані в термінах нечітких лінгвістичних висловлювань [5]— [7].

Формально продукційна система *System* здійснює відображення $System: Input \rightarrow Output$, де в самому загальному сенсі на вхід подається інформація *Input*, яка має впливати на вихідні результати *Output*. На етапі конструювання системи *System* необхідно визначитися з моделлю подання даних, вилучення і структурування знань та створення баз знань, що утворюють ядро системи. Для бази знань необхідно застосовувати експертні знання для безпосереднього використання у логічному висновку для побудови

умовиводів. Вхідна інформація *Input* в загальному випадку є вербальною, якісною, неметричною, неструктурованою або слабоструктурованою. Ця інформація може містити опис явища, об'єкта, процесу. Необхідно виокремити такі відомості про один чи множину атрибутів, ознак, властивостей цих явищ, об'єктів чи процесів, які є значимими у сенсі впливу на результати виведення *Output*. Вихідні результати *Output* містять інформацію про можливі альтернативні рішення, тобто цю інформацію можна вважати більш структурованою. У разі конструювання продукційної системи нечіткого виведення *System*, змінні, що описують вхідну інформацію *Input*, необхідно представити у вигляді лінгвістичних змінних [6], [7]. Вихідна інформація *Output* може мати вигляд як чіткої, так й лінгвістичної змінної [8].

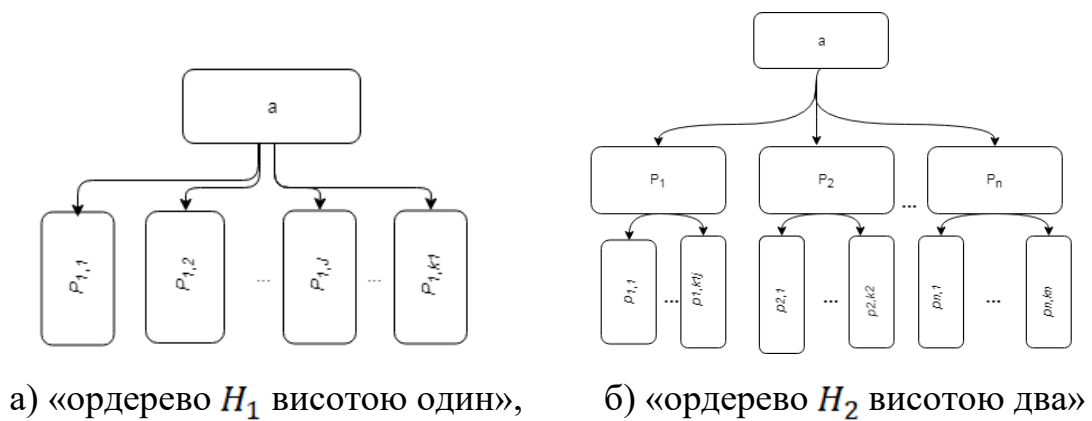
Нечітка міра є кількісною оцінкою лінгвістичної (вербальної) невизначеності, що пов'язана з особливостями людського мислення [9]. В теорії нечітких множин накопичено багатий досвід побудови функцій належності в залежності від контексту задач [10]–[15]. Складності полягають у неточному вимірі інтенсивності, принциповій неможливості застосування вимірювального прибору, через індивідуальні особливості сприйняття експертів [18], [19]. В роботі [10] було запропоновано метод нормування терм-множин для моделювання факторів операційного ризику, що дозволило будувати функції приналежності для різних за вимірюванням вхідних змінних в єдиних координатах. Аналогічні задачі вирішуються кваліметричними методами в теорії корисності, при побудові психологічних та педагогічних оцінок [21], [22]. Класичним є метод попарних порівнянь Сааті [16], [17]. Для впорядкування методів в теорії (зокрема в роботі [12]) сформульовано загальні правила побудови функцій належності. Одним з них є визначення універсальної множини за принципом природної впорядкованості. Отже при розробці нових методів побудови функцій належності прагнемо до аналітичного представлення функцій та з мінімальними витратами обчислювальних ресурсів.

Для побудови графіка функції належності $\mu(x)$ необхідно визначитися зі шкалою осі абсцис та загальним виглядом функції. На осі абсцис відображається

шкала вимірювання $x \in X$, яку побудовано відповідно до внутрішньої природи інформації *Input*. Вибір загального вигляду функції належності $\mu(x)$ та способу її побудови визначається вимогами щодо безперервності, диференційованості, монотонності функції. Для побудови шкали вимірювання $x \in X$ необхідно визначити внутрішню природу інформації *Input* та методи її обробки. Для відображення внутрішньої структури інформації *Input* побудуємо її модель. Будемо вважати, що інформація *Input* є вербальною та містить опис певного об'єкту α , який характеризується множиною ознак P .

Для моделювання оберемо апарат теорії графів як такий, що має найбільшу наочність [23]. Орграф $D = (V, E)$ є множиною впорядкованих пар $E = \{(v_i, v_j) | v_i, v_j \in V, i, j = 1, |V|\}$. Орієнтоване дерево (ордерево) — ациклічний орграф H , в якому тільки одна вершина має нульову напівстепінь входу, а всі інші вершини мають напівстепінь входу один. Вершина з нульовим степенем входу є коренем дерева, вершини з нульовим напівстепенем виходу є листям. Шлях між коренем та листом є гілкою. Довжина найбільшої гілки ордерева є його висотою. Відстань від кореня до вершини визначає її рівень. Корінь має рівень нульовий. Вершини одного рівня утворюють ярус дерева.

Розглянемо випадки, коли вхідну інформацію *Input* можна представити ордеревом H . У першому варіанті розглянемо модель «ордерево H_1 висотою один». Прийmemo, що об'єкт α характеризується однією неметричною ознакою P_1 , яка може приймати k_1 значень p_{1j} , $j = \overline{1, k_1}$. В цьому випадку моделлю якісної інформації є ордерево H_1 (рис.1.6, а)). Перший ярус утворюють листя ордерева H_1 , які є варіантами значень p_{1j} ознаки P_1 .

Рисунок 1.6 - Модель вхідних даних *Input* типу

У другому варіанті розглянемо модель «ордерево H_2 висотою два». Прийемо, що змінна α характеризується n неметричними ознаками P_i , $i = \overline{1, n}$, що утворюють множину P , $|P| = n$. Кожна ознака P_i може приймати k_i значень p_{ij} , $j = \overline{1, k_i}$. В цьому випадку моделлю якісної інформації є ордерево H_2 висотою два (рис.1.6, б)). Кожна гілка ордерера H_2 визначає певну ознаку $P_i, i = \overline{1, n}$. Вершини, що відповідають ознакам P_i , $i = \overline{1, n}$ утворюють перший ярус. Другий ярус складають листя ордерера H_2 , які є можливими значеннями p_{ij} ознаки P_i (рис.1.6, б)).

Третій варіант – ордерево, в якому листя знаходяться на різних ярусах (рис.1.7). Назвемо цю модель «ордерево H_3 загального виду». Ордерево є підмножиною ациклічних графів [23]. Тому четвертим розглянемо варіант представлення інформації ациклічним графом H_4 .

Не втрачаючи загальності, умовимось, що інформація *Input* може бути формалізована однією лінгвістичною змінною α , яка подається на вхід нечіткої продукційної системи *System*. Домовимось, що лінгвістична змінна має назву за

назвою об'єкту α , та в кортежі $\langle \alpha, T, X, G, S \rangle$ зафіксуємо терм-множину $T = \{t_z\}, z = \overline{1, |T|}$, де кожен терм t_z є нечіткою змінною з областю визначення X_z .

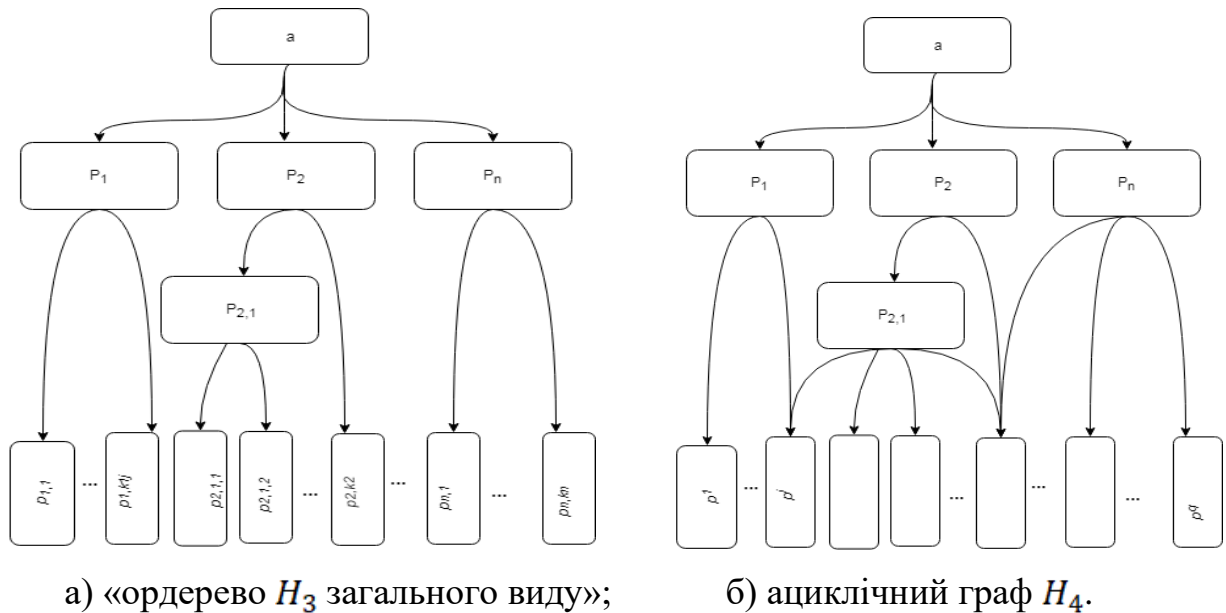


Рисунок 1.7 — Модель вхідних даних *Input*

Прийемо, що універсальна множина базових значень $X = X_1 = \dots = X_z$. Найбільш поширеним варіантом формування терм-множини T є введення термів, що упорядковані за деяким відношенням порядку $\rho: \langle T, \langle \rangle \rangle$ [20]. Терм із множини T є нечіткою змінною t_z , для якої на області визначення X необхідно побудувати функцію належності $\mu_z(x)$. Функція належності є перерізом відношенням порядку ρ за X .

Прийемо за область визначення нечітких змінних терм-множини T множину X , яка визначається декартовим добутком неметричних ознак

$$X = P_1 \times P_2 \times \dots \times P_n, X = \{x_s \mid x_s = (p_{1j_{s1}}, p_{2j_{s2}}, \dots, p_{nj_{sn}}), 1 \leq j_{si} \leq k_i, i = \overline{1, n}\}.$$

Множина X є дискретною. Для її відображення на осі абсцис природно запропонувати номінальну шкалу. Номінальна шкала допускає взаємно однозначні перетворення, що зберігають відношення еквівалентності, та довільне розташування дискретних елементів $x_s \in X$ на осі абсцис. Довільне розташування значення x_s на осі абсцис не дозволяє будувати функції належності $\mu(x)$ з наперед заданими властивостями.

Для побудови графіків функцій належності $\mu_z(x_s)$, $z = \overline{1, |T|}$ необхідно визначити відображення $X \rightarrow M$, де $M = \{\mu_z\}$ - це множина функцій належності термів t_z . Це відображення має відповідати двом вимогам: 1) коректне відтворення бінарного відношення порядку $\rho: \langle T, < \rangle$ та 2) виконання умов монотонності функції належності $\mu_z(x_s)$. Бінарне відношення порядку є антирефлексивним та транзитивним.

Для виконання першої вимоги звернемося до ізотонного відображення. Ізотонне відображення зберігає відношення порядку [24]. Визначимо ізотонне відображення $F: T \rightarrow X$. Відомо, що зворотне відображення до відображення порядку, теж є порядком [24]. Тобто, відображення $F^{-1}: X \rightarrow T$ є порядком.

Для виконання другої вимоги визначимо ізотонне відображення $\Psi: T \rightarrow M$, за допомогою якого можна задавати необхідні властивості функції належності. Результатом є порядок на множині функцій належності $\langle M, < \rangle$.

Відомо, що композиція двох порядків теж є порядком. Будуємо композицію двох порядків $\Psi \circ F^{-1}: X \rightarrow M$.

Розіб'ємо задачу побудови графіків функції належності термів лінгвістичної змінної α на три етапи.

Результатом першого етапу є впорядкована множина $\langle \{p\}, \langle \rangle$ значень ознак множини P . Це дає можливість упорядкованого розташування на осі абсцис векторів множини X .

На другому етапі визначаємо відображення $F^{-1}: X \rightarrow T$ та відображення $\Psi: T \rightarrow M$, а на третьому етапі - їх композицію $\Psi \circ F^{-1}: X \rightarrow M$ й будуємо графіки $\mu_z(x_s)$, $z = 1, |T|$.

Для визначення ідентифікатора x_s застосуємо позиційну систему числення, в якій розряд 10^{n-i+1} визначається порядковим номером вершини, що описує ознаку P_i в графі строгого впорядкування, а цифра j_{si} — порядковим номером значення $p_{ij_{si}}$ для ознаки P_i , яке реалізувалося у векторі x_s . Відсутність значення для певної ознаки позначимо як «0». Розміщуємо вектори значень ознак P на осі абсцис згідно визначеного відношення порядку $\langle \{p\}, \langle \rangle$.

Побудова відображення множини $F^{-1}: X \rightarrow T$ є нечітким лінгвістичним моделюванням. Для кожної нечіткої змінної t_z необхідно побудувати нечітку множину на X : $(x, \mu_z(x))$. Тобто, кожний кортеж реалізованих значень $x_s \in X$ набуває певного значення функції належності $\mu_z(x_s)$. Побудовані функції належності $\mu_z(x_s)$ є складовою деякої нечіткої продукційної системи. Для навчання цієї системи необхідно побудувати вектори вхідних даних $x_s = (p_{1j_{s1}}, p_{2j_{s2}}, \dots, p_{nj_{sn}}), 1 \leq j_{si} \leq k_i, i = \overline{1, n}, x_s \in X$, за якими буде відбуватися налаштування значень вихідних векторів. Вигляд функціональної залежності $\mu(x_s)$ має відтворювати інтуїтивно очікувану оцінку об'єкту α , тобто відповідати відношенню порядку ρ на терм-множині T , та забезпечувати загальні вимоги монотонного спадання/зростання функції належності.

При великих значеннях $k_i, i = \overline{1, n}$ та n кількість векторів $|X|$ є завеликою для експертного визначення функції належності. Тому доцільно автоматично побудувати функції належності, які далі будуть застосовуватися для навчання нечіткої продукційної системи.

Пропонуємо три види лінійних формул для визначення функції належності $\mu_z(x_s)$, в яких $\beta_r, r = \overline{1, 7}$ — параметри:

$$\mu(x_s) = 1 - \beta_1 * \sum_{i=1}^n j_{si} * 10^{-i}, 0 \leq j_{si} \leq k_i; \quad (1.3)$$

$$\mu(x_s) = \begin{cases} \beta_2 + \beta_3 * \sum_{i=1}^n j_{si} * 10^{-i} \\ \beta_4 - \beta_5 * \sum_{i=1}^n j_{si} * 10^{-i} \end{cases}; \quad (1.4)$$

$$\mu(x_s) = \beta_6 + \beta_7 \sum_{i=1}^n j_{si} * 10^{-i}, 0 \leq j \leq k_i. \quad (1.5)$$

Спосіб представлення, що описано, має свої особливості, які мають бути врахованими при практичному застосуванні. Перша особливість полягає в тому, що такі нечіткі множини є ненормованими. Для нормування функцій належності (1.3)—(1.5) вводимо коефіцієнт пропорційності, обернений до висоти відповідної нечіткої множини. Такий спосіб забезпечує загальний масштаб, коли не всі ознаки якісної змінної α мають свою характеристику. Особливість друга — в тому, що функція належності дискретна. Третя — в тому, що для прийнятого способу не всі значення осі абсцис реалізуються у векторах x_s . Введення ідентифікатора, що відповідає кількості можливих значень $k_i, i = \overline{1, n}$ для кожної ознаки, дозволить позбутися надлишковості. Четверта — в тому, що при великій кількості ознак виникають обмеження за точністю обчислень. В цьому випадку доречним буде розбиття множини ознак на підмножини, з їх подальшою реалізацією в окремих правилах продукцій.

1.4 Метод аналізу структурних особливостей розвитку спільнот

В зв'язку з процесами децентралізації, структура джерел фінансування на рівні об'єднаних територіальних громад (ОТГ) взаємопов'язана складним чином. Держава стимулює громади: додатково виділяє кошти (трансферти, субвенції, дотації) та сприяє залученню міжнародних фінансів для проєктів із реконструкції закладів бюджетної сфери, крім того існують міжбюджетні трансферти. Актуальність теми зумовлена необхідністю аналізу процесів децентралізації, що відбуваються в Україні. Практична цінність проведеного дослідження полягає в тому, щоб надати допомогу спільнотам у аналізі їхньої структури фінансування та динаміки розвитку, у розробці індивідуальних та спільних планів розвитку. Територія це багатовимірний простір. У ньому кожен вимір відображає наявність запасів окремих типів територіального капіталу: розташування, розмір, якість, внутрішня та зовнішня взаємодія. Їх взаємодія створює різноманітні зовнішні ефекти та ефекти синергії [25]. У роботі [26] зазначають, що все більшої популярності набувають стратегії розумної спеціалізації територій, в основі якої є визнання того, що взаємодія між агентами з різними типами знань може призвести до більших інноваційних результатів. Питання розвитку території та формування територіальної стратегії конкурентоспроможності (Territorial strategy for competitiveness) стають все актуальнішими, про що зазначають у роботі [27]. У дослідженні [28] зазначають, що territorial competitiveness is an important element of human-centric and sustainable economic progress. За результатами цього дослідження зроблено висновок про важливість для розвитку територій таких показників як, якість інститутів, людський капітал, технологічна готовність та рівень діяльності бізнесу. А регіональні економічні показники залежать від ділового середовища та конкурентоспроможності. Це дослідження використовує індекс RCI, на основі якого визначаються рівні конкурентоспроможності територій та їх проблемні місця, на які варто звернути увагу при формуванні стратегій та сильні сторони,

на які слід спиратися при розробці регіональних стратегій економічного зростання [28]. У роботі [29] регіональну конкурентоспроможність визначають як спроможність регіону формувати привабливе та стійке середовище для проживання та роботи фірм та жителів. У роботі [30] зазначають про важливість екологічної децентралізації, оскільки вона посилює контроль за забрудненням навколишнього середовища. У роботі [31] розглядається таке важливе поняття як податкова конкуренція. Під якою розуміють реакцію місцевих органів влади, що мають відповідні повноваження, у вигляді зміни податкових ставок на зміну податкових ставок сусідніми територіями. У роботі розглядають два різні мотиви для податкової конкуренції. Перший, це розширення податкової бази, за рахунок руху капіталів, компаній та резидентів до певної території з більш вигідними умовами оподаткування. Ефект у цьому випадку може проявлятися у вигляді збільшення податкових надходжень. Другим мотивом є політичний у вигляді формування політичного капіталу за рахунок задоволення місцевих виборців.

Метод аналізу патернів сформувався внаслідок необхідності обробки великих за обсягом баз даних. Цей метод широко застосовують у пошуку інформації. Так, у статті [32] розглядається проблема реагування на запити користувачів шляхом отримання найбільш релевантного об'єкта з кластерного набору об'єктів та використовується новий підхід який називається Cluster-based Retrieval using Pattern Mining (CRPM). Цей підхід інтегрує різні алгоритми кластеризації та аналізу шаблонів (pattern mining algorithms). Широка сфера застосування цього методу породжує проблему щодо уніфікації шаблонів аналізу [33]. У цій роботі наголошують, що певний шаблон аналізу, що розроблений для конкретної проблеми або сфери, не може бути використаний для задачі, коли вона з'являється в іншому контексті. Це й вимагає від розробників програмного забезпечення наново аналізувати проблему. Тому у [33] було запропоновано мову шаблонів для побудови стабільних шаблонів аналізу. У статті [34] використовують метод, що заснований на методах кластерного аналізу та якісного порівняльного аналізу of Cluster Analysis and

Qualitative Comparative Analysis (QCA), Dynamic Pattern Synthesis (DPS). Цей новий підхід використано для вивчення макроекономіки та державної політики.

У статті [35] наведено підходи до аналізу даних щодо підозрілих операцій з відмиванням грошей та зазначають, що ця методологія є дуже ефективною та корисною методикою виявлення підозрілих транзакцій. В статтях [36], [37] наводиться багато прикладів використання методу патернів, зокрема у бізнесі: прогностні моделі використовують патерни, які знайдені в історичних даних, щоб ідентифікувати ризики та можливості. Методу патернів властиві декілька недоліків: великі вклади часу та праці. В роботі [38] представлено можливі способи оцінки суб'єктивної цікавості патернів з точки зору користувача, який досліджує дані, в яких ці патерни містяться. Асоціативна цікавість зазвичай визначається як різниця між частотою появи патерна і його очікуваною частотою появи, якщо припустити, що деякі його дескриптори задовольняються незалежно.

Для пошуку асоціативних правил позначимо об'єкти, з яких складаються набори (itemsets), множиною:

$$I = \{i_1, i_2, \dots, i_j, \dots, i_n\} \quad (1.6)$$

де i_j - об'єкти, що входять до аналізованих наборів;

n - загальна кількість об'єктів.

В нашому випадку такими об'єктами є комбінації напрямів взаємозв'язків між показниками структури фінансування та динаміки розвитку $\{\rightarrow, \uparrow, \downarrow\}$.

Набори об'єктів з множини I , що підлягають аналізу, як правило, називають транзакціями. Транзакція є підмножиною множини I : $T = \{i_j | i_j \in I\}$.

Далі у ролі таких транзакцій виступають набори патернів для певних ОТГ. Набір

транзакцій, інформація про які є доступною для аналізу, позначимо множиною: $D = \{T_1, T_2, \dots, T_r, \dots, T_m\}$, де m - кількість доступних для аналізу транзакцій.

Множину транзакцій, до яких входить певний об'єкт i_j , позначимо наступним чином: $D_{ij} = \{T_r | i_j \in T_r; j = 1..n; r = 1..m\} \subseteq D$.

Позначимо довільний набір об'єктів (itemset) таким чином:

$$F = \{i_j | i_j \in I; j = 1..n\} \quad (1.7)$$

Набір, що складається з k об'єктів, називається **k**-елементним набором.

Множина транзакцій, до якої входить набір F , позначимо так:

$$D_F = \{T_r | F \subseteq T_r; r = 1..m\} \subseteq D \quad (1.8)$$

Відношення кількості транзакцій, до якого входить набір F , до загальної кількості транзакцій називається підтримкою (support) набору F та позначається $Supp(F)$:

$$Supp(F) = \frac{|D_F|}{|D|} \quad (1.9)$$

При пошуку правил обираємо мінімальне значення підтримки наборів $Supp_{min} = 0,3$.

Набір називається частим (large itemset), якщо значення його підтримки є більшим за задане користувачем мінімальне значення:

$$Supp(F) > Supp_{min} \quad (1.10)$$

Розв'язком задачі пошуку асоціативних правил є множина усіх частих наборів:

$$L = \{F | \text{Supp}(F) > \text{Supp}_{\min}\} \quad (1.11)$$

В асоціативних правилах умова і результат є об'єктами множини I : якщо $(X) \text{ то } (Y)$, де $X \in I, Y \in I$. Для розв'язування задачі використовується відомий алгоритм Apriori.

В даній роботі для аналізу використано патерни двох видів: структури фінансування та динаміки розвитку. Патерни структури фінансування будувались на основі таких показників: a_1 — власні доходи на 1 особу, грн.; a_2 — видатки розвитку (капітальні видатки) на 1 особу, грн.; a_3 — інфраструктурна субвенція на 1 особу, грн.; a_4 — базова/реверсна дотація на 1 особу, грн. До патернів динаміки розвитку було включено темпи відповідних трьох структурних показників та дохід: c_1 — темп зростання власних доходів на 1 особу, %; c_2 — темп зростання видатків розвитку (капітальні видатки) на 1 особу, %; c_3 — темп зростання інфраструктурної субвенції на 1 особу, %; c_4 — дохід на душу населення ОТГ, грн.

Дослідження даних з використанням патернів будується на основі певної мови патернів. Всі базисні показники було нормовано від 0 до 1. В нашому випадку загальна кількість патернів кожного виду визначається комбінацією трьох напрямів в структурі зв'язків між чотирма базисними показниками $\{\rightarrow, \uparrow, \downarrow\}$, в заданій послідовності від a_1 до a_4 (або від c_1 до c_4), що означає наступне:

" \rightarrow " — показник a_i має той самий рівень в нормованому інтервалі $[0; 1]$, що й показник a_{i+1} ;

" \uparrow " — показник a_i має менший рівень, за показник a_{i+1} ;

" \downarrow " — показник a_i має більший рівень, за показник a_{i+1} .

Загалом маємо $4!=24$ різних упорядкування базисних показників, які можуть утворювати максимально (але не обов'язково) $3^3=27$ типів патернів (кластерів). Далі зупинимось на введеному вище впорядкуванні базисних показників від a_1 до a_4 (або від c_1 до c_4). Для графічного зображення патернів використовувався метод паралельних координат в багатомірному просторі, де координати відповідали базовим показникам окремо для патернів структури фінансування та патернів динаміки розвитку.

Методика, що пропонується для прогнозування типу динаміки розвитку новоутворених ОТГ складається з наступних кроків.

Крок 1. Побудова діаграм патернів структури фінансування і динаміки розвитку в паралельних координатах.

Крок 2. Кодування діаграм послідовністю трьох напрямів в структурі зв'язків між чотирма базисними показниками $\{\rightarrow, \uparrow, \downarrow\}$

Крок 3. Побудова таблиці співставлення патернів структури фінансування і динаміки розвитку.

Крок 4. Визначення кластерів, що складаються з однакових пар послідовностей зв'язків між чотирма базисними показниками структури фінансування та відповідними показниками динаміки розвитку.

Крок 5. Спираючись на основний принцип системної динаміки, що стверджує – структура визначає динаміку; та принцип історизму, який означає, що повторна конфігурація даних в динаміці призводить до аналогічного результату; – робиться висновок про тип динаміки новоутворених ОТГ по їх структурі фінансування та аналогічній структурі давно утвореної ОТГ.

Проведемо далі за методикою аналіз кластерів на прикладі ОТГ областей Півдня України для 2018 р., зокрема спільнот Запорізької області.

На звітних даних ОТГ Запорізької області за 2016–2018 рр. отримано 8 різних патернів структури фінансування та 5 патернів динаміки розвитку. В табл.1.2 наведено тільки ті патерни, частота появи яких більша за одиницю.

Згідно основного положення розробленої методики: регіони, що мають однаковий за структурою патерн в базовій системі показників, вважаються схожими за моделлю розвитку, це дозволяє приймати певні стратегічні рішення щодо подальших дій з фінансування розвитку спільнот.

Таблиця 1.2 – Структура та склад патернів ОТГ Запорізької області за 2016–2018 рр.

Патерни	Назва ОТГ (рік утворення 2015-2016 рр.)	Назва новоутворених ОТГ (2017 р.)
Структури фінансування		
{↓, ↑, ↓}	Botiivska, Osypenkivska, Ostrykivska, Malotokmachanska	The total number of UTC 13
{↓, ↑, ↑}	Veselivska, Preobrazhenska, Bilenkivska	Orikhivska, Kamiansko-Dniprovska
Динаміки розвитку		
{↑, ↑, ↑}	Smyrnovska, Dolynska, Botiivska, Prymorska, Ostrykivska	
{↑, ↑, ↓}	Berestivska, Kamysh-Zorianska, Veselivska, Preobrazhenska, Osypenkivska, Malotokmachanska, Bilenkivska, Komyshuvaska	

Отже, згідно табл.1.2 маємо два кластери структури фінансування та два кластери динаміки розвитку. Серед новоутворених в 2017 р. ОТГ маємо 13, що мають структуру фінансування першого кластеру, та дві ОТГ (Оріхівська і Кам'янсько-Дніпровська) мають структуру другого кластеру. Тому при прогнозуванні їхньої динаміки розвитку можна спиратись на динаміку тих ОТГ, що входять до відповідних кластерів, але були сформовані у 2015–2016 рр.

На рис. 1.8 показано приклад візуалізації патернів структури фінансування методом паралельних координат для ОТГ Запорізької області, що були утворені в 2016 р.

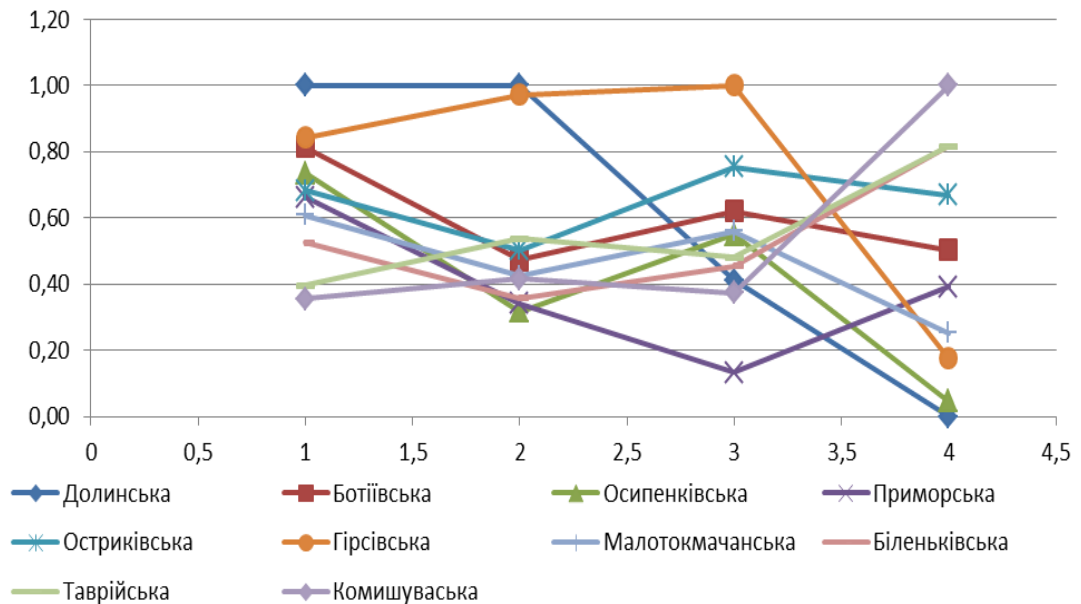


Рисунок 1.8 – Патерни структури фінансування у 2018 р. для ОТГ Запорізької області, утворених в 2016 р.

На рис. 1.9 показано приклад візуалізації патернів динаміки розвитку методом паралельних координат для ОТГ Запорізької області, що були утворені в 2015–2016 рр.

На рис. 1.8 та 1.9 простежуються згущення графіків одного типу, що й утворюють відповідні кластери, описані в табл.1.2. Аналогічні результати були отримані для спільнот Одеської та Дніпропетровської областей.

Розроблена в даній роботі методика дає можливість проаналізувати та порівняти результати фінансової діяльності новоутворених ОТГ з результатами інших громад, як своєї області, так і сусідніх.

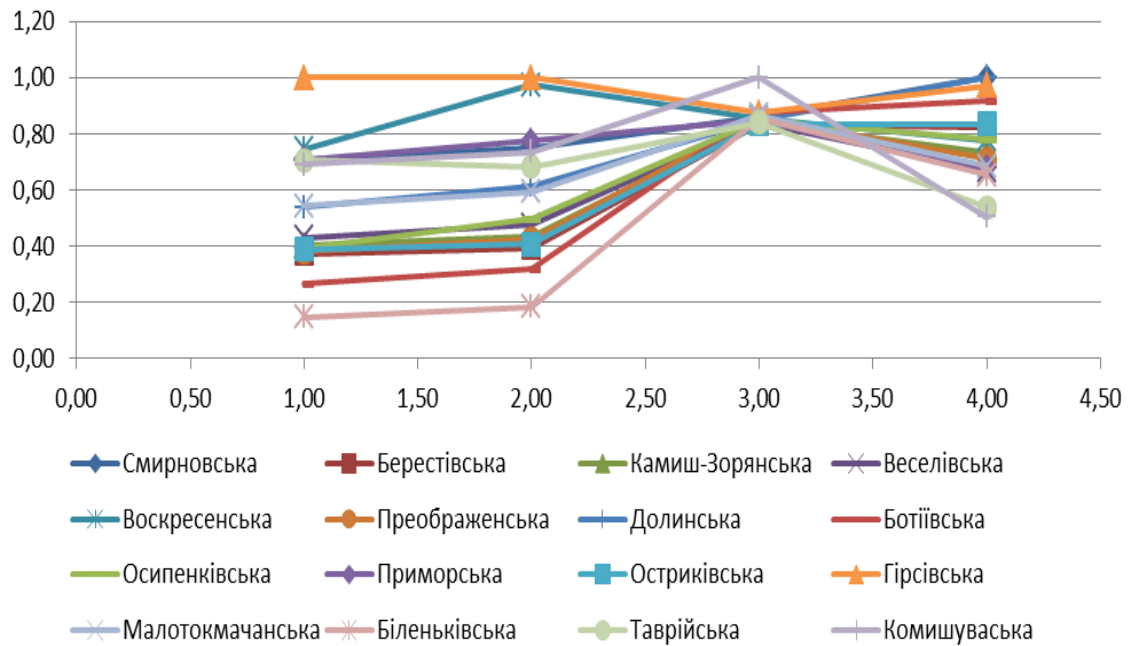


Рисунок 1.9 – Патерни динаміки розвитку у 2018 р. для ОТГ Запорізької області, утворених в 2015–2016 рр.

Оцінка поточної фінансово-бюджетної ситуації ОТГ дає змогу сформувати достатні ресурси для фінансування пріоритетних напрямів соціально-економічного розвитку громади та підвищити ефективність використання бюджетних коштів. Задачі наступного етапу проведення досліджень включають: автоматизацію процесу побудови патернів за допомогою відповідного програмного забезпечення; перевірку ефективності та стійкості методу патернів як методу аналізу структурних особливостей ОТГ. Результати такого аналізу допоможуть спрогнозувати надходження до бюджету ОТГ, виявити ефективні шляхи розвитку.

2 РОЗРОБКА СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ (СППР) ДЛЯ УПРАВЛІННЯ СКЛАДНИМИ СОЦІАЛЬНО- ЕКОНОМІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ ТА СИСТЕМАМИ

2.1 Підсистеми прийняття рішень в структурі інформаційної системи управління аптечною мережею

Інформаційна система – взаємопов'язана сукупність засобів, методів та персоналу, що використовуються для зберігання, обробки та видачі інформації в інтересах досягнення поставленої мети. Основою інформаційних систем є інформаційні моделі, що описують інформаційні потоки в управлінні за допомогою певних алгоритмів та процедур оброблення інформації. Метою інформаційної системи є підготовка інформації для використання її управлінським апаратом. Вона забезпечує збереження, оброблення та узагальнення]. Основними принципами побудови ефективних інформаційних систем є: принцип інтеграції (багаторазове використання даних для вирішення великої кількості завдань), принцип системності (обробка даних в різних аспектах для отримання інформації необхідну на всіх рівнях управління), принцип комплексності (механізація і автоматизація процедур перетворення даних на всіх етапах функціонування системи). Відповідно, інформаційна система управління аптечною мережею – сукупність управлінської інформації та інформаційної підтримки системи управління та зв'язки між ними. Основними функціями інформаційних систем управління є збір, реєстрація та обробка даних, що отримані в місці збору інформації (наприклад, в аптечному закладі) та передані до інформаційного центру з метою подальшої її обробки. Структуру інформаційної системи складає сукупність окремих її підсистем. Підсистема – це частина системи, яка виділена за певною ознакою.

1. Підсистема прийняття рішень. Система підтримки прийняття рішення про розміщення аптек на основі нечіткої логіки. Для її побудови використовуються методи нечіткої математики та розв'язується задача

лінгвістичної апроксимації. Вхідні змінні системи, що впливають на вибір місця для торгової точки представляються у вигляді лінгвістичних змінних. Такими змінними є трафік, якість пішохідного потоку, купівельна спроможність, тип району, конкурентне середовище, відстань до медичних установ. Для кожної лінгвістичної змінної визначаються терм-множини, що складаються з кількох термів.

Система підтримки прийняття рішень про управління потенційним попитом аптек мережі на основі побудови когнітивної моделі. Якісний аналіз ефективності управління мережею передбачає визначення тенденцій перебігу процесів, якісну оцінку цих тенденцій і вибір заходів, що сприяють їх розвитку в потрібному напрямку. Когнітивна модель оснований на формалізації причинно-наслідкових зв'язків, які мають місце між факторами, що характеризують досліджувану систему. Результатом формалізації є представлення системи у вигляді когнітивної карти.

Рекомендаційні системи забезпечують організацію та підтримку цифрового зв'язку з клієнтами мережі. Використання рекомендаційних систем ґрунтується на пропозиції нових елементів для конкретного користувача на основі попередніх вподобань користувачів або думок інших однодумців користувача. СППР управління розвитком мережі аптек в умовах конкуренції. Такі СППР націлені на вирішення задач розширення мережі, управління ціновою політикою, управління логістикою.

2. Підсистема управління продажами. Система управління взаємовідносин з клієнтами. Дозволяє вести діалог з клієнтом через представників аптеки та аптечної довідки, формувати клієнтську базу з різними групами клієнтів (вік, стать, історія покупок клієнта тощо). Лояльність клієнта виражається в економічному ефекті для аптечної мережі та збільшенні її прибутків.

Підсистема продажу. Створення ефективних збутових каналів, налагодження системи своєчасної доставки лікарських засобів в аптечні заклади, проведення акцій та надання знижок.

Підсистема управління лояльністю персоналу. Система взаємовідносин між власниками аптечної мережі та працівниками аптечних закладів повинна базуватись на довірі та повазі, оскільки основне прагнення співробітника аптеки — це справедливе ставлення до себе та можливість професійно розвиватися в рамках своєї роботи.

3. Підсистема управління проектами. У складних проектах необхідно обробляти безліч інформації, для цієї мети використовуються інформаційні системи управління проектами. В основі цих систем незалежно від їх рівня і вартості закладені методи мережевого планування і управління. Інформаційна система управління проектами підвищують ефективність, обґрунтованість і швидкість прийняття управлінських рішень та дозволяють автоматизувати всі основні операції проектної діяльності.

4. Підсистема фінансового аналізу. Важливу роль у реалізації завдань фінансового аналізу відіграє його інформаційне забезпечення. Основним джерелом інформації при проведенні фінансового аналізу є дані бухгалтерського обліку та фінансової звітності підприємства. мовлення користувача. Автоматизація фінансового аналізу дає змогу підвищити ефективність управління, оскільки буде налагоджений оперативний зв'язок між головним центром управління і підрозділами підприємства. Такі можливості зумовлені тим, що комп'ютерний спосіб обробки інформації вимагає формального та чіткого опису аналітичних процедур у вигляді алгоритмів, що призводить до покращення порядку виконання обов'язків працівників фінансової служби.

Підсистема аудиту. Економічна діяльність аптечної мережі пов'язана з виконанням певних функцій контролю. Процес контролю полягає у визначенні найбільш вразливих місць та негативних процесів у аптечній мережі для їх заміщення більш ефективними.

Підсистема бухгалтерського обліку. Побудова інформаційної системи та автоматизація роботи бухгалтерського обліку, мережі дозволяє навести порядок і в складському обліку, в постачанні та реалізації продукції, товарів, допомагає відстежувати договори з контрагентами та підрядними організаціями, швидше

розраховувати заробітну плату, своєчасно здавати офіційну статистичну звітність.

Використання описаних підсистем в структурі інформаційної системи сприятиме прийняттю обґрунтованих стратегічних управлінських рішень, спрямованих на зростання конкурентоспроможності і поліпшення якості управління аптечною мережею.

2.2 Онтологічний підхід до моделювання інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень

2.2.1 Розробка метаонтології прийняття рішень в соціально-економічних системах

При активному розвитку питань моделювання онтологій і оцінки їх якості [39], [40] область моделювання метаонтології прийняття рішень, автоматизація в соціальній сфері, багатокритеріальна оцінка якості онтологій вимагають своєї розробки. Розглянемо задачу використання онтологій при проектуванні СППР в областях, пов'язаних з людською діяльністю, тобто в соціальній сфері. У теорії штучного інтелекту під «онтологією» розуміють формалізацію знань в певній предметній галузі концептуальною схемою. Будемо розглядати прийняття рішень як процес, що відбувається за схемою, показаною на рис.2.1, де знаком «→» позначено відповідне бінарне відношення між суперкласами (СК).

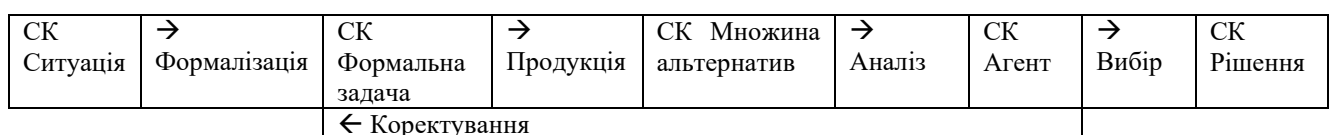


Рисунок 2.1 – Схема прийняття рішення

Визначимо онтологію прийняття рішення як трійку виду

$$O = \langle \{O^{form}\}, \{O^{altern}\}, O^{choice} \rangle, \quad (2.1)$$

де $\{O^{form}\}$ – множина предметних онтологій формалізацій задач,

$\{O^{altern}\}$ – предметні онтології побудови множини альтернатив,

O^{choice} – онтологія вибору рішень з заданої множини альтернатив.

Наповнення предметних онтологій O^{form} й O^{altern} потребує роботи з певною предметною галуззю. Кожен представник O^{form} множини $\{O^{form}\}$ онтологій формалізацій задач містить суперкласи «Ситуація» і «Формальна Задача», що знаходяться у відношенні Формалізація. Кожен представник O^{altern} множини $\{O^{altern}\}$ онтологій побудови множини альтернатив містить суперкласи «Формальна Задача» й «Множина альтернатив», що знаходяться у відношенні «Продукція». Онтологія O^{choice} вибору рішень з певної множини альтернатив містить суперкласи «Множина альтернатив», «Агент» та «Прийняте рішення», відповідні відношення «Аналіз», «Вибір рішення». Для забезпечення зворотного зв'язку введено відношення Коректування: Агент \rightarrow Формальна задача. Суперклас «Ситуація» містить множину класів з інформацією стосовно певної предметної галузі та ситуації, в якій необхідно прийняти рішення. Суперклас «Формальна Задача» складається з множини класів, які несуть інформацію про побудову формалізацій в певній предметній галузі. На цьому етапі задача прийняття рішень приймає вид кортежу $\langle X, opt_rule \rangle$, де X – множина альтернатив, opt_rule – критерій якості альтернативи. Суперклас «Множина альтернатив» містить множину класів з методами формування множини альтернатив X в певній предметній галузі.

Суперклас «Агент» містить множину класів строгих та евристичних методів побудови визначаючих правил *solv_rule* на множині альтернатив, а також клас «Суб'єкт прийняття рішення» з підкласами «ОПР» й «Автомат». Суперклас «Прийняте рішення» містить множину класів з інформацією про прийняте рішення в певній предметній галузі. На рис.2.2 побудовано онтологію прийняття рішення у вигляді онтографа графічним модулем GraphViz редактора Protégé [41].

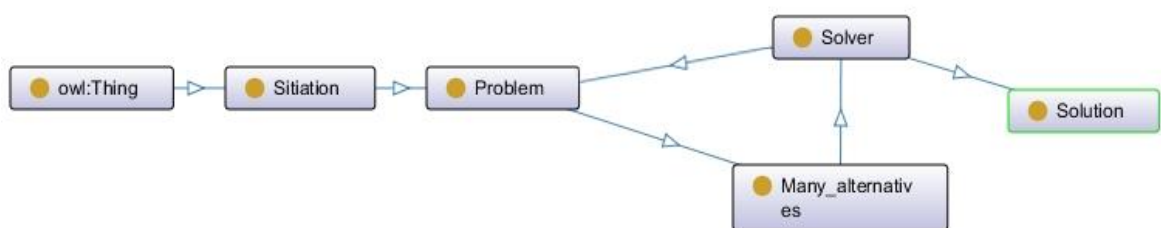


Рисунок 2.2 – Метаонтологія прийняття рішення у вигляді онтографа

Загальний алгоритм побудови онтології прийняття рішення:

- побудова метаонтології прийняття рішення;
- побудова базової онтології вручну на основі аналізу текстів документів або статистичних даних;
- багатокритеріальна оцінка якості базової онтології;
- автоматизація розширення базової онтології новими знаннями з різних джерел за допомогою редактора Protégé;
- інтеграція онтології з іншими онтологіями, що пов'язані за змістом.

В побудованій метаонтології прийняття рішення для онтологій O^{form} , O^{altern} , O^{choice} визначено класи та відношення. Введення відношення Коректування порушує питання про можливість та рівень автоматизації прийняття рішень для різних галузей. При наявності представника ОПР класу Агент прийняття рішення має суб'єктивний характер, тобто в прийнятті рішення приймає участь людина. Введення представника Автомат класу Агент

автоматизує процес прийняття рішення.

2.2.2 Онтологічний підхід до управління розвитком мережі аптек

Управління розвитком мережі аптек ґрунтується на предметних областях фармації, медицини, комерції. Тому для погодження концептуальних описів цих предметних областей слід застосовувати онтологічний підхід. Прикладом є розробка групи дослідників медичної онтології догляду за хронічно хворими пацієнтами, яка допомагає виявляти неправильні діагнози та супутні захворювання [42]. Застосування онтологічних моделей для формалізації та впорядкування знань у фармацевтичній індустрії досліджені у праці [43]. З розвитком інтернет-аптек актуальним є дослідження публікацій з електронної комерції. Так у статті [44] розглянуто методи автоматичного визначення класів товарів. Але онтологічний підхід до управління розвитком мережі аптек пропонується вперше в даній роботі.

Онтологія управління мережею аптек – це механізм опису предметної області, базових понять цієї області, їх властивостей та відношень між ними. Прикладами бінарних відношень є *part-of: Рекламна кампанія → Маркетингова стратегія*; *connected-to: Якість потоку → Тип району*. При побудові онтології була використана методологія IDEF5, яка представляє стандарт онтологічного дослідження складних систем. Механізм прийняття рішення в управлінні розвитком мережі аптек можна визначити відношеннями, що показані схематично на рис.2.3.

Онтологія прийняття рішення в управлінні розвитком мережі аптек – структура, яка описує зв'язок між класами вхідних даних (класом цільових об'єктів управління: купівельна спроможність – CA, інтернет-аптека – E, асортимент – As, трафік – T, якість пішохідного потоку – QP, тип району – DT, конкурентне середовище – CE, відстань до медичних установ – DM), необхідних

для прийняття рішення та класом *Множина стратегій управління*: $S_1, S_2, S_3, \dots, S_i$ введенням формалізації бінарного відношення «*ВИБІР: Менеджер (або СППР)*» → *Найкраща стратегія*».



Рисунок 2.3 – Схема прийняття рішення по управлінню розвитком мережі аптек

Субклас завдань представлений множиною цільових об'єктів управління.

Побудова онтології дозволяє сформулювати загальну модель СППР управління розвитком мережі аптек, що має вигляд:

$$S = f(CA, As, E, T, QP, DT, CE, DM), \quad (2.2)$$

де S - найкраща стратегія управління.

Більш докладно СППР для ситуації відкриття нової аптеки розглянута в статті [45]. За допомогою вільно поширюваного редактора Protégé та його графічного модуля GraphViz [41] відобразимо онтологію у вигляді онтографа (рис.2.4).

Ключовим питанням підвищення якості управління складними системами у діяльності аптечних мереж є підвищення ефективності прийняття рішень в проблемних ситуаціях. Ухвалення правильних і своєчасних рішень повинно базуватись на наданні своєчасної інформації, що має бути отримана в результаті інструментального аналізу проблемної ситуації. Саме тому застосування онтологічного підходу підтримки прийняття рішень дозволяє дослідити системні зв'язки такої складної структури із застосуванням методів і засобів комп'ютерного моделювання. На підставі отриманої предметної онтології

зроблено припущення про можливість повної автоматизації управління розвитком мережі аптек.

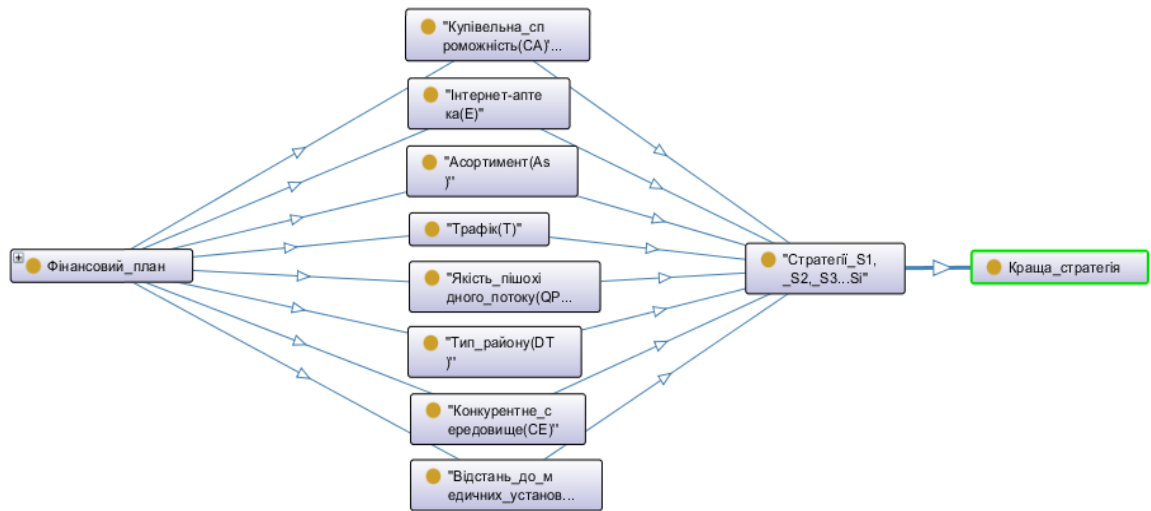


Рисунок 2.4 – Онтограф прийняття рішення по управлінню мережею

2.2.3 Модель онтології прийняття судових рішень

Ухвалення судових рішень здійснюється, відповідно до ст. 65 Кримінального кодексу України (КК України) [46], суд призначає покарання, враховуючи ступінь тяжкості вчиненого злочину, особу винного та обставини, що пом'якшують та обтяжують покарання. Вибір виду покарання у разі, коли закон передбачає альтернативні санкції залишається за суддею. Отже, слабо формалізованою частиною вироку залишається важення обставин здійснення злочину й характеристики особи винного. Для зниження рівня суб'єктивності в процес прийняття рішень вводяться системи підтримки прийняття рішень (СППР). Перспективним методом розробки СППР є онтологічний підхід.

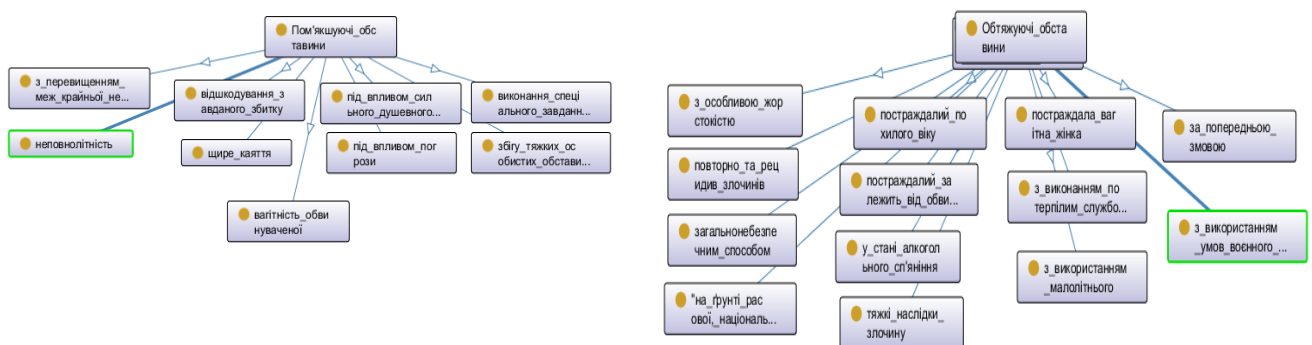
Онтологія судового рішення – це структура, яка відображає зв'язок між класами вихідних даних (учасників процесу і обставин), необхідних для прийняття рішення, і мірою покарання. Основи фундаментальної онтології правового об'єкту закладено в роботі [47], але судовий процес розглядається тільки на рівні одного з

концептів в системі «правовий суб'єкт-судовий процес-суд». Дана робота присвячена побудові онтології прийняття судового рішення. У вигляді онтографа в графічному модулі GraphViz редактора Protégé 5.5.3 [41] вона представлена на рис.2.5.



Рисунок 2.5 – Онтологія прийняття судового рішення

При призначенні покарання визначають обставини, які пом'якшують, зазначені в ст. 66 КК України, та обтяжують покарання, зазначені в ст. 67 КК України. Таких обставин визначено по одинадцять і чотирнадцять, відповідні субкласи наведені на рис.2.6.



а) «Пом'якшуючі обставини»;

б) «Обтяжуючі обставини»

Рисунок 2.6 – Субкласи класу

Застосуємо багатокритеріальну оцінку якості онтології, що складається з оцінок фрагментів онтології і топологічних характеристик онтографа.

Обчислимо оцінки для трьох ситуацій Var_1 , Var_2 , Var_3 . Вихідні дані першої ситуації Var_1 представлені в табл.2.1, яка є матрицею суміжності нечіткого графа фрагмента онтології. У стовпцях таблиці показані значення, відповідні лояльному рішенню (L) – версія адвоката, нейтральному (N) – рішення судді і суворому (H) – версія прокурора, в допустимих межах, передбачених нормою закону. У рядках – розташовані фактори, що формують судові рішення: В – обтяжуючі обставини, М – пом'якшуючі обставини, P_+ – позитивні якості підсудного, P_- – негативні якості підсудного. Друга ситуація Var_2 відповідає автоматизованому процесу прийняття судового рішення. Ситуація Var_3 – це ідеалізований варіант, при якому м'які рішення враховують всі позитивні і пом'якшувальні фактори, а жорсткі – всі негативні і обтяжуючі фактори. Розрахунок оцінок функціональності і ін'єктивності виконується за формулами з [48]. Для автоматичної побудови онтології важлива пропускна здатність і топологічна ентропія [49].

Таблиця 2.1 – Вихідні дані для різних ситуацій прийняття рішення в суді

P_+	0,8	1	0,1	P_+	1	P_+	1	1	0
P_-	0,2	1	0,9	P_-	1	P_-	0	1	1
В	0,1	1	0,9	В	1	В	0	1	1
М	0,7	1	0,1	М	1	М	1	1	0

Результати розрахунків оцінок векторної цільової функції для онтографа, представленого на рис.2.5, і трьох ситуацій прийняття рішення наведені в табл.2.2.

Таблиця 2.2 – Оцінки векторної цільової функції для онтографа

Показник	Var_1	Var_2	Var_3
Функціональність	0,64	0	0,67
Ін'єктивність	0,51	0	0,56
Пропускна здатність	0,25	0,25	0,25
Топологічна ентропія	2,824	2,824	2,824

При порівнянні отриманих результатів, отримуємо ранжування $Var_3 \approx Var_1 \succ Var_2$. Таким чином, ситуація Var_1 наближається до ідеалізованої ситуації Var_3 . Результати моделювання показали, що введення повної формалізації винесення вердикту впливає на оцінку функціональності онтології.

2.3 Розробка інтелектуальної системи підтримки прийняття судових рішень на основі нечіткої логіки

Крім правового аспекту, поняття крадіжки має економічну сутність, оскільки є злочином проти власності. Крадіжка визначається як сукупність дій вчинених одним або групою суб'єктів, які передбачають таємне вилучення або корисливе заволодіння майном, що в подальшому наносить шкоду господарській діяльності як фізичних, так і юридичних осіб. Крадіжки є найбільш частими злочинами, що вчиняються в Україні – вони складають більше 40% від кількості всіх зареєстрованих злочинів. Динаміка кількості крадіжок наведена в табл.2.3.

Таблиця 2.3 – Динаміка кількості крадіжок

Рік	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Загальне число злочинів	563560	529139	565182	592604	523911	487133
Крадіжки	242769	226833	273756	312172	261282	238492

Близько 65% з крадіїв на момент вчинення злочину були не зайнятими трудовою і навчальною діяльністю, понад третини були раніше судимими [2].

Відповідно до ст. 65 Кримінального кодексу України, суд призначає покарання у межах, установлених у санкції статті Особливої частини КК, що передбачає відповідальність за вчинений злочин, відповідно до положень Загальної частини КК, враховуючи: ступінь тяжкості вчиненого злочину; особу

винного; обставини, що пом'якшують та обтяжують покарання [50]. Законодавча санкція статті враховує як кількісні показники відповідних обставин, так і якісні. Зважаючи на це, методом прямого логічного виведення вхідними змінними було обрано такі.

Лінгвістична змінна *Severity*, що характеризує ступінь тяжкості вчиненого злочину, приймає значення з терм-множини {невелика, середня, велика}. Ця змінна дозволяє враховувати повторність злочину, наявність минулого покарання, колективний злочин, тощо.

Лінгвістична змінна *Personality* характеризує особу винного та приймає значення з терм-множини {негативна, нейтральна, позитивна}. Дозволяє враховувати, наприклад, працевлаштування, наявність суспільно корисної діяльності, характеристику за місцем мешкання, тощо.

Необхідно зазначити, що відповідно до ч. 3 ст. 66 Кримінального кодексу України, якщо будь-яка з обставин, що пом'якшує покарання, передбачена в статті Особливої частини КК як ознака злочину, що впливає на його кваліфікацію, суд не може ще раз враховувати її при призначенні покарання як таку, що його пом'якшує [50]. Таких обставин визначено одинадцять. Для оцінки обставин, що пом'якшують покарання, було обрано дві лінгвістичні змінні. Лінгвістична змінна *Mitigation* дає оцінку можливості урахування суддею визначеної кількості реалізованих обставин. Лінгвістична змінна *LM* оцінює рівень пом'якшення покарання обставинами, які реалізувалися.

Також при побудові алгоритму призначення покарання нами були взяті до уваги зазначені в ст. 67 Кримінального кодексу України обставини, які обтяжують покарання. Таких обставин визначено чотирнадцять. При призначенні покарання суд не може визнати такими, що його обтяжують, інші обставини. Якщо будь-яка з обставин, що обтяжує покарання, передбачена в статті Особливої частини КК як ознака злочину, що впливає на його кваліфікацію, суд не може ще раз враховувати її при призначенні покарання як таку, що його обтяжує [50]. Вхідні змінні для оцінки обставин, що обтяжують покарання позначено через *Burden* та *LB*. Лінгвістична змінна *Burden* дає оцінку

можливості урахування визначеної кількості реалізованих обставин. Лінгвістична змінна *LB* оцінює рівень обтяження покарання обставинами, які реалізувалися.

Лінгвістична змінна *Lawyer* характеризує рівень нейтральності судді та приймає значення з терм-множини {лояльний, нейтральний, суворий}. Будемо вважати, що справедливим є суддя за рівнем «нейтральний». Введення додаткових термів дозволить поставити задачі про адекватність винесеного вироку, про оцінку впливу особи судді.

Суд може призначати міру покарання, складовими частинами якої є штраф, обмеження та позбавлення волі (реальне та умовне), громадські роботи. Назначимо такі змінні виходу системи.

Лінгвістична змінна виходу *Fine* визначає розмір штрафу.

Лінгвістична змінна виходу *Years* визначає кількість років позбавлення волі.

Лінгвістична змінна виходу *RF (Restriction of freedom)* визначає рівень обмеження волі.

Лінгвістична змінна виходу *Public Works* - громадські роботи

Лінгвістична змінна виходу *Condition* визначає реальне або умовне введення в дію.

Для всіх лінгвістичних змінних виходу було обрано терм-множини, що містять по три терми, які характеризують рівень реалізації {невисокий, середній, високий}. Функції належності термів вхідних та вихідних лінгвістичних змінних визначаються експертно. Діапазони значень регулюються відповідними нормами законодавства окремо для кожної статті. Таким чином загальна модель СППР у суді має вигляд:

$$\begin{aligned}
 & (Fine, Years, RF, Public Works, Condition) = \\
 & = F(Severity, Lawyer, Mitigation, Personality, Burden, LB, LM), \quad (2.3)
 \end{aligned}$$

де *F* – відповідний алгоритм нечіткого виведення.

Для проведення експерименту було обрано ст. 185 КК України про крадіжку [50]. Різні частини статті ст. 185 КК України про крадіжку [50] мають різні варіанти вироків. Складність бази нечітких продукційних правил буде визначатися змістом певної частини статті.

Проблема обмеженості об'єктивності судових рішень підіймалась ще у 1963 р. в роботі Кларка «The Limits of Judicial Objectivity», який вказував на основне правило прийняття судових рішень: “Government of laws, and not of men” [52]. Але досягти бездоганного виконання такого правила неможливо за рядом причин, однією з яких є невизначеність багатьох юридичних понять. Це знаходить підтвердження в тому факті, що Європейський суд, зважаючи на багатогранність поняття «справедливість» у рішеннях національних судів, не визначає критеріїв справедливого судового розгляду, а наводить натомість у своїх рішеннях лише приблизний їх перелік з урахуванням положень ст. 6 «Конвенції про захист прав людини і основоположних свобод» [53]. Підхід до визначення нечіткого поняття «справедливий суд» був запропонований, зокрема в роботі Тобота Ю. А. [54], де за критерій справедливого судового розгляду приймалось поняття «неупередженість», що позначає однакове ставлення суду до сторін спору, вирішення його без надання переваг одній зі сторін, тобто «нейтральність» суду. При цьому кожен суддя має своє уявлення про справедливість. Як зазначає В. Ладиченко [55], справедливість не стільки теоретично усвідомлюється, скільки інтуїтивно сприймається, інколи з підсвідомим її розумінням: люди ніби виважують правильність того чи іншого акту судової влади на «внутрішніх вагах» справедливості.

В монографії Дядькина Д. С. [56] розроблено алгоритмічний підхід до визначення вироку за нормами законодавства. Автор демонструє на прикладі оцінки соціальної небезпеки злочину можливості формального підходу, застосовуючи нечітке логічне виведення. Іншим прикладом є робота [57], що присвячена розробці продукційної моделі в прийнятті судових рішень на основі алгоритму Мамдані для випадку помірною заподіяння тяжкої шкоди здоров'ю.

Існує достатньо розвинута теорія нечітких/лінгвістичних моделей, яку викладено зокрема в роботі [58]. Такі моделі є добре інтерпретованими та можуть навчатися на даних (*fuzzy/linguistic models that are interpretable and can also be learned from the data*). Також методи нечіткої математики широко застосовуються та є ефективними для формалізації знань і досвіду експертів в різних галузях людської діяльності, що продемонстровано в публікаціях [56]— [63]. Але невирішеними залишались питання обґрунтованості вибору алгоритму нечіткого виведення, дослідження впливу різних варіантів вироків (відповідно до різних статей КК України) на складність бази продукційних правил.

Юридичним документам притаманна певна структурованість та точність формулювань, що застосовують професійну термінологію норм права [58]. Не дивлячись на це, далеко не всі юридичні терміни підвладні формалізації, що й виправдовує вибір методів нечіткої математики. Для побудови нечіткої продукційної системи необхідно сформувати базу з узгоджених нечітких продукційних правил, які містять формалізовані знання експертів предметної області. При побудові системи та проведенні експериментів автори ставили за мету отримати апроксимацію відомих значень вироків з джерела [51], що дозволить вихідні дані системи використовувати в подальшому як довідку, підґрунтя для винесення вироку суддею, загальну для всіх судів країни.

Як можна бачити з формули (2.3), деякі змінні виходу загальної моделі СППР - *Fine, Years* - приймають числові значення, тому представляється цікавим порівняти можливості найбільш поширеної моделі нечіткого логічного виведення алгоритму Mamdani з можливостями алгоритму нечіткого логічного виведення Sugeno, яка має на виході чіткі значення деякої функції вхідних змінних. Розглянемо етапи реалізації алгоритму Mamdani та алгоритму Sugeno в Fuzzy Logic Toolbox MatLab [65].

Не втрачаючи узагальненості для більшої визначеності далі будемо розглядати процес прийняття судового рішення на прикладі ст. 185 КК України про крадіжку [50], що складається з п'яти частин. Для проведення експерименту обираємо частину третю цієї статті, за якою крадіжка, що поєднана з

проникненням у житло, інше приміщення чи сховище або що завдала значної шкоди потерпілому, карається позбавленням волі на строк від 3 до 6 років. Таким чином загальна модель СППР у суді за формулою (2.3) трансформується для частини третьої ст. 185 КК України про крадіжку [50] у формулу, що має вигляд:

$$Years = F(Severity, Personality, Mitigation, LM, Burden, LB, Lawyer), \quad (2.4)$$

де F – відповідний алгоритм нечіткого виведення.

Функції належності термів вхідних та вихідних лінгвістичних змінних визначалися на матеріалах вироків за кримінальними справами за ч.3 ст. 185 КК України. Найбільш вдалим виявилися трапецієвидні функції належності термів для вхідних змінних *Severity*, *Lawyer*, *Mitigation*, *Personality*, *Burden* та трикутні для *LB*, *LM*. Функції належності термів вхідних змінних представлені у табл. 2.4.

Таблиця 2.4 – Вхідні лінгвістичні змінні СППР та їхні терми з функціями належності

Лінгвістична змінна	Позначення термів та відповідних функцій належності		
Severity	d1 [0 0 0.6 1.2]	d2 [0.5 1 2 2.5]	d3 [1.8 2.4 3 3]
Personality	Disrepute [0 0 0.4]	Norm [0.14 0.46 0.54 0.86]	Good [0.6 1 1.4]
Mitigation	m1 [0 0 3 4]	m2 [3 5 6 8]	m3 [7 8 11 11]
LM	lm1 [0 0 0.4]	lm2 [0.1 0.5 0.9]	lm3 [0.6 1 1.4]
Burden	b1 [0 0 4 6]	b2 [4 6 8 10]	b3 [8 10 14 14]
LB	lb1 [0 0 0.4]	lb2 [0.1 0.5 0.9]	lb3 [0.6 1 1.4]
Lawyer	Soft [0 0 0.15 0.4]	Middle [0.05 0.4 0.6 0.85]	Hard [0.6 0.85 1 1]

Функції належності термів змінної виходу за алгоритмом Mamdani, що характеризує кількість років ув'язнення, представлені на рис. 2.7 та у табл. 2.5.

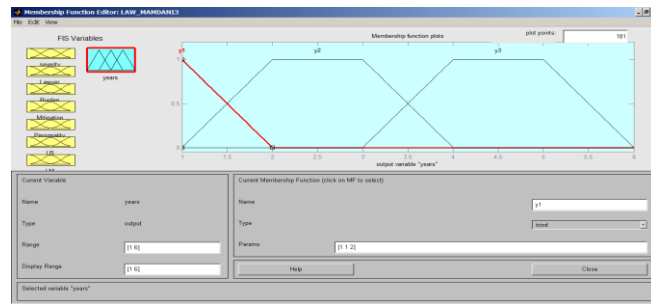


Рисунок 2.7 – Функція належності термів змінної виходу *Years* за алгоритмом Mamdani

Функції належності термів змінної виходу *Years* будувалися з огляду на судову практику, за якою відомо, що найменший строк, який призначається за ч.3 ст.185 КК України - це один рік. Найбільший строк - шість років - є дуже суворим покаранням, що зустрічається у судових вироках дуже рідко.

Таблиця 2.5 – Значення змінної виходу СППР

Алгоритм	Змінна	y1	y2	y3
Mamdani	Years	[1 1 2]	[1 2 3 4]	[3 4 5 6]
Sugeno	Years (linear)	[0.01 0 0.22 -0.144 - 0.01 0.1 -0.09 2.9]	[0.01 0 0.22 -0.144 - 0.01 0.1 -0.09 2.9]	[0.01 0 0.22 -0.144 - 0.0 0 -0.0 2.9]

Для прикладу результату роботи СППР на рис.2.8 наведено поверхню відгуку для моделі Mamdani для вихідної змінної *Years* від вхідних змінних *Severity*, *Mitigation*.

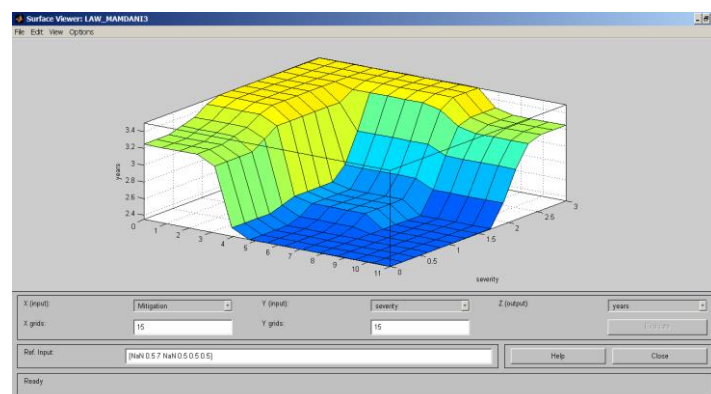


Рисунок 2.8 – Поверхня відгуку для вихідної змінної *Years* від вхідних змінних *Severity*, *Mitigation*

Для реалізації алгоритму Mamdani було розроблено базу нечітких продукційних правил (табл.2.6) виду:

«ЯКЩО ступінь тяжкості вчиненого злочину= «велика» ТА особа винного= «негативна» ТА обставини, що пом'якшують= «від 7 до 11» ТА обставини, що обтяжують покарання= «від 8 до 14» ТА рівень справедливості судді = «нейтральний» ТА рівень обтяжуючих обставин = «великий» ТА рівень пом'якшуючих обставин = «великий» ТО покарання буде «від 1 до 4 років»».

Таблиця 2.6 - Нечіткі продукційні правила R_s , $s=1-28$ для системи нечіткого виведення за алгоритмом Mamdani

R_s	Seve-ri-ty	Lawyer	Bur-den	Miti-gation	Perso-nality	LB	LM	Years
1	D1					Lb1	Lm3	Y1
2	D2	middle			norm			Y2
3	D2	soft		M3	norm		Lm3	Y2
4	D3	hard	B3		disrepute	Lb3		Y3
5	D3	middle	B3		good	Lb3		Y2
6		middle	B3	M3	disrepute	Lb1	Lm3	Y2
7		soft		M3			Lm3	Y1
8		hard	B3			Lb3		Y3
9	D3	middle	B3	M3	disrepute	Lb3	Lm3	Y2
10	D3	middle	B3	M1	disrepute	Lb3	Lm1	Y3
11			B3			Lb3		Y3
12				M3			Lm3	Y1
13			B3	M3		Lb3	Lm3	Y2
14	D1							Y1
15	D2							Y2
16	D3							Y3
17		soft						Y1
18		middle						Y2
19		hard						Y3
20					disrepute			Y3
21					norm			Y2
22					good			Y1
23			B1			Lb1		Y1
24			B2			Lb2		Y2
25			B3			Lb3		Y3
26				M1			Lm1	Y3
27				M2			Lm2	Y2
28				M3			Lm3	Y1

Функції виходу алгоритму Sugeno було побудовано як лінійні функції вхідних змінних, коефіцієнти яких представлені у табл. 2.5. Коефіцієнти обиралися з огляду на вже відомі міри покарання за даними джерела [51]. У випадку реалізації алгоритму Sugeno було розроблено базу нечітких продукційних правил виду:

- «ЯКЩО *Lawyer* = «нейтральний» ТО покарання буде y_2 »,
- «ЯКЩО *Lawyer* = «лояльний» ТО покарання буде» y_1 ,
- «ЯКЩО *Lawyer* = «суворий» ТО покарання буде y_3 ».

У випадку алгоритму Mamdani база знань об'єднує 28 продукційних правил (табл.2.6), три з яких співпадають з базовими правилами алгоритму Sugeno. Завдяки такій кількості правил досягається більша відповідність до нелінійності процесу прийняття судових рішень. У табл. 2.7 та табл. 2.8 наведено результати експерименту з розробленою СППР за даними [52].

Таблиця 2.7 – Вхідні дані експерименту (фрагмент)

Дані про злочин за вироком	Змінна входу	Значення терму
Справа № 207/2695/17		
повторно, з проникненням у житло; матеріальна шкода у розмірі 42059 грн.	<i>Severity</i>	d3=2,5
рецидив злочину	<i>Burden</i>	b3=5,8
щире каяття	<i>Mitigation</i>	m3=7,65
не працює, не одружений, раніше судимий	<i>Perso-nality</i>	Disrepute=0,159
-	<i>LB</i>	lb3=0,635
-	<i>LM</i>	lm3=0,3
Справа №206/4630/17		
проник до будинку; матеріальна шкода у розмірі 762,50 грн	<i>Severity</i>	d1=0,7
судом не встановлено	<i>Burden</i>	0
судом не встановлено	<i>Mitigation</i>	0
не працює, за місцем мешкання характеризується негативно; зловживає спиртними напоями, не судимий	<i>Perso-nality</i>	Norm=0,5
-	<i>LB</i>	0
-	<i>LM</i>	0

У всіх випадках, наведених в табл.2.8, вважалося, що рішення приймає справедливий суддя, тобто вхідна змінна *Lawyer* приймає значення Middle з відповідним значенням функції належності 0,5.

Таблиця 2.8 – Порівняння рішень за вироком справи та рішень, отриманих за роботою СППР для змінної виходу *Years*

Справа №	Термін позбавлення волі за вироком суду	Алгоритм	Рекомендація СППР	Відхилення
207/2695/17	3 роки і 3 місяці (3,25)	<i>Mamdani</i>	3,25	0
		<i>Sugeno</i>	3,17	-0,08
206/4630/17	3 роки	<i>Mamdani</i>	3,25	+0,25
		<i>Sugeno</i>	2,9	-0,1
315/1155/17	3 роки	<i>Mamdani</i>	3,25	+0,25
		<i>Sugeno</i>	3	0
127/14282/16-к	3 роки 6 місяців (3,5)	<i>Mamdani</i>	3,5	0
		<i>Sugeno</i>	3,1	-0,4
161/13758/17	4 роки (з встановленням іспитового строку 2 роки)	<i>Mamdani</i>	3,25	-0,75
		<i>Sugeno</i>	3	-1,0
311/2510/17	4 роки (покарання зі звільненням на підставі ст.75 КК України від його відбування з випробуванням 3 роки)	<i>Mamdani</i>	3,25	-0,75
		<i>Sugeno</i>	2,75	-1,25

Алгоритм *Mamdani* для перших чотирьох справ в табл. 2.7, згенерував міру покарання, що, або співпадає, або є суворішою на 0,25 року, ніж було винесено за вироком суду. Алгоритм *Sugeno* в цих випадках показав абсолютне відхилення від -0,4 до 0 року, тобто зменшуючи термін позбавлення волі. Для двох останніх справ з табл. 2.10 обидва алгоритми *Mamdani* та *Sugeno* згенерували більш м'яке покарання в порівнянні зі строком позбавлення волі за рішенням суду. Це пояснюється впливом більш складного змісту вироку, що містить посилення на інші статті КК України. Зменшити або уникнути такої розбіжності можливо ускладненням моделі (14) додатковим виходом *Condition*, що передбачений у загальній моделі (13).

При обґрунтуванні вибору алгоритму нечіткого виведення необхідно брати до уваги можливі похибки у генерованих рішеннях та трудомісткість обчислень за обраним алгоритмом. Аналогічні питання підіймалися для окремого випадку апроксимації неперервної функції однієї змінної в роботі [60]. На рівні проведеного експерименту обидві системи нечіткого логічного виведення Mamdani та Sugeno показали адекватність генерованих результатів вироків без видимої переваги одного з алгоритмів. Але лінійність функцій виходу алгоритму Sugeno забезпечує більш просту настройку системи нечіткого виведення та дає вигреш з обчислювальної точки зору. Обидві системи прореагували однаково на наявність додаткових умов, що на практиці підтвердилось пом'якшенням вироку суду. Це є підтвердженням необхідності введення якісних, нечислових параметрів на вхід системи. Введення таких змінних більш зручно відбувається в системі нечіткого логічного виведення за алгоритмом Mamdani.

3 ПОБУДОВА МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ ТА СИСТЕМ

3.1 Моделювання комплексної диверсифікації для централізованої аптечної мережі

Сучасний аптечний ринок України характеризується жорсткою конкурентною боротьбою між його лідерами. Активно продовжується консолідація аптечних мереж. Все це відбувається на фоні приросту обсягу продаж ринку на рівні 15% (до 40,6 млрд. грн. у I півріччі 2019 р.) у гривневому вираженні та зменшенні на 3% у натуральному вираженні (до 543,7 млн. упаковок) [66]. Зниження попиту є відображенням того, що аптечний ринок схильний до коливань, оскільки практично повністю фінансується за рахунок споживача і безпосередньо залежить від добробуту населення. Відстеження ризиків дозволяє мережі вчасно реагувати на внутрішні та зовнішні зміни, знижувати фінансові, матеріальні, моральні, людські та інші втрати.

Аптечна мережа – це об'єднання аптек, консолідація яких відбувається за певними принципами. Розрізняють аптечні мережі трьох типів: холдингова; централізована; змішана [68]. Аптечна мережа централізованого типу характеризуються тим, що всі аптеки і підрозділи мають єдиний код ЄДРПОУ, дозвіл на діяльність, як правило, допускається за однією ліцензією; власних рахунків у банку аптеки не мають. Метою є побудова комплексу моделей диверсифікованих портфелів та їх дослідження за різних умов функціонування, що зокрема спричинені змінами у законодавстві та стрімким розвитком інформаційного суспільства. Ознакою таких процесів слугує поява в Україні Національної електронної системи охорони здоров'я “eHealth” [76].

Диверсифікація (лат. *diversificatio* – прагнення до різноманітності) представляє стратегічне рішення про можливості розвитку підприємства шляхом керування портфелем різних за видами діяльності підрозділів або використання

конкурентних переваг від об'єднання зусиль при досягненні єдиної мети; розширення напрямків діяльності підприємства. Посилення фінансової стійкості мережі відбувається за рахунок збільшення величини обігових коштів за допомогою отримання максимального фінансового результату від закуплених товарів у найменший період часу [69]. Проведені дослідження базуються на поглибленому вивченні праць іноземних та вітчизняних вчених. Так у галузі вивчення структурних елементів аптечних мереж можна відзначити науковців О.В. Посилкіну [69], в сфері управління ризиками та формування оптимальних портфельів відомі роботи вітчизняних вчених В.В. Вітлінського [71], Б.Ю. Кишакевича [74] та серед іноземних - фундаментальні роботи Н.М. Markowitz [72] та його чисельних послідовників [73]. Застосовуючи портфельний підхід в даній роботі дослідимо комплексний процес диверсифікації аптечної мережі, враховуючи діяльність постачальників, самої мережі та клієнтів (рис. 3.1) за один період часу.

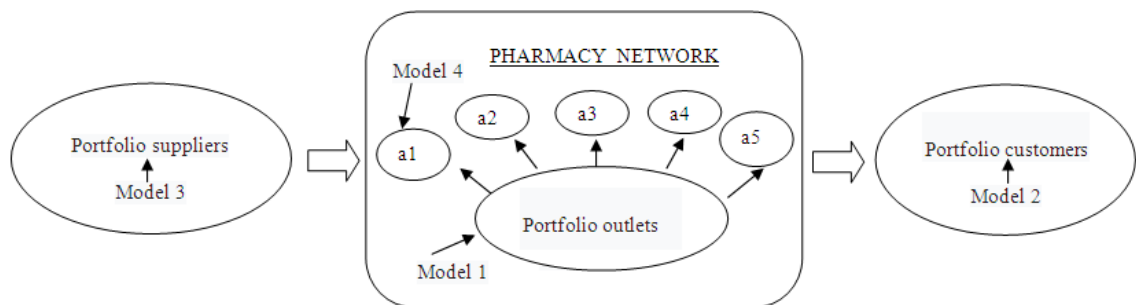


Рисунок 3.1 – Структура діяльності централізованої аптечної мережі

Всі моделі 1–4 оптимальних портфельів, що вказані на рис.3.1 мають однаковий склад векторної цільової функції, що складається з трьох критеріїв: ризику – *Risk*, який знижується; *Sum* – доходність портфелю, яку бажано збільшити; ентропія – *Entropy* як величина, що характеризує рівень диверсифікованості відповідного портфелю (оцінка різноманітності), який аптечна мережа у своїй діяльності намагається збільшити. Крім того кожна модель має свою специфічну систему обмежень, що визначається бізнес-процесом аптечної мережі в структурі її діяльності.

Модель 1. Побудуємо формалізовану портфельну модель оптимізації розподілу фінансів між торговими точками централізованої аптечної мережі (рис.3.1). Оптимально розподіляючи товари серед торгових точок мережа отримує максимальний прибуток вчасно реагуючи на обіговість лікарських засобів в певний період, адже попит на лікарські засоби в конкретній аптеці не є сталим і товар, що не продається в одній торговій точці може бути вчасно проданий в іншій та принести прибуток, не збільшуючи довжину складу [70].

Товарообіг аптечної мережі – це сума товарообігів її аптечних закладів. Товарообіг окремої аптеки за результатами експертних оцінок вважається достатнім при рівні 2 млн. грн, що визначає додаткові обмеження у моделі 1.

Нехай, x_i – частка i -тої аптеки у товарообігу аптечної мережі, що дорівнює долі розподілених фінансових ресурсів на i -ту аптеку;

a_i – очікуваний товарообіг i -тої аптеки (грн);

n – кількість аптек у мережі.

В даній моделі критерій *Risk* – структурний ризик – це ризик нерационального розподілу фінансових ресурсів централізованої аптечної мережі між торговими точками. Структурний ризик визначається як коваріація товарообігу i -тої та j -тої аптек.

Отже, маємо багатокритеріальну задачу квадратичного програмування.

$$\left\{ \begin{array}{l} Risk = \sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a}) \cdot (a_j - \bar{a}) \cdot x_i \cdot x_j \rightarrow \min, \\ Sum = \sum_{i=1}^n a_i \cdot x_i \rightarrow \max, \\ Entropy = -\sum_{i=1}^n x_i \ln(x_i) \rightarrow \max, \\ \sum_{i=1}^n a_i \cdot x_i \geq 2 \cdot 10^6 \cdot n, \\ \sum_{i=1}^n x_i = 1, \quad x \in [0..1] \end{array} \right. \quad (3.1)$$

Розв'язком задачі (3.1) є вектор $\bar{X}^* = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – оптимальний план розподілу фінансових ресурсів централізованої аптечної мережі між торговими точками.

Модель 2. Будь-який лікарський засіб або товар медичного призначення має певні властивості, приваблює певному сегменту споживачів. Чим більше груп споживачів охоплює аптека, тим меншим є ризик втрати доходів.

Будемо розподіляти клієнтів аптечної мережі на три групи: лояльні (постійні), випадкові та інтернет-клієнти. Вважаємо, що всі три групи клієнтів не перетинаються. До лояльних відносяться споживачі, що формують товарообіг аптеки та користуються дисконтними картками. До випадкових – всі інші відвідувачі, із невеликою частотою покупки. Завдання аптечної мережі – збільшити середній чек та частоту покупки по кожній групі клієнтів. Для формалізації моделі 2 введемо такі позначення:

u_1 – частка лояльних клієнтів в портфелі клієнтів аптечної мережі,

u_2 – частка випадкових клієнтів аптечної мережі,

u_3 – частка інтернет-клієнтів аптечної мережі,

b_i – середній чек по i -тій групі клієнтів аптечної мережі (грн),

\bar{b}_i – очікуваний середній чек по i -тій групі клієнтів аптечної мережі (грн),

q_i – середня частота відвідування в i -тій групі клієнтів аптечної мережі,

\bar{q}_i – очікувана середня частота відвідування в i -тій групі клієнтів аптечної мережі.

Ризиками в такій ситуації є недоотримання середнього чеку від лояльних клієнтів *Risk1* та зменшення частоти відвідування випадкових клієнтів *Risk2*. Також в цій моделі передбачено два критерії, що відповідають меті максимізації доходності: *Sum1* – сумарна середня частота відвідування клієнтами аптечної мережі та *Sum2* – сумарний середній чек по мережі в цілому.

$$\left\{ \begin{array}{l}
 Risk1 = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 y_i \cdot y_j \cdot (q_i - \bar{q}_i) \cdot (q_j - \bar{q}_j) \rightarrow \min, \\
 Risk2 = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 y_i \cdot y_j \cdot (b_i - \bar{b}_i) \cdot (b_j - \bar{b}_j) \rightarrow \min, \\
 Sum1 = \sum_{i=1}^3 y_i \cdot q_i \rightarrow \max, \\
 Sum2 = \sum_{i=1}^3 y_i \cdot b_i \rightarrow \max, \\
 Entropy = -\sum_{i=1}^3 y_i \cdot \ln(y_i) \rightarrow \max \\
 \sum_{i=1}^3 y_i = 1, \quad y_i \in [0;1]
 \end{array} \right. \quad (3.2)$$

Для задачі (3.2) можливі модифікації, що генеруються різними комбінаціями критеріїв *Risk1*, *Risk2* та *Sum1*, *Sum2* з метою дослідження ефективності або розробки нових програм лояльності. Іншим напрямом модифікації моделі є поглиблення вивчення портфеля клієнтів до рівня кожної окремої торгової точки. Тоді сума оптимальних портфельів клієнтів окремої торгової точки формує оптимальний портфель клієнтів аптечної мережі в цілому.

Розв'язком задачі (3.2) є вектор $\bar{Y}^* = (y_1, y_2, y_3)$ – оптимальна комбінація розподілу груп лояльних, випадкових та інтернет-клієнтів.

Модель 3. Побудуємо модель портфеля постачальників, за характеристику яких взято закупівельні ціни на товари. В процесі закупки лікарських засобів та товарів медичного призначення у постачальників аптечна мережа прагне мінімізувати витрати та обрати товари в необхідній кількості за найменшою ціною. Кожна аптека повинна мати в своєму асортименті певний обов'язковий набір життєво важливих та соціальних лікарських засобів. В той же час кожна аптечна мережа прагне максимізувати різницю між роздрібною ціною та ціною закупки (націнку). До того ж, Постановою КМУ від 1 липня 2019 р. встановлено чотири групи лікарських засобів з Національного переліку основних лікарських

засобів, на які регресивні роздрібні націнки формуються виходячи із закупівельної ціни з урахуванням податків та не перевищують такі розміри:

група лікарських засобів l_1 – закупівельна ціна до 100 грн – надбавка до закупівельної ціни 25%;

група l_2 – закупівельна ціна від 100 до 500 грн – надбавка до закупівельної ціни 20%;

група l_3 – закупівельна ціна від 500 до 1 000 грн – надбавка до закупівельної ціни 15%;

група l_4 – закупівельна ціна більше 1 000 грн – надбавка до закупівельної ціни 10% [67].

Все це накладає певні обмеження при формуванні оптимального портфеля замовлень товарів для аптечної мережі. Інші товари з асортименту аптечної мережі, що не увійшли до Національного переліку основних лікарських засобів та на які не розповсюджується вимога по надбавкам до закупівельної ціни, позначимо як група l_5 .

Нехай:

g_{klf} – обсяг закупки k -го виду товару з l -тої групи у f -го виробника (шт.),

K – кількість видів товарів,

F – кількість виробників,

p_{klf} – закупівельна ціна k -го виду товару з l -тої групи у f -го виробника (грн),

w_{klf} – частка f -того виробника k -го виду товару з l -тої групи в портфелі закупок аптечної мережі,

s_{klf} – ціна продажу в мережі k -го виду товару з l -тої групи від f -го виробника (грн).

В даному випадку ризики спричиняються коливаннями в цінах закупки і продажу лікарських засобів та товарів медичного призначення за різними постачальниками. Два критерії, що відповідають меті максимізації доходності: $Sum1$ – сумарна закупівельна ціна, яка мінімізується та $Sum2$ – сумарна ціна продажів по мережі в цілому, яка максимізується.

$$\left\{ \begin{array}{l}
 Risk = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^5 \sum_{f_i}^F \sum_{f_j}^F (p_{klf_i} - \bar{p}_{klf_i}) \cdot (s_{klf_i} - \bar{s}_{klf_i}) \cdot w_{klf_i} \cdot w_{klf_j} \rightarrow \min, \\
 Sum1 = \sum_{f=1}^F \sum_{l=1}^5 \sum_{k=1}^K p_{klf} \cdot w_{klf} \rightarrow \min, \\
 Sum2 = \sum_{f=1}^F \sum_{l=1}^5 \sum_{k=1}^K s_{klf} \cdot w_{klf} \rightarrow \max, \\
 Entropy = - \sum_{f=1}^F \sum_{l=1}^5 \sum_{k=1}^K w_{klf} \cdot \ln(w_{klf}) \rightarrow \max, \\
 \frac{s_{k1f} - p_{k1f}}{p_{k1f}} \leq 0.25, p_{k1f} \leq 100, \\
 \frac{s_{k2f} - p_{k2f}}{p_{k2f}} \leq 0.2, 100 < p_{k1f} \leq 500, \\
 \frac{s_{k3f} - p_{k3f}}{p_{k3f}} \leq 0.15, 500 < p_{k1f} \leq 1000, \\
 \frac{s_{k4f} - p_{k4f}}{p_{k4f}} \leq 0.1, p_{k1f} \geq 1000, \\
 \sum_{f=1}^F \sum_{l=1}^5 \sum_{k=1}^K w_{klf} = 1, \quad \sum_{f=1}^F \sum_{l=1}^4 \sum_{k=1}^K g_{klf} > 0.
 \end{array} \right. \quad (3.3)$$

Розв'язком задачі (3.3) буде матриця $G^* = \|g_{klf}\|$ – оптимальний план часток закупки k -го виду товару з l -тої групи у f -го виробника для централізованої аптечної мережі.

Модель 4. Формування асортиментного портфелю кожної окремої торгової точки відбувається з урахуванням особливостей її географічного розташування (трафік, близькість до медичних установ тощо) та очікуваного

попиту на товари. Таким чином для кожної аптеки буде сформовано окремий асортиментний портфель, який спрямований на максимізацію задоволення попиту на товар в кожній конкретній торговій точці. Ризики, що диверсифікуються таким портфелем, спричинені коливаннями попиту на різні товари.

z_{ki} – частка попиту на k -тий вид товару в загальному попиті на асортиментний портфель i -тої торгової точки,

d_{ki} – попит на k -й вид товару в i -тій торговій точці (грн.), (або можливий інший варіант D_{ki} – попит на k -й вид товару в i -тій торговій точці (шт. упаковок)),

$$\left\{ \begin{array}{l} Risk = \sum_i^n \sum_{k,m}^K z_{ki} \cdot z_{mi} \cdot (d_{ki} - \bar{d}) \cdot (d_{mi} - \bar{d}) \rightarrow \min, \\ Sum = \sum_i^n \sum_k^K z_{ki} \cdot d_{ki} \rightarrow \max, \\ Entropy = -\sum_i^n \sum_k^K z_{ki} \cdot \ln(z_{ki}) \rightarrow \max, \\ \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K z_{ki} = 1, \quad z_{ki} \in [0;1]. \end{array} \right. \quad (3.4)$$

Розв'язком задачі (3.4) є матриця $Z^* = \|z_{ki}\|$ – оптимальний план розподілу часток попиту на k -тий вид товару по i -тим торговим точкам в централізованій аптечній мережі (асортиментний портфель).

Можливі також модифікації моделі (3.4) із включенням до її складу попиту на товари, вираженому в кількості упаковок D_{ki} , а також її поглибленням до рівня включення товару k -того виду до l -тої групи, як це було показано в моделі (3.3). Умовою беззбитковості є баланс між витратами на закупівлю та доходами від продажу, тобто обсяг замовлених товарів має відповідати обсягу

реалізованих товарів по всім торговим точкам мережі. З моделей (3.3) та (3.4) отримуємо зв'язок між портфелем замовлень від постачальників та асортиментним портфелем торгових точок мережі (в грошових одиницях):

$$\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^5 \sum_{f=1}^F g_{klf} \cdot w_{klf} = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K z_{ki} \cdot D_{ki}. \quad (3.5)$$

Блок-схема комплексної програми диверсифікації представлена на рис. 3.2.

Моделі	План диверсифікації
Модель 3	$G^* = \ g_{klf}\ $ – оптимальний план часток закупки k -го виду товару з l -тої групи у f -го виробника
Модель 1	$\bar{X}^* = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – оптимальний план розподілу фінансових ресурсів централізованої аптечної мережі між торговими точками
Модель 4	$Z^* = \ z_{ki}\ $ – оптимальний план розподілу централізованою аптечною мережею k -го виду товару по i -тим торговим точкам
Модель 2	$\bar{Y}^* = (y_1, y_2, y_3)$ – оптимальна комбінація розподілу груп лояльних, випадкових та інтернет-клієнтів

Рисунок 3.2 – Блок-схема комплексної програми диверсифікації

Розв'язування багатокритеріальних завдань комплексної диверсифікації більш докладно розглянемо на прикладі першої з моделей комплексу методом послідовних поступок.

Метод послідовних поступок рішення багатокритеріальних задач застосовується в разі, коли часткові критерії можуть бути впорядковані за спаданням важливості. Для вибору стратегії диверсифікації оберемо таке відношення порядку: ентропія, ризик, доход, тобто *Entropy-Risk-Sum*.

На першому етапі визначимо оптимальне значення першого за важливістю критерію *Entropy* в області припустимих розв'язків.

$$Entropy: - \sum_i x_i \ln(x_i) \rightarrow \max$$

$$\begin{cases} \sum_i \bar{a}_i \cdot x_i \geq 2 \cdot 10^6 \cdot n \\ \sum_i x_i = 1 \\ 0,001 \leq x \leq 0,9 \end{cases} \quad (3.6)$$

Оптимальний розв'язок за першим частковим критерієм є *Entropy**.

На другому етапі розв'яжемо задачу умовної оптимізації за наступним по важливості критерієм *Risk*, додаючи до умов, що визначають припустимі розв'язки, умови по відхиленню першого критерію *Entropy* від знайденого оптимального значення *Entropy** не більше ніж на величину припустимої поступки $\delta_1 > 0$. Отже маємо формалізацію другого етапу:

$$\begin{cases} Risk = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n (a_i - \bar{a}_i) \cdot (a_j - \bar{a}_j) \cdot x_i \cdot x_j \rightarrow \min \\ \sum_{i=1}^n x_i \ln(x_i) + \delta_1 Entropy^* \leq 0 \\ \sum_{i=1}^n \bar{a}_i \cdot x_i \geq 2 \cdot 10^6 \cdot n \\ \sum_{i=1}^n x_i = 1 \\ 0,001 \leq x \leq 0,9 \end{cases} \quad (3.7)$$

Отримано оптимальне рішення за другим критерієм *Risk**.

Процедуру повторюємо для наступного за важливістю критерію *Sum*, додаючи до умов, що визначають припустимі розв'язки, умови по відхиленню першого критерію *Entropy* та другого критерію *Risk* від знайдених оптимальних значень $Entropy^*$, $Risk^*$ не більше ніж на величини припустимих поступок $\delta_1 > 0$ та $\delta_2 > 0$.

$$Sum: \sum_i \bar{a}_i \cdot x_i \rightarrow max$$

$$\begin{cases} \sum_i x_i \ln(x_i) + \delta_1 \cdot Entropy^* \leq 0 \\ \sum_i \bar{a}_i \cdot x_i \geq 2 \cdot 10^6 \cdot n \\ Risk \leq (1 + \delta_2) \cdot Risk^* \\ \sum_i x_i = 1 \\ 0,001 \leq x \leq 0,9 \end{cases} \quad (3.8)$$

Розв'язок, що отримується на третьому етапі, є розв'язком трикритеріальної задачі умовної оптимізації (3.1).

Експерименти з моделями проводились на реальних даних однієї з аптечних мереж, що функціонують в м. Запоріжжя. Всі розрахунки виконано в пакеті Matlab [75]. На рисунку 3.3 показано оптимальні розв'язки, що отримані на третьому етапі методу послідовних поступок для різних за розміром аптечних мереж: малої $n=5$, середньої $n=33$ та для мегамережі $n=65$.

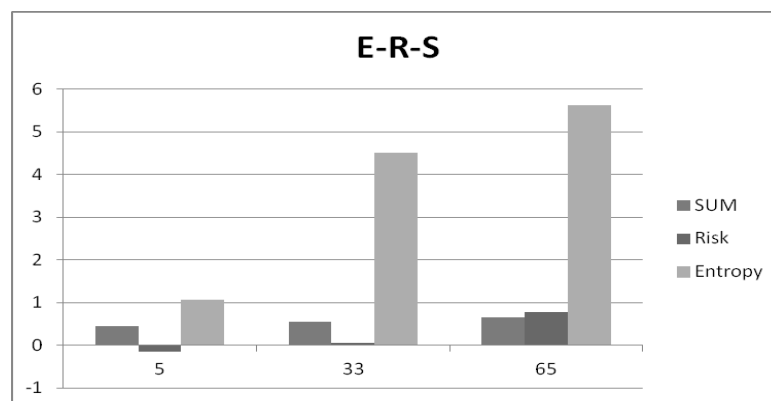


Рисунок 3.3 – Оптимальні розв'язки для різних за розміром аптечних мереж

На рисунку 3.4 показано розв'язки за багатокритеріальною моделлю (3.1) в трикритеріальному просторі *Entropy-Risk-Sum*, що побудовано в пакеті Matlab для малої мережі при $n=5$. Точки чорного кольору « \circ » відповідають експериментам, в яких враховано загальний ризик аптеки, який є сумою власного та системного ризиків. Точки сірого кольору « Δ » позначають множину портфелів, в яких було враховано тільки системний ризик.

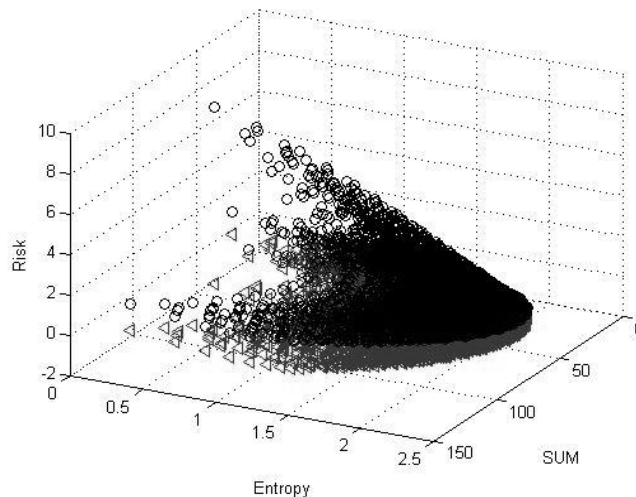


Рисунок 3.4 – Розв'язки за моделлю (3.1) в просторі *Entropy-Risk-Sum*, що побудовано в пакеті Matlab

На рисунку 3.5 представлено двокритеріальні проєкції, за якими можна спостерігати відповідні паретовські границі, на яких розташовані паретооптимальні портфелі для управління ризиками.

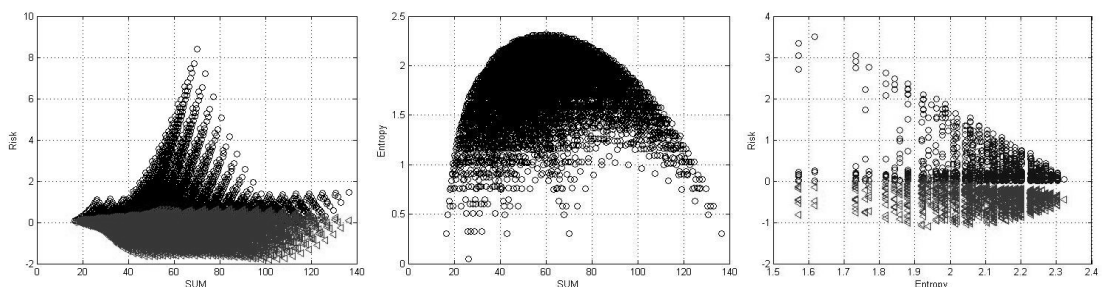


Рисунок 3.5 – Проєкції у просторах Доход-Ризик, Ентропія-Доход, Ентропія-Ризик

Розроблений за допомогою методу послідовних поступок інструмент показав, як було розв'язано багатокритеріальну задачу умовної оптимізації, в результаті чого отримано для різних за розміром аптечних мереж множини паретооптимальних портфелів.

Наукову новизну даної роботи становить формалізація на основі портфельної теорії та методів багатокритеріальної оптимізації моделей комплексної диверсифікації, що враховують сучасні умови функціонування аптечних мереж в конкурентному ринковому середовищі та змінах у законодавстві. Практична цінність проведеного в даній роботі моделювання підтверджена рядом експериментів, проведених на реальних даних, в яких продемонстровано можливість застосування розробленого інструменту для автоматичного розподілу ресурсів централізованих аптечних мереж у вигляді паретооптимальних портфелів з метою мінімізації ризиків. Серед напрямків подальших досліджень – проведення ряду експериментів з різними способами формалізації ризику в портфельних моделях та пошук відповідних аналітичних залежностей.

3.2 Модель рекомендаційної системи для аптечної мережі

Рекомендаційні системи мають два різних рівня функціонування, яким відповідають два класи моделей: офлайн-моделі виявляють глобальні закономірності, повільно мінливі особливості та переваги, залежності від характеристик користувача тощо. Мета таких моделей – знайти глобальні оцінки з досить рідкісних інтересів людей і веб-сторінок та рекомендувати людині те, що ймовірно йому сподобається; онлайн-моделі реагують дуже швидко, виявляють короточасні тренди, актуальні вподобання, швидкі зміни інтересу в часі. За останній час інтерес до алгоритмів, що лежать в основі рекомендаційних

систем невпинно зростає. Вітчизняні та зарубіжні науковці у своїх публікаціях розглядають, як фундаментальні, так і прикладні питання розробки методів та засобів прогнозування рекомендацій [76]–[79]. Серед основних напрямів досліджень можна виділити наступні: оптимізація структур даних, що використовуються; оптимізація продуктивності рекомендаційних систем; проблема вибору міри схожості за результатами аналізу даних. Характерною рисою вирішення цих проблем є зосередження на властивостях предметної області, в якій розробляється конкретна рекомендаційна система. Не виключенням є фармацевтична галузь, що за велінням розвитку цифрової економіки приймає складну мережеву структуру. Гібридна рекомендаційна система ставить на меті дати рекомендації менеджменту аптечної мережі в напрямі підвищення ефективності її функціонування та персоніфіковані пропозиції користувачам інтернет-аптек мережі стосовно нових чи недооцінених товарів на основі введених даних.

Побудова моделі. Двома базовими елементами будь-якої рекомендаційної системи є суб'єкт інтересу (в нашому випадку, це аптека – в другому блоці, користувач інтернет-аптекою – в третьому блоці) та предмет інтересу (медичні товари і лікарські засоби). Відповідно, рекомендаційна система отримує від аптеки інформацію по певному товару, а потім видає йому прогнозовану оцінку (educated guess) інших товарів. Формат даних, які надає аптека системі - це дані по проданим товарам.

В першому блоці виконується кластеризація аптек мережі у просторі ознак, що характеризують геолокацію та ефективність функціонування. Для реалізації завдань блоку авторами в роботі [80] була побудована система підтримки прийняття рішень (СППР) на основі вирішення задачі лінгвістичної апроксимації. Серед аптек мережі з однаковими характеристиками розташування (геолокації) виокремлюються два класи: ефективно функціонуючих (клас A_i) та неефективних (клас B_i), де індекс i вказує певну групу геолокації.

Другий блок містить офлайн-модель розробки рекомендацій з формування оптимального портфелю для аптек класу B_i на основі досвіду ефективно

функціонуючих аптек, що мають схожу з ними геолокацію. Таким чином забезпечується підвищення якості портфелю неефективних аптек, а також неявно враховано користувацькі вподобання, що знайшли відображення у складі портфелів аптек класу A_i . В основу моделі другого блоку покладено колаборативну фільтрацію методом найближчого сусіда з косинусною мірою схожості.

В загальному випадку, колаборативна фільтрація – метод, що дає прогнози відносно продажів аптеки за зібраною інформацією про смаки множини користувачів. Його основне припущення – ті, хто погоджувався в минулому, схильні погоджуватися в майбутньому. Варто відмітити, що ці прогнози є індивідуальними, незважаючи на те, що інформація зібрана від багатьох учасників. Тим самим даний метод відрізняється від більш простого підходу, який дає усереднену оцінку для кожного об'єкта.

Для її реалізації було побудовано таблицю аптек досліджуваної аптечної мережі з відповідними до них портфелями товарів медичного призначення та лікарських засобів, в якій аптеки діляться за результатом кластеризації першого блоку на два класи A_i та B_i (показано на рис. 3.6).

Місто	Товар		Клас	Адреналіна гідрохлориду розчин 0,1% Р-р д/ин. 0,1 %	Андрокур табл. 50 мг фол. 20 кор.	Аспаркам табл. ульконгурь/б/яч. 10	Аспаркам табл. ульконгурь/б/яч. 20	Аспірин табл. 500 мг бл. 10	Аспірин табл. 100 мг бл. 10	ацетилсаліцилова кислота табл. 0,5 г	ульконгурь/б/яч. 10	АЦЦ 100 таблеток. 100 мг туба 20 кор.	АЦЦ 200 таблеток. 200 мг туба 20 кор.	АЦЦ лонг таблеток. 600 мг туба 10 кор.	Беродуал Р-р д/інгаляц. фол-кап. 20 мл кор.	...
	Адреса аптеки	Клас														
ХЕРСОН	гв. Херсонської дивізії, 10	A										66	6		3	...
КИЇВ	А.Ахматової, 50	B											1	1		...
ПОЛТАВА	Шевченка, 50а	A			5					1		75	2	10	5	...
КИЇВ	Бальзака, 80	A	2		26	1							3	5	4	...
ВАСИЛЬКІВ	Грушевського, 22/2	A											1	2	1	...
КИЇВ	Давидова, 2/7	A			21		1						3	5	10	...
ОДЕСА	Канатна, 72	A		6				1				80	1		4	...
ЖИТОМИР	Київська, 39	B						2	1	20				1	3	...
КИЇВ	Константиновська, 25	A											1	3	5	...
		

Рисунок 3.6 – Фрагмент матриці суб'єкт (аптека)-об'єкт (товари)

За цією інформацією в середині кожної групи можна виділити найпопулярніші лікарські засоби або товари медичного призначення, які аптеки

продають частіше всього. Отже, кожні учасники певної групи рекомендують популярні товари.

Введемо позначення для вихідних даних:

U – множина торгівельних точок (аптек), $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$;

I – множина товарів (лікарських засобів або товарів медичного призначення), $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$

Y – простір опису транзакцій;

D – транзакційні події, $D = (u_t, i_t, y_t)_{t=1}^m \in U \times I \times Y$.

Агреговані дані:

$R = \|r_{ui}\|$ – матриця розміру $|U| \times |I|$,

де $r_{ui} = \text{aggr}\{(u_t, i_t, y_t)\} \in D \mid u_t = u, i_t = i$

R_{ui} – відповідає події: аптека u продала товар i .

Всі наявні продажі від усіх аптек створюють матрицю $U * I$.

Системи колаборативної фільтрації зазвичай застосовують двоступеневу схему: знаходять тих, хто розділяє оціночні судження активного користувача; далі - використовують оцінки користувачів, що мислять подібно активному користувачу для обчислення прогнозу.

Розглянемо окремо аптеку a класу B_i та ті аптеки класу A_i , що продали товар j . Алгоритм найближчого сусіда з обраною мірою схожості включає в себе три кроки:

- для кожної аптеки u визначимо, наскільки її інтереси співпадають з інтересами аптеки a ;
- після цього оберемо множину аптек, найбільш близьких до a ;
- визначимо прогнозну оцінку на основі оцінок об'єкта j «сусідами» з попереднього кроку.

Кожній аптеці в матриці відповідає один рядок. Тож, треба обчислити близькість векторів-рядків. Для обчислення міри близькості між векторами в моделі було обрано косинусну міру. Крім того можна використати інші відомі міри схожості та експериментально обрати найкращу: коефіцієнт кореляції

Пірсона; коефіцієнт Танімото; евклідова відстань; манхетенська відстань тощо.

Результатом другого блоку є пріоритети товарів для формування портфелів аптек класу B_i . Побудовану в другому блоці офлайн-модель можна також використовувати для формування портфелю товарів нової аптеки, що немає ще власної історії продаж.

Третій блок має на меті використання онлайн-моделі, що ґрунтується на транзакційній історії інтернет-аптек мережі та даних про вподобання певних користувачів.

Для побудови рекомендаційної системи для інтернет-аптеки необхідно вирішити наступні задачі: спрогнозувати незаповнені комірки r_{ui} ; оцінити схожості між групами клієнтів за даними їх вподобань; призначити товару i певну оцінку, на базі даних, що надав клієнт u ; сформувати клієнту u перелік рекомендованих товарів j ; запропонувати клієнту «перехресну» покупку товару-компліменту (пробіотик до антибіотику, спиртову серветку до шприцю тощо); інформувати клієнта про акційні пропозиції; сегментувати клієнтську базу, виділити цільові аудиторії.

На останньому етапі виконується поєднання ансамблів моделей різних блоків та два рівня навчання: навчання окремих моделей в ансамблі; навчання комбінації моделей. Дві головні переваги об'єднання моделей – це збільшення точності і можливості більш гнучкого налаштування на різні групи клієнтів. До недоліків слід віднести меншу інтерпретованість та більшу складність реалізації і підтримки. Відомі такі стратегії об'єднання: *Stacking* – передбачення окремих моделей є входами іншого класифікатора, який навчається правильно зважувати проміжні оцінки; *Switching* – застосування різних алгоритмів для різних продуктів/користувачів; *Mixing* – обчислення рекомендації по різних алгоритмах та наступне об'єднання в один список. Наприклад, формується інтегральна рекомендація як лінійна згортка результатів колаборативної фільтрації в різних моделях другого та третього блоків методом *Stacking* (налаштування ваги зваженої суми відповідей базових алгоритмів):

$$P(u,i) = w_1 P_1(u,i) + w_2 P_2(u,i) + \dots + w_n P_n(u,i) \quad (3.9)$$

Ваги $w_1, w_2 \dots w_n$ отримуються з навчальної вибірки.

Ефективність побудованої гібридної рекомендаційної системи можна оцінити за економічними показниками: скорочення часу, що є необхідний для пошуку товарів, за рахунок релевантних рекомендацій; збільшення ймовірності попадання в поле зору користувача інших об'єктів, які зможуть його зацікавити; підвищення лояльності і задоволеності користувачів веб-сервісами; зменшення витрат на рекламу та збільшення середнього чеку; тощо.

3.3 Моделювання прогнозу обсягу продажів торговельного підприємства з урахуванням сезонності

Прогнозування – важлива частина процесу управління. Як для торговельного, так і для виробничого підприємства важливо прогнозування продажів товарів на наступний період. Від цього буде залежати обсяг і створюваних запасів, і акумульованих для цього коштів. Проблеми прогнозування досліджувались у роботах вітчизняних та сучасних науковців: Яренко А.В.[81], Оліскевич М.О.[82], Поздняков А.С. [83], І. Г. Лук'яненко[84], та інших. Однією з головних класифікаційних ознак прогнозних моделей є період прогнозу. Виходячи з цього, виділяють три види прогнозів: короткострокові, середньострокові і довгострокові. Часові інтервали прогнозів залежать від природи об'єкта [81]. Серед математичних методів розрізняють три групи: методи екстраполяції по часовим рядам: метод найменших квадратів, експоненціальне згладжування і тому подібне; статистичні методи: кореляційний і регресійний аналіз, факторний аналіз і інші; комбіновані методи - синтез різних варіантів прогнозів [82]. Метод ковзної середньої (метод Хольта - Вінтерса) [83] є вдосконаленим методом експоненційного згладжування часового ряду, успішно

справляється і з середньостроковими і довгостроковими прогнозами, оскільки він здатний виявляти мікротренди (тренди, пов'язані з короткими періодами) в моменти часу, які безпосередньо передують прогнозом, і екстраполювати ці тренди на майбутнє. Метод ґрунтується на умові, що продажі в наступному періоді будуть дорівнювати середній арифметичній від обсягу продажів за попередні n -періодів. Друга група методів – прогнозування на основі аналізу часових рядів. Часові ряди зазвичай служать для розрахунку чотирьох різних типів змін в показниках: трендових, сезонних, циклічних і випадкових [85]. При прийнятті оперативних рішень на макро- та мікрорівні часто необхідно спиратись на якісні прогнозні значення певних показників, не заглиблюючись у детальний аналіз факторів, які впливають на їх зміну. У таких випадках доцільно використовувати методи прогнозування на основі часових рядів, зокрема побудову ARIMA моделі часового ряду [86].

Метою даного дослідження є прогнозування обсягів продажу торговельного підприємства в умовах, коли на ці обсяги істотно впливає сезонність. Для дослідження було взято дані малого підприємства гуртової торгівлі та використано модель ковзної середньої для аналізу та прогнозування продажів в умовах сезонності. Продажі суттєво зростають влітку. Збільшується продаж футболки, купальників, сарафанів, літніх суконь та спідньої білизни. Ще більше зростання продажів відбувається восени, за рахунок суттєвого збільшення реалізації теплих речей (шкарпетки, колготки, лосини, тепла спідня білизна, рукавички, шапки). Невеличкі сплески продажів відбуваються напередодні свят, за рахунок реалізації товарів, що йдуть на подарунки. Після свят зазвичай відбувається спад продажів. Особливо він є помітним після новорічних свят.

Спочатку було зібрано дані про обсяги продажів малого підприємства в цілому (рис 3.7). На рисунку добре прослідковується сезонність продажів та зростаючий тренд росту продажів.

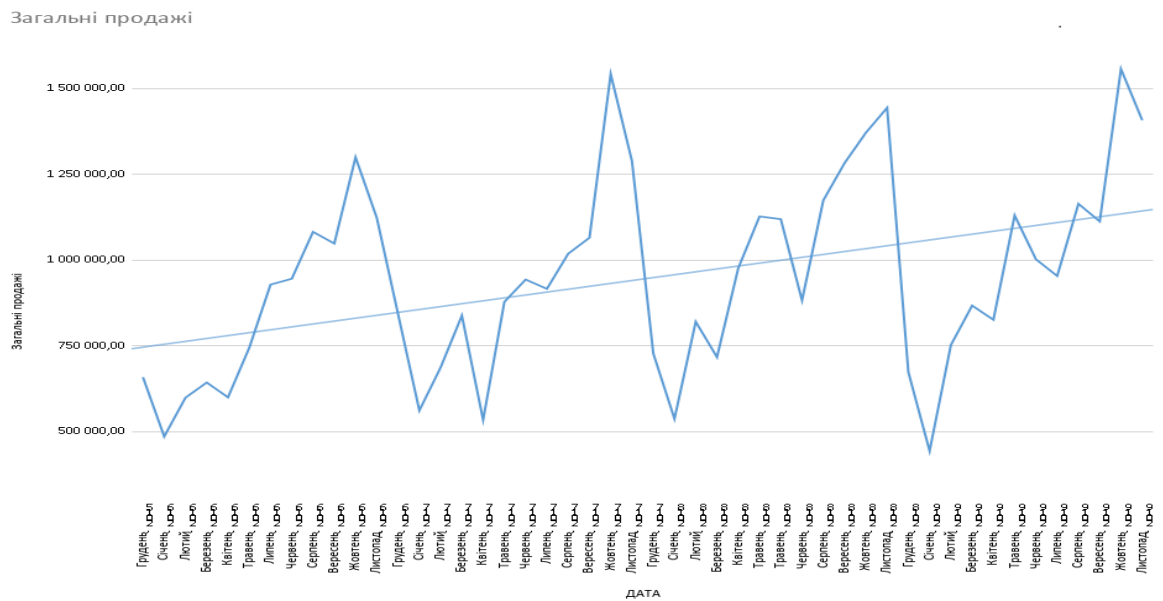


Рисунок 3.7 – Обсяги продажів малого підприємства в цілому

Далі було зібрано дані по окремим групам товарів з метою виявлення збігів чи розбіжностей максимумів та мінімумів продажів для різних груп. На рис. 3.8 представлені обсяги продажів по групах: спідня білизна та колготки. Ці групи є найбільш вагомими в структурі підприємства.

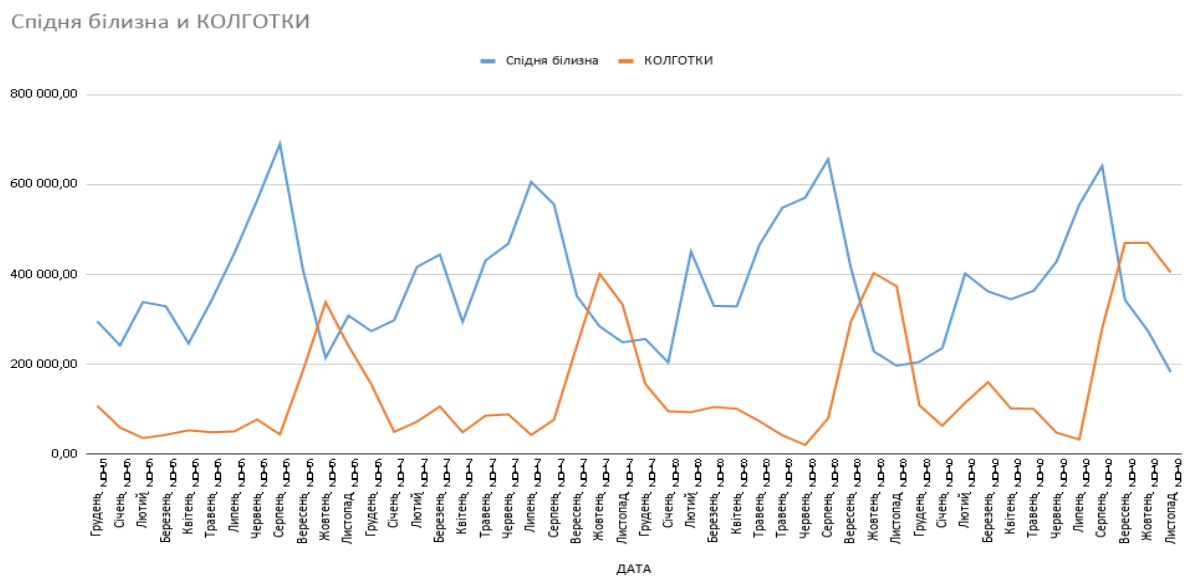


Рисунок 3.8 – Обсяги продажів по групах товарів

На цьому графіку можна побачити, що максимуми та мінімуми продажів для груп товарів: спідня білизна та колготки не співпадають. Білизна найліпше

продається влітку та погано продається восени. Продажі колготок навпаки різко зростають восени і майже не продаються влітку. Тому, якщо повернутися до аналізу графіку загальних продажів, можна зробити висновок, що продажі літа та осені є найбільш високими завдяки тому, що дві вищеназвані групи товарів компенсують одна одну у цей період. Найбільш низькі загальні продажі відбуваються у періоди, коли обидві групи (спідня білизна та колготки) погано продаються. Всі ці спостереження призводять до висновку, що підприємству для зниження чинника сезонності потрібно розширити асортимент додаванням груп товарів, які не мають різко вираженої сезонності продажів (наприклад, рушники, постільна білизна), або товарів, максимуми і мінімуми продажів яких не співпадають з обсягами продажів основних груп товарів підприємства. Для ефективного управління асортиментом і, внаслідок цього, продажами окремих видів товарів та загальними продажами необхідно прогнозування продажів з метою створення товарних запасів в достатньому обсязі. Прогнозування істотно ускладнюється завдяки сезонності продажів. Метод ковзної середньої було застосовано для прогнозування продажів підприємства гуртової торгівлі на три місяці вперед. Результати цього прогнозу представлені на рис. 3.9, 3.10 та 3.11.

Загальні обсяги продажів, грн



Рисунок 3.9 – Результат прогнозування загальних обсягів продажів



Рисунок 3.10 – Результат прогнозування по групі Спідня білизна



Рисунок 3.11 – Результат прогнозування по групі Колготки

Отже, результатом цієї роботи є дослідження обсягу продажів малого підприємства, яке займається виробництвом та реалізацією трикотажних виробів. Розроблено алгоритм прогнозування продажів малого підприємства, оформлений у вигляді програмного продукту, створеного в середовищі VBA. Досліджено сезонність продажів підприємства в цілому та окремих груп товарів, надані рекомендації керівнику щодо підвищення ефективності роботи

підприємства, а саме розширити асортимент додаванням груп товарів, які не мають різко вираженої сезонності продажів або товарів, максимуми і мінімуми продажів яких не співпадають з обсягами продажів основних груп товарів підприємства.

3.4 Використання штучних нейронних мереж для прогнозування енергоспоживання металургійного підприємства

Чорна металургія – одна з найбільш енергоємних галузей промисловості. Вона характеризується високим рівнем споживання електроенергії – суттєвою складовою енерговитрат. Так, частка електричної енергії в собівартості продукції великих підприємств по галузі становить від 11% до 16%, а в окремих випадках її частка збільшується до 30% [91]. До найбільш електроємних відносяться сталеплавильне виробництво (дольовий відсоток споживання 32,3%), виробництво гарячого (21,9%) та холодного прокату (12%), а також агломераційне (14,5%), доменне (6,9%) та коксохімічне виробництво (5,2%) [92]. До особливостей електроспоживання підприємством чорної металургії належать: велика кількість електроустаткування, яка бере участь в здійсненні технологічного процесу в кожному підрозділі; велика електроємність видів кінцевої продукції; можливість зміни режимів роботи та складу устаткування в підрозділі, сортаменту продукції та інших систематично діючих факторів [93]. Тому проблема прогнозування електроспоживання в металургійному виробництві є на сьогоднішній день однією з важливих наукових та практичних завдань в електроенергетиці. У великих енергоємних виробництвах частка плати за електроенергію в собівартості продукції може досягати десятків відсотків (наприклад, в металургійному виробництві, становить 11%–30%) [94], а в умовах ринкової економіки собівартість продукції підприємства буде визначати його конкурентоспроможність. Таким чином, в умовах сучасного енергоринку для

великих підприємств та видобувних виробництв важливе значення має створення системи погодинного споживання електричної енергії, що дозволяє мінімізувати відхилення споживаної потужності від заявленої.

Становлення та розвиток методів математичного моделювання, прогнозування та планування електроспоживання, зокрема в металургії, пов'язане з роботами учених, огляд основних ідей яких наведемо далі. Монографія Belt С.К. [95] є фундаментальною працею з енергоменеджменту в металургійній індустрії. Основна думка, що в ній простежується – в металургійній промисловості існують свої унікальні процеси і умови, для яких необхідний більш індивідуальний підхід. Авторка пояснює загальні методи управління енергоспоживанням саме в металургійній промисловості, наводить переваги і причини впровадження програми енергоменеджменту, а також визначає базові показники, розповідає про аналіз даних, визначення проєктів, поліпшення процесів. У статті [96] групою вчених подано систематичний огляд існуючих публікацій з енергетичного менеджменту в промисловості, з якого визначають п'ять основних елементів управління енергоспоживанням, заснованих на темах: стратегія; планування, впровадження; експлуатація, контроль; організація і культура. Автори розробили концептуальну структуру енергоменеджменту, яка показує, що необхідний комплексний підхід для ефективного використання існуючого потенціалу енергоефективності. Книга [97] написана авторами Neural Network Toolbox для MATLAB і надає докладний опис фундаментальних архітектур нейронних мереж, правил навчання, а також застосунків для вирішення практичних завдань. У статті [98] автори запропонували використовувати глибоку нейронну мережу (DNN) для короткострокового прогнозування електричного навантаження (STLF), що дозволило подолати проблеми нелінійності і досягти більш високої точності прогнозування. Довідник [99] охоплює найсучасніші тенденції та технології в енергетичному машинобудуванні та суміжних галузях, містить останні матеріали щодо енергетичного планування та політики. Навчальне видання [100] досліджує ряд стійких джерел енергії та інструментів, які використовують для

аналізу виробництва, та майбутніх тенденцій енергетики. У тексті міститься огляд по економіці енергетики з інтегрованим програмним пакетом для досліджень динаміки використання енергії та прогнозування; враховані кліматичні та екологічні фактори при використанні енергії. Відомі методи прогнозування електроспоживання не працюють з перекрученими або неповними даними, тому необхідні нові методи, підходи для прогнозування електроспоживання, які б могли враховувати різного роду дані. В даній роботі виходячи з проведеного аналізу для розробки моделі прогнозування енергоспоживання металургійного підприємства на базі ШНМ було обрано комплекс MATLAB з пакетом інструментів Neural Network Toolbox.

При побудові моделі прогнозування електроспоживання для металургійного підприємства ставиться кілька задач: побудова математичної моделі, за допомогою якої обробляються дані про навантаження за минулий період часу; отримання прогнозу на базі розробленої моделі. Завдання даного дослідження: отримати якомога більше інформації з наявних даних та побудувати якомога точніший прогноз. Загальна задача поділяється на ряд підзадач, серед яких:

- описовий аналіз часового ряду, або графічний аналіз. Графічний аналіз дозволяє виявити явні тенденції та закономірності у вихідних даних;
- дослідження часового ряду, а також виявлення регулярних і постійних складових;
- отримання точного прогнозу часового ряду, з урахуванням коливань;
- оцінка якості побудованого прогнозу.

Процеси споживання електроенергії мають функціональні, циклічні та випадкові тенденції. Найпростіше піддаються прогнозуванню циклічні залежності (зазвичай добові, тижневі і річні). Циклічні тенденції, за попередніми оцінками, становлять близько 70–80% всіх змін в процесі споживання електроенергії [101]. Наприклад, найбільш істотними циклічними факторами практично у всіх виробничих процесах вважаються час, день тижня і довгота світлового дня. Другим з основних чинників, що вивчається під час розв'язання

задачі прогнозування є закономірності функціонального характеру (10–15% від загального обсягу відхилень) [102]. До цієї групи можна включити відхилення, які пояснюються відомими та передбачуваними факторами, які є специфічними для металургійного підприємства: температура плавки або використовуваного теплоносія. Третя компонента прогнозу – випадкові тенденції. Їх відсоткова частина в загальному процесі невелика, але амплітуда відхилень може бути значною. Оперативний прогноз споживання електричної енергії та потужності визначається виходячи з поточної динаміки споживання потужності на зріз останньої хвилини кожної години, але основним орієнтиром для технолога який формує прогноз споживання на планований період служить траєкторія споживання потужності, що закладена в короткостроковому прогнозі споживання. Тому забезпечення високої точності короткострокового прогнозу попиту на електричну енергію та потужність в енергосистемах є пріоритетним завданням. Оперативне прогнозування споживання електричної енергії та потужності є складовою короткострокового прогнозування.

Вирішення питання підвищення якості оперативного прогнозу споживання розглянуто як сукупність заходів підвищення якості короткострокового прогнозування. Апарат штучних нейронних мереж (ШНМ) має здатність до узагальнення інформації, яка описує нелінійні залежності в складних об'єктах, процесах та явищах. Обсяги електроспоживання в системі енергоспоживання ПрАТ «Електрометалургійний завод «Дніпрспецсталь»» визначаються циклом виробництва, але окрім процесу завантаження печей, на них впливають інші потреби, що виникають в робочі часи. Тому в якості масиву вхідних даних для прогнозування була взята статистична інформація щодо погодинного споживання електроенергії протягом доби за осінні місяці року. Одиниці вимірювання вхідної інформації – МВт/год.

Виходячи з варіантів навчання та формування прогнозу на початковому етапі дослідження потрібна ШНМ, яка підбирала б вагові коефіцієнти таким чином, щоб середньоквадратичне відхилення вихідних значень від еталону було мінімальним. Даній вимозі підходить мережа прямого поширення даних і

зворотного поширення помилки (Feed-forward backpropagation - далі FfB) [103]. Така архітектура мережі вимагає її навчання за рахунок завдання цільових значень часового ряду, які повинні бути еталоном при формуванні прогнозу та вхідні дані, які повинні підлягати обробці. Для того, щоб задавати вхідні та цільові значення функції для моделі ШНМ необхідно використати архітектуру з нелінійною авторегресією (NARX). Вона являє собою рекурентну динамічну мережу зі зворотним зв'язком, що складається з декількох шарів, в її основі лежить авторегресійна модель:

$$y(t)=f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n), x(t-1), \dots, x(t-n)) \quad (3.10)$$

Прогнозоване значення $y(t)$ залежить від n попередніх значень виходу і від n попередніх значень часового ряду. На рис. 3.12 представлена схема нейронної мережі, яка використана в даній роботі. Мережа NARX на рис.3.12 представляє собою двошарову мережу зворотного поширення. В якості передавальної функції в прихованому шарі виступає сигмоїдальна функція, а в вихідному шарі – лінійна. Дана модель мережі використовує лінії затримки з відводами для зберігання попередніх значень $x(t)$ і $y(t)$. Вихідне значення $y(t)$ подається назад на вхід мережі (через затримку), так як $y(t)$ є функцією, залежною від попередніх значень: $y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-d)$. У мережі присутні два входи. Один – зовнішній, а другий – з'єднаний з виходом мережі, звідки і отримуються вхідні значення. Для кожного з входів є лінія затримки з відводами для зберігання попередніх значень. Кількість нейронів на прихованому шарі встановлено експериментально 10, а число затримок дорівнює 2. Замкнуте коло в мережі нелінійної авторегресії дозволяє виконувати прогнозування на "один крок вперед", тобто прогнозує таке значення $y(t)$ від попередніх значень $x(t-1), x(t-2), y(t-1), y(t-2)$. Коло із закритим зворотним зв'язком може використовуватися, щоб виконати багатоступінчасте прогнозування. Це викликано тим, що передбачувані значення $y(t)$ будуть використовуватися замість фактичних майбутніх значень $y(t)$.

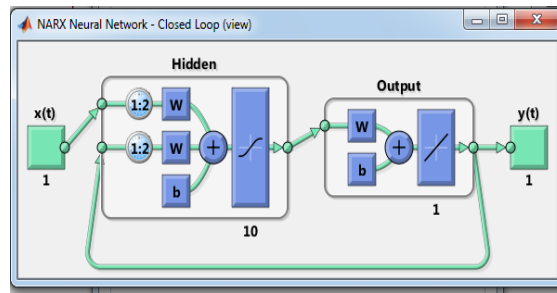


Рисунок 3.12 – Замкнуте коло в мережі нелінійної авторегресії

Перш ніж почати навчання мережі, що містить лінії затримки з відводами, необхідно заповнити їх початковими значеннями входу і виходу. Завдання полягає в прогнозуванні часового ряду, тому в якості вхідних даних будуть використані номери часових проміжків у встановленому порядку, а в якості вихідних – значення аналізованого показника енергоспоживання, що відповідає певній годині доби, поданому на вхід мережі. Для ефективного навчання мережі всі вхідні дані розділено на три підмножини. Перша знадобиться для навчання мережі (коригування ваг). Для першої використано 70% даних. Друга підмножина необхідна, щоб уникнути перенавчання мережі. Контроль навчання мережі здійснюється шляхом обчислення помилки на даних з цієї підмножини. Третя підмножина – тестова. Вона є корисною при порівнянні різних моделей як незалежне тестування навченої мережі. Також тестова підмножина може свідчити про поганий поділ вихідних даних, якщо мінімум помилки на даній та перевірочній підмножині досягаються в істотно віддалених один від одного ітераціях. Для другої та третьої підмножини було виділено по 15% даних.

Інший підхід до прогнозування енергоспоживання – глибоке навчання [104]. Глибока нейронна мережа дозволяє обробляти великий обсяг вхідної інформації за малий час, має можливості будувати залежності при неінформативній вхідній інформації, виявляти приховані залежності між вхідними та вихідними даними. Нейронні мережі з довгою короткостроковою пам'яттю LSTM (long short-term memory – мережі довгої короткострокової пам'яті) були створені в якості модифікації рекурентних нейронних мереж

(RNN), в яких є можливість зберігати та обробляти інформацію на відносно довгий період часу. Будь-яка рекурентна нейронна мережа має форму ланцюжка повторюваних модулів нейронної мережі. Базові компоненти мережі LSTM – вхідний шар послідовності та шар LSTM. Шар LSTM вивчає довгострокові залежності між часовими кроками даних послідовності. Схема на рис.3.13 ілюструє архітектуру простої мережі LSTM для прогнозування. Мережа запускається з вхідного шару послідовності Sequence Input, що забезпечує шар LSTM. Закінчується мережа повнозв'язним шаром Fully Connected та регресією вихідного шару Regression.



Рисунок 3.13 – Архітектура простої мережі LSTM

Щоб передбачити значення майбутніх часових кроків послідовності можна навчати мережу LSTM від послідовності до послідовності, де відповіді є навчальними послідовностями зі значеннями, зміщеними на один крок за часом. Таким чином, на кожному часовому кроці вхідної послідовності мережа LSTM вчиться передбачати значення наступного часового кроку. Навчання такої мережі здійснюється за допомогою методу adam [104].

Точність прогнозування оцінюється як середня абсолютна помилка у відсотках (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^p \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \cdot 100 \quad (3.11)$$

де y_i – фактичне значення навантаження, результат прогнозу,

p – кількість даних.

З аналізу публікацій [97], [103], [105], прийнятною є помилка прогнозу не більше 5%.

В середовищі Neural Network Toolbox є можливість використання таких алгоритмів навчання нейронних мереж: нелінійної оптимізації Levenberg-Marquardt, метод Bayesian Regularization та метод сполучених градієнтів (Scaled Conjugate Gradient), - які докладно описані в джерелах [97], [103]. Для об'єктивності порівняння показників якості прогнозування при застосуванні різних алгоритмів прогнозування з використанням відповідної архітектури побудови ШНМ був вибраний один і той самий день, це дозволило найбільш точно порівняти результати отриманих прогнозів. При моделюванні процесу електроспоживання в енергосистемі на початковому етапі була обрана мережа, що має архітектуру прямого поширення даних і зворотного поширення помилки (Feed-forward backprop, або – FfB) та навчена за алгоритмом Levenberg-Marquardt Algorithm. Результати навчання нейронної мережі в Matlab представляються наступним чином (рисунок 3.14).

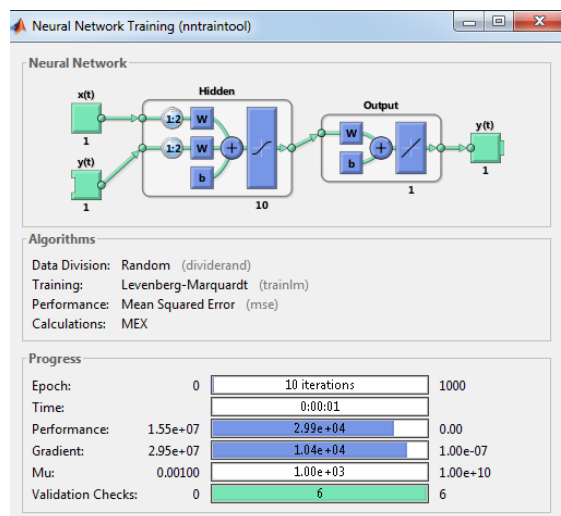


Рисунок 3.14 – Результати навчання нейронної мережі виконаного за Levenberg-Marquardt Algorithm на архітектурі моделі FfB

На наступних етапах дослідження був застосований той самий тип архітектури, FfB, але змінювався алгоритм навчання: спочатку Bayesian regularization algorithm, далі - метод сполучених градієнтів.

За отриманими результатами порівняння сформованого прогнозу від фактичних значень з використанням різних алгоритмів навчання на архітектурі FfB представлені на рис. 3.15.

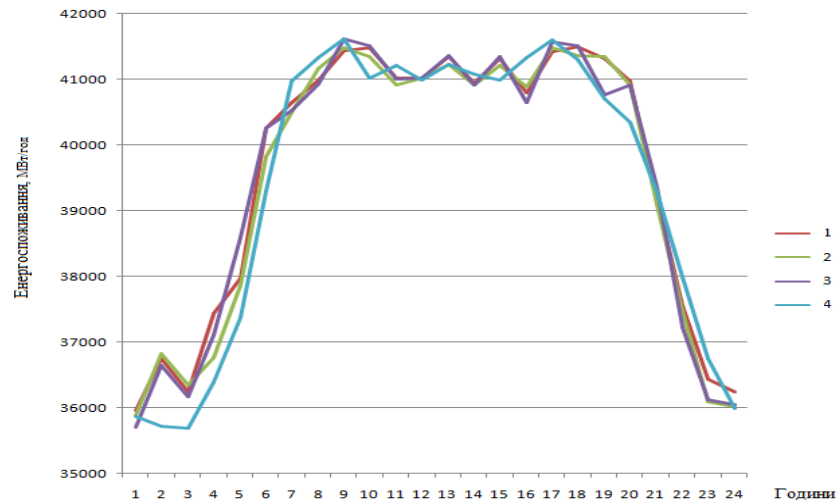


Рисунок 3.15 – Результати прогнозування енергоспоживання з використанням ШНМ

На рис.3.15 цифрами позначено: 1 – фактичне значення енергоспоживання; 2 – прогнозне значення енергоспоживання за Levenberg-Marquardt Algorithm; 3 – прогнозне значення енергоспоживання за Bayesian regularization algorithm; 4 – прогнозне значення енергоспоживання за методом сполучених градієнтів

На відміну від розглянутих вище ШНМ для прогнозування за допомогою мережі LSTM необхідна окрема програмна реалізація.

Послідовність програмної реалізації глибокого навчання в пакеті Matlab:

- імпортуємо дані з середовища Excel;
- розділяємо дані на навчальну вибірку та тестову;
- стандартизуємо дані щоб мати нульове середнє значення і модульне відхилення;
- створюємо мережу регресії LSTM. Задаємо шар LSTM, що має 5 прихованих модулів. Подальше збільшення кількості модулів та LSTM шарів не веде до підвищення якості прогноза, оскільки доступна (в нашому випадку) для навчання кількість даних є незначною;

- задаємо опції навчання. Вказуємо алгоритм 'adam' і навчаємо LSTM з заданими опціями навчання за допомогою `trainNetwork` протягом 250 епох. Встановлюємо поріг градієнта до 1;
- щоб спрогнозувати значення декількох часових кроків в майбутньому, використовуємо функцію `predictAndUpdateState`;
- щоб ініціювати мережевий стан, спочатку прогнозуємо на навчальних даних `XTrain`. Потім робимо перший прогноз за допомогою останнього часового кроку навчальної відповіді `YTrain (end)`.

Результати прогнозування з мережею LSTM показані на рис. 3.16.

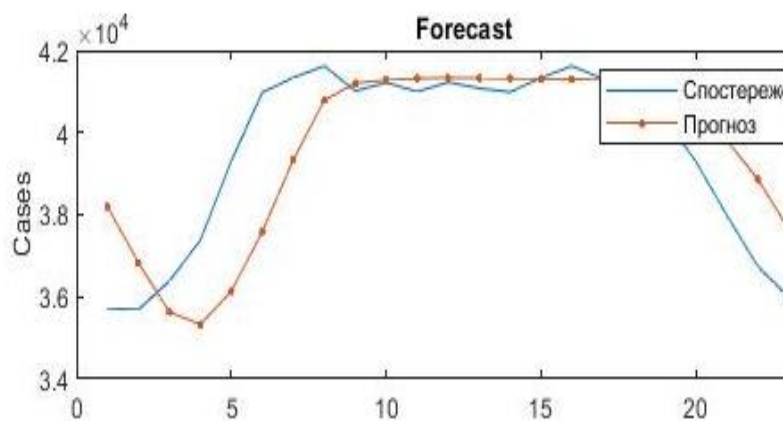


Рисунок 3.16 – Відображення фактичних та прогнозних значень з мережею LSTM

Результати розрахунків точності прогнозування за формулою (3.11) на різних алгоритмах навчання зведені до таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Характеристики навчання ШНМ

Параметри	Levenberg-Marquardt Algorithm	Bayesian regularization algorithm	Сполучені градієнти	Мережа LSTM
Кількість епох	10	211	7	250
Час навчання	0:00:01	0:00:05	0:00:01	0:00:05
MAPE, %	2,87	3,07	3,27	2,59

За даними табл.3.1 найбільш ефективною серед використаних ШНМ в даному дослідженні є мережа LSTM, у якої максимальна похибка прогнозування становить 2,59% по модулю за операційну добу. В абсолютному вираженні це складає 1069,76 МВт на добу.

Розроблені моделі для прогнозування енергоспоживання ПрАТ «Електрометалургійний завод «Дніпроспецсталь» енергосистеми на базі LSTM ШНМ задовольняють вимогам до якості короткострокового прогнозування споживання в енергосистемах. Але вони не охоплюють всі проблеми енергоспоживання та фактори, що впливають на енергосистему підприємства. Тому передбачається ряд шляхів для наступного удосконалення моделей.

Важливий для підприємств чорної електрометалургії аспект ризиків простоїв за різних причин, прогнозування яких за допомогою нейромереж розглядається в статті [106]. Це робить виклик для подальших досліджень в цьому напрямі стосовно безперебійного енергопостачання та впливу факторів ризику на випадкову складову часового ряду. Питання, що підіймаються в роботі китайських авторів [107], стосуються прогнозування енергоспоживання в кольоровій металургії, підприємства якої мають свої особливості. Для досліджень використовується метод гібридної регресії опорних векторів, що надихає на проведення порівняння отриманих за допомогою нейромереж різної архітектури результатів з результатами, отриманими іншими методами. У монографії Belt С.К. [95] показана тенденція до збільшення споживання газу в зимові місяці та підкреслюється, що зниження енергії, яку використовують для обігріву станції, може бути життєздатним проєктом. Тому в наступних дослідженнях передбачено можливість введення обліку метеофакторів в модель прогнозування електроспоживання для підвищення ефективності роботи ШНМ.

ВИСНОВКИ

У звіті НДР були розглянуті проблеми інтелектуального аналізу даних та побудови моделей для дослідження складних соціально-економічних процесів та систем. Отримано такі результати.

Запропоновано метод надання значень функцій належності до нечітких множин різних термів одної лінгвістичної змінної на базі коду кожного упорядкованого елементу. Застосування методу дозволить автоматизувати надання значень векторам вхідної та вихідної інформації, автоматизувати формування нечітких множин термів відповідних лінгвістичних змінних, дозволить будувати нечіткі продукції як базу знань нечіткої продукційної системи, а також проводити навчання нечіткої продукційної системи.

До основних результатів дослідження процесів децентралізації, що відбуваються в Україні відноситься розроблена методика прогнозування динаміки розвитку регіонів, одним з кроків якої є побудова патернів структури фінансування та динаміки розвитку для спільнот областей Півдня України та зведені таблиці для формування асоціативних правил порівняння об'єднаних територіальних громад для прогнозування патернів динаміки на основі патернів структури. Отримані результати допоможуть спільнотам у аналізі їхньої структури фінансування та динаміки розвитку, у розробці індивідуальних та спільних планів розвитку.

Побудовано модель метаонтології прийняття рішень і дві базові онтології прийняття рішень в соціальній сфері: прийняття судового рішення і управління розвитком мережі аптек. Моделі базових предметних онтологій цікаві тим, що їх області прийняття рішення відрізняються первісним ступенем формалізації і рівнем можливої автоматизації. На підставі отриманих багатокритеріальних оцінок якості базових предметних онтологій зроблено припущення про можливість часткової автоматизації прийняття судового рішення і повної

автоматизації управління розвитком мережі аптек. Для оцінки якості розроблених онтологій запропоновано багатокритеріальний підхід, при якому критерії формуються на основі теорії нечітких множин та теорії графів.

Розроблено продукційні моделі: прийняття судових рішень на випадок крадіжки; управління торговими точками аптечної мережі, рекомендаційної системи для управління аптечною мережею. Практична цінність даної роботи полягає в тому, що застосування методів нечіткого логічного виведення є потенційно продуктивним для підтримки прийняття справедливих судових рішень, оскільки дозволяє наблизитись до формалізації самого поняття справедливого судового рішення.

За допомогою побудови портфельних моделей комплексної диверсифікації та розв'язування відповідних багатокритеріальних задач методом послідовних поступок знайдено множини паретооптимальних портфелів для управління ризиками. В межах загального дослідження окремо виконано побудову моделей для прийняття рішень з вибору оптимальної комбінації розподілу груп лояльних, випадкових та інтернет-клієнтів для подальшої розробки програм впливу на ці групи.

За результатами дослідження обсягу продажів торговельного підприємства з урахуванням сезонності підприємству дано рекомендації: для зниження чинника сезонності потрібно розширити асортимент додаванням груп товарів, які не мають різко вираженої сезонності продажів, або товарів, максимуми і мінімуми продажів яких не співпадають з обсягами продажів основних груп товарів підприємства. Пропоновані нейромережні моделі прогнозування енергоспоживання забезпечують пошук оптимальної траєкторії енергоспоживання в багатовимірному просторі параметрів та обмежень металургійного підприємства.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Єдиний реєстр досудових розслідувань [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://erdr.gp.gov.ua/erdr/erdr.web.system.LoginPage.cls>
2. **Казначеева, Д.В.** Злочинність корислива ненасильницька [Текст] / Д.В. Казначеева // Українська кримінологічна енциклопедія / за заг. ред. В.В. Чернея, В.В. Сокурєнка. - Харків-Київ. - Золота миля. - 2017 - С. 264-267
3. **Доминяк, В. И.** Измерение лояльности: действующая модель [Текст] / В.И.Доминяк // Персонал-Микс. – 2004. – № 2. – С. 114–119 ; № 3. – С. 105–108.
4. **Сиглиано, Дж.** Цена лояльности [Текст] / Джеймс Сиглиано, Маргарет Джорджиадис // Вестник McKinsey. – 2004. – № 1. – С. 18–24.
5. **Konar, A.** Artificial intelligence and soft computing: behavioral and cognitive modeling of the human brain [Text] / A. Konar. – CRC press, 2018. – 787 p.
6. **Штовба, С. Д.** Проектирование нечетких систем средствами MATLAB [Текст] / С. Д. Штовба. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
7. **Борисов, А. Н.** Принятие решений на основе нечетких моделей: примеры использования [Текст] / А. Н. Борисов, О. А. Крумберг, И. П. Федоров. – Рига : Зинатне, 1990. – 184 с.
8. **Novák, V.** Mathematical Principles of Fuzzy Logic [Text] / V. Novák, I. Perfilieva, J. Mockor – Springer Science & Business Media, 1999. – 320 p.
9. **Самохвалов, Ю. Я.** Оценка обоснованности управленческих решений на основе нечеткой логики [Текст] / Ю.Я.Самохвалов // Управляющие системы и машины. – 2017. – № 3. – С. 26–34.
10. **Бакурова, А. В.** Метод построения функции нормирования термножеств для отображения функции принадлежности оценки операционного риска [Текст] / А. В. Бакурова, В. Н. Иванов // Економічна кібернетика. – 2013. – № 4–6. – С. 40–43.

11. **Борисов, А. Н.** Основы теории нечетких множеств [Текст] : учеб. пособие для вузов / А. Н. Борисов, А. С. Федулов, М. М. Зернов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2014. – 98 с.
12. **Малышев, Н. Г.** Нечеткие модели для экспертных систем в САПР [Текст] : учеб. пособие для вузов / Н. Г. Малышев, Л. С. Берштейн, А. В. Боженюк. – М.: Энергоатомиздат, 1991. – 136 с.
13. **Пегат, А.** Нечеткое моделирование и управление [Текст] / А. Пегат. – М. : БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009. — 798 с.
14. **Aracil, J.** Fuzzy control of dynamical systems [Text] / J. Aracil, A.Garcia-Cerezo, A.Ollero // Stability analysis based on the conicity criterion. Proceedings of the 4th International Fuzzy Systems Association Congress. – Belgium, 1991. – P. 5–8.
15. **Turskis, Z.** Hybrid Model Based on Fuzzy AHP and Fuzzy WASPAS for Construction Site Selection [Text] / Z.Turskis, E.K.Zavadskas, J.Antucheviciene, N.A.Kosareva // International Journal Of Computers Communications & Control Special Issue On Fuzzy Sets And Applications (Celebration Of The 50th Anniversary Of Fuzzy Sets). – 2015. – №. 10(6). – P. 873–888.
16. **Saaty, T. L.** The possibility of group choice: Pairwise comparisons and merging functions [Text] / T. L.Saaty, L. G. Vargas // Social Choice and Welfare. – 2011. – № 38(3). – P. 481–496.
17. **Ozdemir, M.** The unknown in decision making: What to do about it [Text] / M. Ozdemir, T. L. Saaty // European Journal of Operational Research. – 2006. – №. 174. – P. 349–359.
18. **Гнатієнко, Г. М.** Експертні технології прийняття рішень [Текст] : монографія / Г. М. Гнатієнко, В. Є. Снитюк. – К. : Маклаут, 2008. – 444 с.
19. **Bernard, H.** Analyzing qualitative data: Systematic approaches [Text] / H.Bernard, A.Wutich, G.Ryan // SAGE publications. – 2007. – №10. – 456 p.
20. **Рутковская, Д.** Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст] / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 452 с.

21. **Louviere, J. J.** Best-worst scaling: Theory, methods and applications [Text] / J. J. Louviere, T. N. Flynn, A. A. Marley. – Cambridge, UK, 2015. – 342 p.
22. **Multivariate data analysis: A global perspective** [Text] / Jr. Hair, J. Black, B. Babin, R. Anderson. – Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall, 2010. – 739 p.
23. **Оре, О.** Теория графов [Текст] / О. Оре. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1980. – 336 с.
24. **Таран, Т.А.** Основы дискретной математики [Текст]: учебное пособие / Т.А.Таран. – К: Просвита, 2003. – 288 с.
25. **Camagni, R.** Territorial capital, competitiveness and regional development [Text] / R. Camagni // *Regions and Competitiveness*. – Edward Elgar Publishing Limited, 2017. – P. 232–244.
26. **Vendrell-Herrero, F.** Servitization for territorial competitiveness: Taxonomy and research agenda [Text] / F. Vendrell-Herrero, J. R. Wilson // *J. Competitiveness Review: An International Business Journal*. – 2017. – №27. – P.2–11.
27. **Valdaliso, J. M.** Strategies for shaping territorial competitiveness [Text] / J. M. Valdaliso, J. R. Wilson. – London: Routledge, 2015. – 205 p.
28. **The European Regional Competitiveness Index 2019** [Electronic resource]. – European Commission. – 2019. – №3. – 42 p. – Available at: https://ec.europa.eu/regional_policy/sources/docgener/work/2019_03_rci2019.pdf
29. **European Regional Competitiveness Index** [Electronic resource]. – European Commission. – 2017. – №2. – 28 p. – Available at: https://ec.europa.eu/regional_policy/sources/docgener/work/201701_regional_competitiveness2016.pdf
30. **Li, G.** Regional competition, environmental decentralization, and target selection of local governments [Electronic resource] / G. Li, F. Guob, D. Dic // *Science of The Total Environment*. – 2021. – V.755. – Available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0048969720360654?via%3Dihub>.
31. **Swianiewicz, P.** Local Tax Competition in Poland? [Text] / P. Swianiewicz, J. Lukomska // *J. Miscellanea Geographica*. – 2016. – №20(3) – 37–43.

32. **Lokanan, M. E.** Data mining for statistical analysis of money laundering transactions [Text] / M. E. Lokanan // J. of Money Laundering Control. – 2019. – № 22 (4). – P. 753–763.
33. Анализ паттернов в статике и динамике [Текст] / Ф. Т. Алескеров, В.Ю. Белоусова, Л. Г. Егорова, Б. Г. Миркин // Бизнес–Информатика. – 2013. – № 3 (25).– С. 3–18; – 2014. – № 4 (26).– С. 3–20.
34. **Bakurova, A.** Analysis of structural features of the development of communities [Text] / A. Bakurova, A. Didenko // Модели системного анализа в управлении экономическими процессами: монография / Под ред. докт. экон. наук, проф. В. С. Пономаренко, докт. экон. наук, проф. Т.С. Клебановой, докт. экон. наук, проф. Л.С. Гурьяновой. – Братислава-Харьков, ВШЭМ – ХНЭУ им. С. Кузнеца, 2021. – С.125–141.
35. **Wang, K.** Profit mining: from patterns to actions [Text] / K.Wang, S.Zhou, J.Han // Advances in Database Technology. – Springer Berlin Heidelberg, EDBT, 2002. – P. 70–87.
36. **Мячин, А. Л.** Анализ паттернов: порядково-инвариантная паттерн-кластеризация [Текст] / А.Л. Мячин // Управление большими системами. – 2016. – № 61. – С. 41–59.
37. **Han, J.** Data Mining: Concepts and Techniques [Text] / J.Han, M. Kamber, J. Pei. – University of Illinois at Urbana-Champaign & Simon Fraser University, 2010. – 320 p.
38. **Хорошевский, В. Ф.** Об одном методе семантической интерпретации паттернов данных на основе структурного подхода: препринт WP7/2012/08 [Текст] / В. Ф. Хорошевский. – М.: Изд. дом Высшей школы экономики, 2012. – 28 с.
39. **Черняховская, Л. Р.** Онтологический подход к разработке систем поддержки принятия решений [Электронный ресурс] / Л. Р. Черняховская, Р. А. Шкундина, К.Р.Нугаева // Вестник УГАТУ, 2006. – Режим доступа: <http://journal.ugatu.ac.ru/index.php/Vestnik/article/view/2027>.

40. **Fernandes, V. B.** Ontologies Quality Assessment and Optimization [Electronic resource] / V. B. Fernandes. – University Institute of Lisbon (ISCTE-IUL). – Portugal. – Available at: https://www.researchgate.net/publication/308646484_An_Ontology_of_Preference-Based_Multiobjective_Metaheuristics.
41. New Protégé Short Course. Stanford Center for Biomedical Informatics Research [Electronic resource]. – Stanford Univ., California, USA. – Available at: <http://protege.stanford.edu>.
42. An ontology-based personalization of health-care knowledge to support clinical decisions for chronically ill patients [Text] / D.Riaño, F.Real, J.A.López-Vallverdú, F.Campana, S.Ercolani, P.Mecocci, R.Annicchiario, C.Caltagirone // Journal of Biomedical Informatics. – 2012. – № 4. – P. 429–446.
43. **Бабінцева, Л. Ю.** Онтології в фармації [Текст] / Л. Ю. Бабінцева // Медична інформатика та інженерія. – 2014. – № 3. – С. 9–12.
44. **Kutiyanawala, A.** Towards a simplified ontology for better e-commerce search [Text] / A. Kutiyanawala, P. Verma, Z. Yan. – SIGIR, eCom, 2018. – 340 p.
45. **Бакурова, А. В.** Система підтримки прийняття рішення про розміщення аптек на основі нечіткої логіки [Текст] / А. В. Бакурова, Г.М.Ропало // Управління проектами, системний аналіз і логістика. – 2017. – № 19. – С. 5–13.
46. Кримінальний кодекс [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2341-14>.
47. **Валькман, Ю. Р.** Проектирование онтологии для правовой предметной области на основе текстового контента с использованием нечёткой логики [Текст] / Ю. Р. Валькман, Е.А.Хала // Онтология проектирования. – 2014. – № 2(12).– С. 19–39.
48. Онтологический и нечеткий анализ слабоструктурированных информационных ресурсов [Текст] / Т. В. Афанасьева, В. С. Мошкин, А. М. Наместников и др.; под науч. ред. Н. Г. Ярушкиной. – Ульяновск: УлГТУ, 2016. – 130 с.
49. **Tevet, J.** Structure of the Graphs and Graphs of the Structure [Text] / J. Tevet. – Tallinn: S. E. R. R., 2003. – 76 p.

50. Formalization of Ukrainian-Language Content for Fuzzy Product in Court [Text] / A. Bakurova, M. Pasichnyk, E. Tereschenko, Y. Filei // 4th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS 2020), April 23–24, 2020: CEUR Workshop Proceedings 2604, CEUR-WS.org 2020. – Volume I: Main Conference, Lviv, Ukraine, 2020. — P. 428–441.
51. Єдиний державний реєстр судових рішень [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.reyestr.court.gov.ua/Page/1>.
52. **Clark, C.E.** The Limits of Judicial Objectivity [Electronic resource] / C.E.Clark // American University Law Review, 1963. – Available at: https://digitalcommons.law.yale.edu/fss_papers/3357.
53. Конвенція про захист прав людини і основоположних свобод [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/995_004.
54. **Тобота, Ю. А.** Поняття та критерії «справедливого судового розгляду» у рішеннях європейського суду з прав людини [Текст] / Ю. А. Тобота // Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. – 2013. – №1086. – С.65-68.
55. **Ладиченко, В. В.** Інституціалізація справедливості в процесі державотворення [Текст] / В. В. Ладиченко // Юридична Україна. – 2006. – № 6. –С. 4–9.
56. **Дядькин, Д. С.** Теоретические основы назначения уголовного наказания : алгоритмический подход [Текст] / Д. С. Дядькин. - Санкт-Петербург: Изд-во Р. Асланова "Юридический центр пресс", 2006. - 508 с.
57. **Харченко, Т. Ю.** Продукционная модель в принятии судебных решений [Текст] / Т. Ю. Харченко, И. Е. Воронина // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2018. – № 1.– С. 142–148.
58. **Novák, V.** Insight of Fuzzy Modeling [Text] / V. Novák, I. Perfilieva, A. Dvor'ak. – New Jersey: Wiley & Sons, Hoboken, 2016. – 272 p.

59. **Ланде, Д.В.** Основи інформаційного і соціально-правового моделювання [Текст]: монографія / Ланде Д.В., Фурашев В.М. – К.: ТОВ “ПанТот”, 2012. – 144 с.
60. **Круглов, В. В.** Сравнение алгоритмов Мамдани и Sugeno в задаче аппроксимации функции [Текст] / В. В. Круглов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2003. – № 5. – С. 70–82.
61. **Олейник, А.А.** Редукция баз нечётких правил на основе мультиагентного подхода [Текст] / А. А. Олейник, С. А. Субботин // Вестник НТУ «ХПИ». – 2009. – №43. – С. 126–137.
62. **Шитикова, Е.В.** Метод формирования объема работ для программ испытаний на основе нечеткого вывода [Текст] / Е. В. Шитикова, С.С. Табунщик, Г. В. Табунщик // Радиоэлектроника, информатика, управление. – 2018. – №2. – С.162–168.
63. **Bakurova, A.** Fuzzy modeling of verbal information for production systems [Text] / A. Bakurova, M. Pasichnyk, E. Tereschenko // Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості. – 2019. – № 4. – С. 5–13.
64. **Бакурова, А.В.** Алгоритм Sugeno у системі підтримки прийняття судових рішень [Текст] / А. В. Бакурова, Е. В. Терещенко, М. С. Пасічник // Інформаційні технології та комп’ютерне моделювання: міжнар. наук.-практ. конф., 14 – 19 трав. 2018 р.: матер. статей. – Ів.- Франківськ, 2018. – С. 830-834.
65. Academic version of MATLAB [Електронний ресурс]. – Available at: <https://uk.mathworks.com/campaigns/products/trials.html>.
66. **Кірсанов, Д.** Фармацевтичний ринок України в першій половині 2019 р. [Електронний ресурс] / Д. Кірсанов. – Режим доступу: <https://www.apteka.ua/article/508261>.
67. Оприлюднено Постанову щодо запровадження регульованих цін на ліки з Національного переліку [Електронний ресурс]. – 2019. – Режим доступу: <https://www.apteka.ua/article/502581>.
68. Про референтне ціноутворення на деякі лікарські засоби, що закуповуються за бюджетні кошти [Електронний ресурс]: Постанова Каб. Мін.

України №426 від 03 квітня 2019 р.: станом на 31 березня 2021 р. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/426-2019-п>.

69. Фармацевтична енциклопедія [Електронний ресурс]. – Національний фармацевтичний університет, 2021. – Режим доступу: <https://www.pharmencyclopedia.com.ua/>.

70. **Штойер, Р.** Многокритериальная оптимизация. Теория, вычисления и приложения [Текст] / Р. Штойер. – М.: Радио и связь, 1992. – 504 с.

71. **Vitlinsky, V. V.** Risk management in electronic logistics [Electronic resource] / V. V. Vitlinsky, V. I. Skitsko // Actual problems of economy. – 2014. – №12, P. 374–384. – Available at: http://nbuv.gov.ua/UJRN/ape_2014_12_44

72. **Markowitz, H. M.**, Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments [Electronic resource] / H. M. Markowitz // Yale University Press, 1959. – 368 p. – Available at: <https://www.jstor.org/stable/j.ctt1bh4c8h>

73. Handbook of Portfolio Construction. Contemporary Applications of Markowitz Techniques [Electronic resource] / by edit. J. B. Guerard. – New York, Dordrecht, Heidelberg, London: Springer, 2010. – Available at: <https://link.springer.com/book/10.1007%2F978-0-387-77439-8>

74. **Кишакевич, Б. Ю.** Формування оптимальних за Парето кредитних портфелів за допомогою генетичного алгоритму [Текст] / Б. Ю. Кишакевич // Вісник Хмельницького національного університету. – 2010. – № 4. – С. 126–132.

75. Mathworks, 2019. MATLAB [Electronic resource]. – Available at: <https://www.mathworks.com/campaigns/products/trials.html>.

76. **Сегаран, Т.** Программируем коллективный разум [Текст] / Т. Сегаран. – СПб: Символ-Плюс, 2008. – 368 с.

77. **Лобур, М. В.** Моделі і методи прогнозування рекомендацій для колаборативних рекомендаційних систем [Текст] / М. В. Лобур, М. Є. Шварц, Ю. В. Стех // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Серія: Інформаційні системи та мережі. – 2018. – № 901. – С. 68–75.

78. **Джонс, Т.** Рекомендательные системы: Введение в подходы и алгоритмы [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ibm.com/developerworks/ru/library/os-recommender1/index.htm>.
79. Коллаборативная фильтрация [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/archive/9/95/20140413184117%21Voron-ML-CF.pdf>.
80. **Бакурова, А.В.** Модель рекомендаційної системи для аптечної мережі [Текст] / А.В. Бакурова, Г.М. Ропало // Інформаційні системи та технології ICT-2018: міжнар. наук.-тех. конф., 10–15 вер. 2018 р.: матер. статей, – С.435–437.
81. **Яренко, А. В.** Систематизація кількісних методів прогнозування кон'юктури ринку в маркетингових дослідженнях [Текст] / А. В. Яренко // Вісник КНУТД. – 2015. – № 3. – С. 11–18.
82. **Оліскевич, М. О.** Основи економетрії часових рядів [Текст]: навчальний посібник / М. О. Оліскевич. – Львів: Видавничий центр ЛНУ ім. І. Франка, 2008. – 321 с.
83. **Поздняков, А.С.** Применение метода Хольта-Винтерса при анализе и прогнозировании динамики временных рядов [Текст] / А. С. Поздняков // Проблемы организации и управления на транспорте: межвуз. науч.-практ. конф.: 3 нояб. 2016 г.: сб. науч. труд. – Екатеринбург, 2016. – С. 57–64.
84. **Лук'яненко, І. Г.** Аналіз часових рядів: Побудова ARIMA, ARCH/GARCH моделей з використанням пакета E.Views 6.0 [Текст] : навч. посібник / І. Г. Лук'яненко, В. М. Жук. – Київ: НаУКМА, Аграр Медіа Груп, 2013.– 187 с.
85. **Беляевский, И. К.** Маркетинговое исследование: информация, анализ, прогноз [Текст]: учебное пособие / И. К. Беляевский. – М.: Финансы и статистика, 2001. – 414 с.
86. **Bakurova, A.** Modeling of optimal portfolio of clients of centralized pharmaceutical network [Text] / A. Bakurova, H. Ropalo, E. Tereschenko // Technology Audit and Production Reserves. – 2019. – № 6. – P.4–9.

87. **Грешилов, А. А.** Математические методы построения прогнозов [Текст] / А. А. Грешилов, В. А. Стакун, А. А. Стакун. – М.: Радио и связь, 1997. – 112 с.
88. **Голубков, Е.П.** Маркетинговые исследования: теория, методология и практика [Текст] / Е. П. Голубков. — М.: Финпресс, 1998. – 416 с.
89. Статистический словарь [Текст] / Под ред. М.А. Королева. — М.: Финансы и статистика, 1989. — 336 с.
90. **Waddell, D.** Forecasting: The Key to Managerial Decision Making [Text] / D.Waddel, A.Sohal // Management Decision. – 1994. – V. 32(1). – P.41–49.
91. **Кійко, С. Г.** Адаптивне управління портфелями проєктів енергозбереження на металургійному підприємстві [Текст] / С. Г. Кійко // Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості. – 2020. – № 4. – С. 56–70.
92. Neural network forecasting of energy consumption of a metallurgical enterprise [Text] // А. Bakurova, О. Yuskiv, D. Shyrokorad, А. Riabenko, E. Tereschenko // Innovative technologies and scientific solutions for industries. – 2021. – № 1. – P.14–22.
93. **Molokanova, V.M.** Formation of metallurgical enterprise sustainable development portfolio using the method of analyzing hierarchies [Text] / V.M. Molokanova, О.Р. Orliuk, V.O. Petrenko // Науковий вісник національного гірничого ун-ту. – 2020. – № 2.– С. 131–136.
94. **Кійко, С. Г.** Управління ризиками при реалізації енергетичної програми підприємства [Текст] / С. Г. Кійко // Системи озброєння і військова техніка. – 2020. – № 4. – С. 75–85.
95. **Belt, С.К** Energy Management for the Metals Industry [Text] / С.К. Belt. – New York: CRC Press, 2017. – 218 p.
96. Energy management in industry: a systematic review of previous findings and an integrative conceptual framework [Text] / M. Schulze, H. Nehler, M. Ottosson et al // Journal of Cleaner Production. – 2016. – №112(5). – P.3692–3708.

97. **Hagan, M.T.** Neural Network Design [Electronic resource] / M.T. Hagan, H.B. Demuth, M.H. Beale. – 1012 p. – Available at: <http://hagan.okstate.edu/NNDesign.pdf>.
98. **Phyo, P.P.** Electricity load forecasting using a deep neural network [Text] / P.P. Phyo, C. Jeenanunta // Engineering and Applied Science Research. – 2019. – № 46(1). – P. 10-17.
99. **Goswami, D.Y.** Energy Efficiency and Renewable Energy [Electronic resource]: Handbook / D.Y. Goswami, F. Kreith (ed). CRC Press, Boca Raton, 2015. – Available at: <https://www.routledgehandbooks.com/doi/10.1201/b18947>
100. **Kutscher, Ch.F.** Principles of Sustainable Energy Systems [Text] / Ch.F. Kutscher, J.B. Milford, F. Kreith. – CRC Press, Boca Raton, 2018. – 654 p.
101. **Кирпичникова, И. М.** Прогнозирование объемов потребления электроэнергии [Текст] / И. М. Кирпичникова, Л. А. Саплин, К. Л. Соломахо // Вестник ЮУрГУ. Сер. Энергетика. – 2014. – № 14.– С. 16–22.
102. **Шумилова, Г. П.** Прогнозирование электрических нагрузок при оперативном управлении электроэнергетическими системами на основе нейросетевых структур [Текст] / Г. П. Шумилова, Н. Э. Готман, Т. Б. Старцева. – Екатеринбург: УрО РАН, 2008. – 89 с.
103. **Бодянский, Е. В.** Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения [Текст] / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004. – 369 с.
104. Глубокое обучение [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL:<https://docs.exponenta.ru/deeplearning/ug/time-series-forecasting-using-deep-learning.html> (accessed 13 dec 2020).
105. **Брейдо, И. В.** Алгоритм создания модели краткосрочного прогнозирования энергопотребления на основе нейронной сети в MATLAB [Текст] / И. В. Брейдо, Ю. Ф. Булатбаева, Г. Д. Оразгалеева // Актуальные вопросы технических наук: междунар. науч. конф., 3-5 апр. 2020 г. : тезисы докл. – Краснодар, 2020. – С. 1–6.

106. **Вычужанин, В. В.** Разработка модели нейросети для прогнозирования риска отказов компонентов сложных технических систем [Текст] / В. В. Вычужанин, Н. Д. Рудниченко // Информатика та математичні методи в моделюванні. – 2016. – № 4. – С. 333–338.

107. Energy Consumption Forecasting for the Nonferrous Metallurgy Industry Using Hybrid Support Vector Regression with an Adaptive State Transition Algorithm [Text] / Z. Huang, C. Yang, X. Zhou et al. // Cognitive Computation. – 2020. – №12. – P. 357–368.