

Міністерство освіти і науки України
Сумський державний університет
Навчально-науковий інститут економіки, бізнесу та менеджменту
Кафедра економічної кібернетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему «МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ ЦИФРОВІЗАЦІЇ ТА COVID-19 НА
ВИБІР СЦЕНАРІЇВ РЕФОРМУВАННЯ СИСТЕМИ ФІНАНСОВОГО
МОНІТОРИНГУ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ DATA-MINING»

Виконав студент II курсу, групи ЕК.м-01а

(номер курсу)

(шифр групи)

Спеціальності 051 «Економіка»

(Економічна кібернетика)

Саєнко Д.І.

(прізвище, ініціали студента)

Керівник доцент, к.ф. – м.н. Коломієць С.В.

(посада, науковий ступінь, прізвище, ініціали)

Суми – 2021 рік

РЕФЕРАТ

дипломної роботи на тему:

«Моделювання впливу цифровізації та COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining»

студента Саєнка Дениса Івановича

Актуальність теми, обраної для дослідження, визначається тим, що важливою проблемою для різних країн світу є проблема глобальної тінізації економічних процесів та легалізації коштів, отриманих незаконним шляхом. Вирішення вказаної проблеми пов'язане з удосконаленням системи фінансового моніторингу як для окремих країн, так і в глобальному сенсі. Використання сучасних методів моделювання економічних процесів, зокрема методів Data Mining, сприятиме вибору кращих сценаріїв реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій.

Мета кваліфікаційної магістерської роботи полягає у дослідженні впливу цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining.

Об'єктом дослідження є системи фінансового моніторингу різних країн світу.

Предметом дослідження є математичні методи та моделі оцінювання впливу цифровізації та пандемії COVID -19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу.

Інформаційною базою дипломної роботи є офіційні дані Всесвітнього банку.

Методи дослідження. У кваліфікаційній магістерській роботі використано сукупність загальнонаукових та специфічних методів наукового пізнання: аналіз, синтез, системно-структурний аналіз, логічне узагальнення. Розрахунки та моделювання здійснено за допомогою методів Data-Mining: метод дерев класифікації (методу одномірного розгалуження CART)

використано для формалізації AML-сценаріїв; агрегативні методи використано для кластеризації країн за релевантними AML-сценаріями.

Результати дослідження можуть бути використані відповідними відомствами у контексті реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining.

Ключові слова: моделювання, фінансовий моніторинг, Data Mining, кластеризація, дерева класифікації.

Зміст кваліфікаційної магістерської роботи викладено на 54 сторінках. Список використаних джерел із 37 найменувань, розміщений на 5 сторінках. Робота містить 1 таблицю, 20 рисунків, а також 1 додаток, розміщений на 2 сторінках.

Рік виконання кваліфікаційної роботи – 2021 рік.

Рік захисту роботи – 2021 рік.

Міністерство освіти і науки України
Сумський державний університет
Навчально-науковий інститут економіки, бізнесу та менеджменту
Кафедра економічної кібернетики

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
д.е.н., професор
_____ О.В. Кузьменко
“ ___ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ
(спеціальність 051 Економіка «Економічна кібернетика»)
студенту 2 курсу, групи ЕК.м-01 а

Саєнко Денис Іванович

(прізвище, ім'я, по батькові студента)

1. Тема роботи _____ Моделювання впливу цифровізації та COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining

затверджена наказом по університету від «24» листопада 2021 року № 0929-VI

2. Термін подання студентом закінченої роботи «13» грудня 2021 року

3. Мета кваліфікаційної роботи дослідження впливу цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining

4. Об'єкт дослідження системи фінансового моніторингу різних країн світу

5. Предмет дослідження математичні методи та моделі оцінювання впливу цифровізації та пандемії COVID -19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу

6. Кваліфікаційна робота виконується на матеріалах офіційних даних Всесвітнього банку

7. Орієнтовний план кваліфікаційної роботи, терміни подання розділів керівникові та зміст завдань для виконання поставленої мети

Розділ 1 Сучасний стан моделювання системи фінансового моніторингу
15 листопада 2021 року

(назва – термін подання)

У розділі 1 охарактеризувати сучасний стан моделювання систем фінансового моніторингу, розглянути методи Data-Mining, які використовуються для моделювання систем фінансового моніторингу, здійснити постановку завдання та описати методи Data-Mining, що будуть використовуватись у кваліфікаційній магістерській роботі

Розділ 2 Розробка математичної моделі впливу цифровізації та COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу
22 листопада 2021 року

(назва – термін подання)

У розділі 2 Сформулювати вимоги до моделювання впливу цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, здійснити концептуальну постановку завдання моделювання

(зміст конкретних завдань до розділу, які має виконати студент)

Розділ 3 Методи Data-Mining в практичній реалізації моделювання впливу цифровізації та COVID-19 на системи фінансового моніторингу
29 листопада 2021 року

(назва – термін подання)

У розділі 3 Здійснити побудову комплексної системи індикаторів, за допомогою методів Data-Mining здійснити кластеризацію країн світу за сценаріями реформування системи фінансового моніторингу, визначити вплив показників COVID-19 та цифровізації на сценарії реформування системи фінансового моніторингу

(зміст конкретних завдань до розділу, які повинен виконати студент)

8. Консультації з роботи:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1			
2			
3			

9. Дата видачі завдання: «18» жовтня 2021 року

Керівник кваліфікаційної роботи

_____ (підпис)

_____ (ініціали, прізвище)

Завдання до виконання одержав

_____ (підпис)

_____ (ініціали, прізвище)

ЗМІСТ

ВСТУП	7
1 СУЧАСНИЙ СТАН МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМИ ФІНАНСОВОГО МОНІТОРИНГУ. ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ	9
1.1 Огляд сучасного стану моделювання системи фінансового моніторингу.....	9
1.2 Основні поняття технології Data-Mining	11
1.3 Методи кластеризації даних.....	13
2 Розробка математичної моделі впливу цифровізації та COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу	16
2.1 Вимоги до математичної моделі	16
2.2 Концептуальна постановка завдання моделювання	17
3 МЕТОДИ DATA-MINING В ПРАКТИЧНІЙ РЕАЛІЗАЦІЇ МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ ЦИФРОВІЗАЦІЇ ТА ПАНДЕМІЇ COVID-19 НА СИСТЕМУ ФІНАНСОВОГО МОНІТОРИНГУ	20
3.1 Побудова комплексної системи індикаторів.....	20
3.2 Дослідження впливу цифровізації та COVID-19 вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу	23
ВИСНОВОК.....	46
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	47
ДОДАТКИ	52
ДОДАТОК А	53

ВСТУП

Незаконна економічна діяльність все більше набуває міжнародних масштабів. Розвиток цифрових технологій, глобалізація комп'ютерних мереж, швидкість здійснення фінансових операцій створюють сприятливі умови для здійснення економічних злочинів. Кримінальні доходи суттєво впливають на економічну безпеку країни, можуть призвести до зростання кримінальних злочинів в державі та терористичних актів. Національні системи запобігання та протидії легалізації доходів, одержаних злочинним шляхом, повинні бути здатними протистояти сучасним викликам. Основною складовою системи протидії легалізації коштів, отриманих незаконним шляхом, є система державного фінансового моніторингу. За таких умов, розробка сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу є актуальною задачею.

Характерна ознака сучасності – вплив цифровізації та наслідків пандемії COVID-19 на різні сектори економіки, зокрема на системи фінансового моніторингу різних країн. Особливої уваги потребує моделювання впливу цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу. Однією з сучасних технологій, яка може бути застосованою для підтримки прийняття рішень щодо сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, є технологія Data Mining.

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження впливу цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining.

Об'єктом дослідження є системи фінансового моніторингу різних країн світу.

Предметом дослідження є математичні методи та моделі оцінювання впливу цифровізації та пандемії COVID -19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу.

Методи дослідження. У кваліфікаційній магістерській роботі використано сукупність загальнонаукових та специфічних методів наукового пізнання: аналіз, синтез, системно-структурний аналіз, логічне узагальнення.

Розрахунки та моделювання здійснено за допомогою методів Data-Mining з використанням ППП STATISTICA.

1 СУЧАСНИЙ СТАН МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМИ ФІНАНСОВОГО МОНІТОРИНГУ. ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

1.1 Огляд сучасного стану моделювання системи фінансового моніторингу

Сучасний стан розвитку глобальної економіки характеризується невизначеністю макроекономічної ситуації, зміною зовнішнього середовища, високим рівнем конкуренції. Проникнення в економічну сферу будь-якої країни доходів, отриманих незаконним шляхом, становить серйозну проблему для національної економіки. Кримінальні доходи суттєво впливають на економічну безпеку країни, можуть призвести до зростання кримінальних злочинів в державі та терористичних актів. За таких умов питання формування ефективної системи запобігання та протидії легалізації доходів, одержаних незаконним шляхом, є актуальним питанням національної безпеки для різних країн світу.

Розвиток глобальної фінансової системи на основі новітніх технологій, глобалізація економічних процесів завжди супроводжується зростанням рівня економічної злочинності, зокрема легалізації (відмивання) доходів, одержаних злочинним шляхом. Як підкреслюється в [1], згідно з оцінками британських і американських експертів, сума коштів, отриманих злочинним шляхом, які легалізуються щорічно в фінансовій системі по всьому світу, складає приблизно 500 млрд. дол. США, або близько 2% світового валового продукту. Виявлення незаконно отриманих доходів з метою запобігання фінансування тероризму є глобальною проблемою і потребує сучасних методів дослідження.

Основною складовою системи протидії легалізації коштів, отриманих незаконним шляхом, є система державного фінансового моніторингу. Згідно з [2], фінансовий моніторинг – діяльність із виявлення незаконно отриманих доходів та запобігання фінансуванню тероризму. Згідно з [3], фінансовий

моніторинг – сукупність заходів, що вживаються суб'єктами фінансового моніторингу у сфері запобігання та протидії, що включають проведення державного фінансового моніторингу та первинного фінансового моніторингу.

Дослідженню фінансового моніторингу як головного інструменту у сфері відмивання активів, отриманих злочинним шляхом, присвячені роботи багатьох вчених і практиків, зокрема А.В. Базилюка, Р.О. Баранова, С.Г. Гуржія, О.О.Глущенко, В.М. Кірсанова, Д.А. Леонова, В.М. Поповича.

Питаннями фінансового моніторингу та боротьбі з легалізацією (відмиванням) доходів, одержаних злочинним шляхом, як складової державної політики національної безпеки займалися вітчизняні науковці: Баранов Р.О. [4,5], Леонов С.В. [6], Кузьменко О.В., Бойко А.О., Яровенко Г.М. [7–12], Доценко Т.В. [13–15], Боженко В.В. [16], Дмитров С.О [19] та інші дослідники. Система фінансового моніторингу об'єктом дослідження як вітчизняних [17,18, 20–22], так і іноземних науковців [23–30].

Аналіз наукових праць підтвердив, що системи організації фінансового моніторингу в різних країнах мають, як спільні, так і від'ємні риси. Серед спільних рис – існування нормативно-законодавчої бази у сфері AML/CFT; існування уповноваженого органу та контролюючих органів у вказаній сфері діяльності. Серед відмінних рис – різний рівень відповідальності за порушення законодавства у сфері AML/CFT; відмінність моделей моніторингу операцій.

Для різних країн світу фактори, що впливають на формування ефективної системи запобігання та протидії легалізації доходів, одержаних незаконним шляхом, мають різні виміри. Тому сценарії формування та розвитку систем фінансового моніторингу для різних країн можуть суттєво відрізнятися.

Сучасна незаконна економічна діяльність набуває міжнародних масштабів. Розвиток цифрових технологій, глобалізація комп'ютерних мереж, швидкість здійснення фінансових операцій створюють сприятливі умови для здійснення економічних злочинів. Національні системи запобігання та протидії легалізації доходів, одержаних злочинним шляхом, повинні бути

здатними протистояти сучасним викликам. Для вирішення цієї проблеми потрібні ефективні підходи до вибору сценаріїв реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій, здійснюваних економічними суб'єктами.

Аналіз наукових досліджень показав, що актуальною проблемою для різних країн світу є проблема глобальної тінізації економічних процесів та легалізації коштів, отриманих незаконним шляхом. Вирішення вказаної проблеми пов'язане з удосконаленням системи фінансового моніторингу як для окремих країн, так і в глобальному сенсі. Використання сучасних методів моделювання економічних процесів, зокрема методів Data Mining, сприятиме вибору кращих сценаріїв реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій.

Удосконалення систем фінансового моніторингу передбачає дослідження факторів, що впливають на вибір сценаріїв реформування систем фінансового моніторингу. Особливої уваги потребує моделювання впливу цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу. Однією з сучасних технологій, яка може бути застосованою для підтримки прийняття рішень щодо сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, є технологія Data-Mining.

1.2 Основні поняття технології Data-Mining

Термін «Data Mining» з'явився у 1978 році, сучасне трактування набув приблизно в першій половині 1990 років. До того часу обробка та аналіз даних здійснювався в рамках прикладної статистики, при цьому здебільшого використовувались невеликі бази даних. Data-Mining – мультидисциплінарна область, що виникла на базі таких наук як прикладна статистика, розпізнавання образів, штучний інтелект, теорія баз даних.

Існують різні підходи до визначення поняття «Data Mining». Data-Mining – це процес виявлення при аналізі даних невідомих, нетривіальних, корисних та доступних інтерпретації знань, необхідних для прийняття рішень у різних галузях людської діяльності.

Data-Mining – це процес виділення, дослідження та моделювання великих обсягів даних для виявлення невідомих раніше структур (patterns) з метою досягнення переваг у бізнесі (визначення SAS Institute).

Data-Mining – це процес, мета якого – виявити нові значущі кореляції, зразки і тенденції в результаті просіювання великого обсягу даних, що зберігаються використанням методик розпізнавання зразків плюс застосування статистичних та математичних методів (визначення Gartner Group).

Основа сучасної технології Data-Mining – концепція шаблонів (pattern), що відображають фрагменти багатоаспектних взаємостосунків в даних. Data-Mining система, на відміну від методів статистики, не відштовхується від наперед висунутих гіпотез, а сама пропонує гіпотези на основі аналізу даних.

Основні методи Data-Mining:

- нечітка логіка;
- генетичні алгоритми;
- штучні нейронні мережі;
- символні правила;
- дерева рішень;
- метод опорних векторів;
- генетичні алгоритми;
- байєсовські мережі;
- лінійна регресія;
- кореляційно-регресійний аналіз;
- ієрархічні методи кластерного аналізу;
- неієрархічні методи кластерного аналізу, зокрема алгоритми k -середніх і k -медіани;

- методи пошуку асоціативних правил;
- метод обмеженого перебору;
- еволюційне програмування та генетичні алгоритми;
- різноманітні методи візуалізації даних тощо.

Методи Data-Mining допомагають розв'язувати багато аналітичних задач, зокрема, задачі класифікації та регресії, задачі пошуку асоціативних правил та задачі кластеризації тощо.

Основні задачі Data-Mining:

- прогнозування;
- асоціація;
- аналіз і виявлення відхилень;
- візуалізація;
- оцінювання;
- аналіз зв'язків;
- класифікація;
- кластеризація;
- підведення підсумків.

1.3 Методи кластеризації даних

Однією з поширених задач Data-Mining задача кластеризації – задача розбиття об'єктів на групи, які є найближчими один до іншого за деяким критерієм за умови, що жодних припущень про їх структуру не зроблено.

Традиційними методами кластерного аналізу є деревовидна кластеризація, двохходове об'єднання, метод k -середніх, метод дендритів, метод кореляційних плеяд тощо. Перевага простота, інваріантність техніки реалізації щодо характеру початкових даних та метрик, що використовуються. Недоліки – слабка формалізованість та низька точність.

Класичні методи кластеризації:

- ієрархічні методи об'єднання та розподілу;
- ітеративні методи групування;
- методи пошуку модальних значень щільності;
- факторні методи;
- методи згущень;
- методи, що використовують теорію графів.

Метод k -середніх є основою для застосування ітеративних методів групування:

- 1) розбити об'єкти емпірично на вказане число кластерів. Обчислити центр кожного кластеру;
- 2) помістити кожну точку даних у кластер із найближчим центром ваги;
- 3) обчислити нові центри ваги кластерів. Кластери не змінюються поки не будуть переглянуті всі об'єкти.
- 4) кроки 2 і 3 необхідно повторювати, поки не перестануть змінюватись кластери.

Застосування ітеративних методів групування пов'язане з труднощами обчислювального характеру. Для уникнення цього використовують підготовчі процедури для вибору вихідного поділу, типу ітерацій, статистичних критеріїв. Початкове розбиття здійснюється двома шляхами:

- 1) визначаються початкові точки – центри кластерів, обчислюється відстань від кожного об'єкту до центрів кластерів. Об'єкт належить тому кластеру, відстань до якого є найменшою;
- 2) об'єкти довільно розбивають на кластери і знаходять їх центри як середні значення. Використовують два основні типи ітерацій: за принципом « k середніх» і за принципом «сходження на гору». Суть ітерації за принципом « k середніх» полягає у переміщенні об'єкта в кластер з найближчим центром ваги. Ітерації можуть бути комбінаторними або некомбінаторними. У випадку комбінованих ітерацій перерахунок центра кластеру здійснюється після кожної зміни його складу, у випадку некомбінованих – лише після того, як буде

завершено перегляд усіх даних. Ітерації за принципом « k середніх» можуть бути включаючими та виключаючими. У разі включаючих ітерацій – після обчислення центру кластера об'єкт включається до складу кластера; у виключаючих – вилучається із кластера.

В ітераціях за принципом «сходження на гору», переміщення об'єктів відбувається, з урахуванням того, чи буде таке переміщення оптимізувати значення деякого статистичного критерію.

Для з'ясування якості кластеризації використовують функції (статистичні критерії): trW , $trW^{-1}B$, $\det W$ та найбільше власне число матриці $W^{-1}B$, де W – об'єднана внутрішньогрупова коваріаційна матриця, B – об'єднана міжгрупова коваріаційна матриця.

Для кожного зі статистичних критеріїв, знаходять кластери відповідного вигляду, зокрема:

- 1) критерій trW орієнтований на утворення гіперсферичних однорідних кластерів;
- 2) критерій $\det W$ передбачає, що у кластерів буде однакова форма, не обов'язково гіперсферична.

Проблема всіх ітеративних методів є те, що при розв'язуванні задачі кластеризації знаходяться також і субоптимальні розв'язки.

2 РОЗРОБКА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ВПЛИВУ ЦИФРОВІЗАЦІЇ ТА COVID-19 НА ВИБІР СЦЕНАРІЇВ РЕФОРМУВАННЯ СИСТЕМИ ФІНАНСОВОГО МОНІТОРИНГУ

2.1 Вимоги до математичної моделі

Загальні вимоги до математичних моделей сформульовані в таблиці 2.1

Таблиця 2.1 – Загальні вимоги до математичних моделей

Вимоги	Зміст вимог
1. Достовірність	Достатньо точне відображення найбільш суттєвих сторін процесів, що моделюються, та притаманних їм закономірностей.
2. Оперативність	Можливість отримання та практичного застосування результатів моделювання до визначеного терміну або у ритмі роботи органів управління.
3. Можливість контролю результатів	Можливість контролю результатів згідно логіки здорового глузду у зв'язку з помилками в моделі, в її програмі, в початкових даних, в роботі ЕОМ та у зв'язку з можливістю виходу за межі прийнятих гіпотез.
4. Відповідність рівню керівництва	Відповідність по наявності початкової інформації в органі, який виконує моделювання, по ступені деталізації, по точності моделювання, по наочності та формі подачі даних.
5. Системність	Узгодження з іншими моделями за метою, призначенням, показникам та критеріям ефективності, складом факторів, які враховуються, базам даних та інше.

6. Модульність	Організація окремих функцій або груп функцій окремими модулями або блоками алгоритмів з метою підвищення ефективності розробки та супроводження моделей.
7. Безпека обробки інформації.	Захист моделі, алгоритму, програми, початкової інформації та результатів моделювання від несанкціонованого доступу.

Головними вимогами, які визначають придатність математичних моделей до практичного застосування, є вимоги достовірності, оперативності та можливості контролю результатів.

2.2 Концептуальна постановка завдання моделювання

Для розбиття країн на кластери в залежності від сценаріїв реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій, здійснюваних економічними суб'єктами, необхідно сформулювати базу вхідних даних.

В якості вхідних даних використовується комплексна система індикаторів, яка включає показники соціально-економічного розвитку країн, фінансової інклюзії населення, ранжування країн за Базельським індексом AML та показники ефективності реалізації політики AML на рівні країни.

З метою подальшого визначення впливу цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій, здійснюваних економічними суб'єктами, розглядається додатковий перелік індикаторів.

Наступний етап вивчення – на основі індикаторів фінансової інклюзії, індикаторів ефективності AML заходів та безпосередньо AML індексу здійснити формалізацію сценаріїв та провести кластеризацію країн світу за сценаріями реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій, здійснюваних економічними суб'єктами;

Для визначення впливу цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій необхідно здійснити формалізацію сценаріїв та провести кластеризацію країн світу з урахуванням індикаторів COVID-19 та цифровізації. Це дозволить з'ясувати вплив COVID-19 та цифровізації на сценарії реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій, здійснюваних економічними суб'єктами.

Кластеризація країн світу за релевантними AML сценаріями здійснюється на основі агломеративних методів мінімальної дисперсії (ітеративного дівізівного методу k -середніх та деревовидної кластеризації), при цьому виникає необхідність обґрунтування кількості груп, що доцільно провести на основі результатів дисперсійного аналізу.

Практична реалізація буде виконана у програмі Statistica 8. В межах реалізації методу k -середніх в розрізі початкових центрів кластерів запропоновано обрати підхід сортування відстані і вибору спостереження на постійних інтервалах. В основі методу k -середніх лежать наступні кількісні характеристики: середні величини для кожного кластера (усереднення проводиться всередині кластера), евклідові відстані (евклідові метрики) та квадрати евклідових відстаней між кластерами.

Для вивчення впливу індикаторів на сценарії реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій, здійснюваних економічними суб'єктами, необхідно провести формалізацію портретів кластерів країн за допомогою застосування дерев класифікації – методу, що дозволяє передбачати приналежність об'єктів (країн) до відповідного класу категоріальної змінної в залежності від значень однієї або декількох незалежних вхідних предикторів.

Процедура побудови дерев класифікації складається з наступних кроків:

- 1) вибір критеріїв точності прогнозу методом однакової апіорної ймовірності;

2) вибір варіантів розгалуження за допомогою CART-методу, тобто програми дерев класифікації, яка при побудові дерева здійснює повний перебір усіх можливих варіантів одномірного розгалуження. При цьому в якості критерію узгодженості обрано міру Джині – суму усіх попарних добутоків відносних розмірів класів, представлених у вершині дерев. Значення міри Джині набуває максимального значення, коли розміри усіх класів будуть однаковими.

3) визначення моменту, коли треба зупинити процес розгалуження методом FАСТ, тобто розгалуження по предикторним змінним продовжується до тих пір, поки кожна термінальна вершина не буде містити жодного неправильно класифікованого об'єкту (країни).

4) визначення необхідного розміру дерева класифікації методом глобальної крос-перевірки, коли кількість ітерацій встановлюється за замовчуванням рівним 3.

Застосування інструментарію дерев класифікації буде здійснюватись шляхом застосування ППП STATISTICA.

3 МЕТОДИ DATA-MINING В ПРАКТИЧНІЙ РЕАЛІЗАЦІЇ МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ ЦИФРОВІЗАЦІЇ ТА ПАНДЕМІЇ COVID-19 НА СИСТЕМУ ФІНАНСОВОГО МОНІТОРИНГУ

3.1 Побудова комплексної системи індикаторів

Перший етап. Побудова комплексної системи індикаторів, що включає показники соціально-економічного розвитку країн, фінансової інклюзії населення, ранжування країн за Базельським індексом AML та показники ефективності реалізації політики AML на рівні країни. Таким чином, на даному етапі була сформована статистична вихідна база дослідження, що включає такі групи показників:

1 група – індикатори ефективності AML заходів: E1, E2, E3, E4, E5 – effectiveness of AML/CFT systems, IO1, IO2, IO3, IO4, IO5, IO6 відповідно;

2 група – Basel AML Index Score (8-high risk 1-low risk);

3 група – 17 показників фінансової інклюзії.

Враховуючи велику кількість показників у групі 3, актуальність та доцільність їх включення для угруповання країн світу була досліджена на основі методу головних компонентів, реалізованого за допомогою програмного пакету Statistica, а саме команди: Statistics/Multivariate Exploratory Techniques/Principal Components and Classification Analysis.

Побудовано власні значення кореляційної матриці та діаграма «кам'янистого осипу» пріоритетності показників фінансової доступності (рисунок 3.1). Результати свідчать про те, що має сенс розглядати перші 4 фактори для відбору показників із найвищим пріоритетом. Це наочно представлено на графіку, де відсоток загальної варіації, що забезпечується першими 4 факторами, становить 35,48%, 18,59%, 13,89% і 10,79% відповідно.

Eigenvalues of correlation matrix, and related statistics				
Active variables only				
Value number	Eigenvalue	% Total variance	Cumulative Eigenvalue	Cumulative %
1	6,03121	35,4777	6,03121	35,4777
2	3,16068	18,5922	9,19190	54,0700
3	2,36116	13,8892	11,5530	67,9592
4	1,83371	10,7865	13,3867	78,7457
5	1,07063	6,2978	14,4574	85,0435
6	0,70059	4,1211	15,1580	89,1646
7	0,64726	3,8074	15,8052	92,9720
8	0,44271	2,6042	16,2479	95,5762
9	0,27695	1,6291	16,5249	97,2053
10	0,18523	1,0896	16,7101	98,2950
11	0,12338	0,7257	16,8335	99,0210
12	0,07831	0,4606	16,9118	99,4816
13	0,04861	0,2859	16,9604	99,7675
14	0,02036	0,1198	16,9808	99,8873
15	0,01300	0,0765	16,9938	99,9638
16	0,00559	0,0329	16,9994	99,9967
17	0,00053	0,0031	17,0000	100,0000

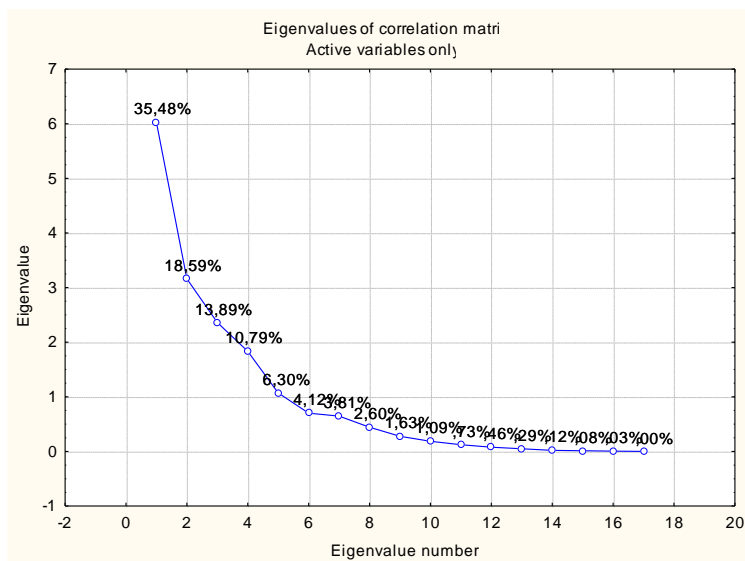
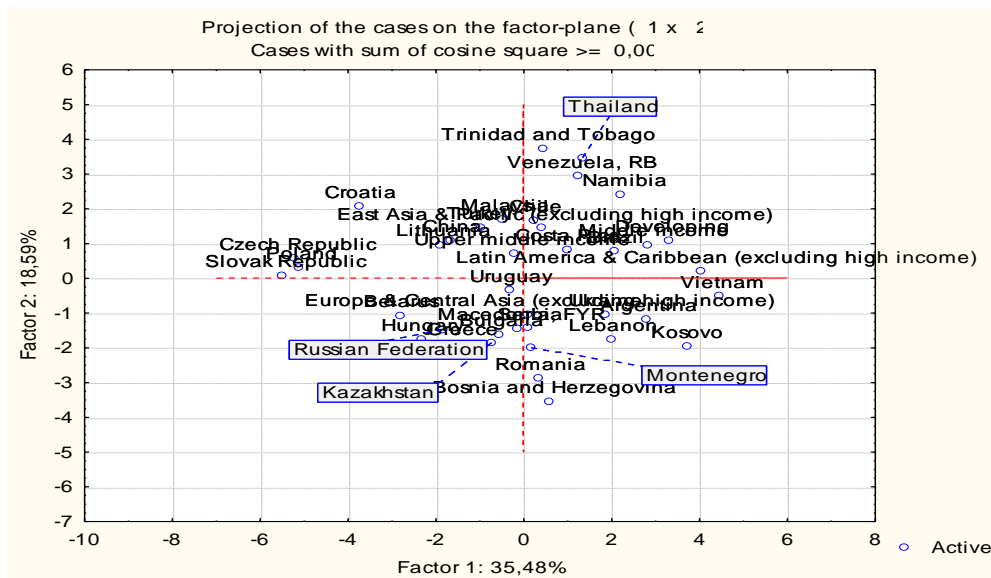


Рисунок 3.1 – Скріншот фрагментів власних значень кореляційної матриці та графіка кам'янистого осипу для пріоритету показників фінансової інклюзії

Для визначення пріоритетності показників фінансової доступності ми розглядаємо як відсотковий внесок п'яти провідних факторів у загальну зміну, так і внесок показників, що ґрунтуються на кореляції (рисунок 3.2), з розбивкою за цими факторами, які ми об'єднуємо в єдину оцінку впливу на основі методології.



Variable	Variable contributions, based on correlations (Spre					
	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4	Factor 5	Fac
FinInk1	0,08351	0,06098	0,04515	0,06304	0,00874	0,0
FinInk2	0,08763	0,05526	0,04528	0,05916	0,00959	0,0
FinInk3	0,08434	0,03912	0,00903	0,02643	0,01896	0,1
FinInk4	0,06896	0,00538	0,01738	0,00611	0,23917	0,0
FinInk5	0,12075	0,01630	0,00373	0,00461	0,04528	0,0
FinInk6	0,12801	0,00737	0,00423	0,00939	0,02949	0,0
FinInk7	0,00836	0,08970	0,07126	0,00235	0,18874	0,2
FinInk8	0,00884	0,17826	0,06602	0,02272	0,00327	0,0
FinInk9	0,01741	0,19556	0,07683	0,00426	0,02535	0,0
FinInk10	0,01873	0,17090	0,10813	0,00000	0,02946	0,0
FinInk11	0,07871	0,01526	0,13599	0,04412	0,03324	0,0
FinInk12	0,09478	0,04363	0,04216	0,01318	0,04114	0,0
FinInk13	0,04780	0,00457	0,02380	0,00011	0,21236	0,4
FinInk14	0,02948	0,06150	0,12150	0,08497	0,04075	0,0

Рисунок 3.2 – Скріншот фрагментів діаграми розподілу країн за першими двома значимими факторами та внесок показників фінансової доступності за факторами головних компонентів.

За результатами пріоритизації показників фінансової доступності ми формуємо набір із 8 релевантних показників, поданих наступною вибіркою::
 FinInk1 – Account (% age 15+) 2017, FinInk2 – Financial institution account (% age 15+);
 FinInk9 – Saved using a savings club or a person outside the family , in labor force(% age 15+);
 FinInk10 – Saved using a savings club or a person outside the family, rural (% age 15+);
 FinInk12 – Debit card ownership (% age 15+);
 FinInk15 – Borrowed to start, operate, or expand a farm or business, rural (% age 15+);
 FinInk16 – Borrowed from a financial institution or used a credit card, in labor

force (% age 15+); FinInk17 – Borrowed from a financial institution or used a credit card, rural (% age 15+).

Для подальшого визначення впливу цифровізації та Covid-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу ми формуємо наступний список показників: ICCOVID1 – Covid Cases - cumulative total; ICCOVID2 – Deaths - cumulative total; ICCOVID3 – Change in e-commerce usage to purchase products normally bought in-store due to coronavirus (COVID-19) worldwide as of March 15, 2020, by country PRE-PANDEMIC, %; ICCOVID4 – Change in e-commerce usage to purchase products normally bought in-store due to coronavirus (COVID-19) worldwide as of March 15, 2020, by country PEAK OF PANDEMIC, %; ICCOVID5 – International Digital Economy and Society Index (I-DESI) index, Normalised scores, 2018; ICCOVID6 – Share of consumers that shopped online for the first time since the coronavirus pandemic was declared in 2020, %.

3.2 Дослідження впливу цифровізації та COVID-19 вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу

Другий етап. Дослідження впливу цифровізації та Covid-19 вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, на основі реалізації серії наступних кроків:

1) пряме використання показників фінансової інклюзії, показників ефективності заходів AML та безпосередньо індексу AML з метою кластеризації країн світу за сценаріями реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining;

2) визначення адаптивності/впливу показників COVID-19 та цифровізації на сценарії реформування системи фінансового моніторингу (швидкої, повільної та нейтральної адаптивності до зовнішніх факторів).

Для реалізації першого кроку другого етапу кластеризації країн світу за відповідними сценаріями AML на основі агломеративних методів з мінімальною дисперсією (ітеративний метод k -середніх та деревоподібні кластери), необхідно обґрунтувати кількість запропонованих кластерів на основі результатів дисперсійного аналізу. Практична реалізація буде виконана в Statistica 8.

При реалізації методу k -середніх контексті початкових центрів кластерів ми пропонуємо використовувати підхід сортування на відстані та вибирати спостереження на постійних відстанях. Метод k -середніх заснований на таких кількісних характеристиках: середні значення для кожного кластера (усереднені всередині кластера), евклідові відстані (евклідова метрика) та квадратичні евклідові відстані між кластерами.

Що стосується практичної реалізації кластеризації країн за допомогою обраного методу та програмного засобу, слід зазначити, що для оцінки та порівняння різної кількості кластерів слід використовувати результати дисперсійного аналізу, які показані на рисунку 3.3 для послідовного присвоєння від 2 до 4 кластерів. На ньому показані значення дисперсії між кластерами (між СС) та всередині кластерів (всередині СС) характеристик.

Якість цієї кластеризації підтверджується такими критеріями:

- мінімізація значення внутрішньокластерної дисперсії та максимізація значення міжкластерної дисперсії. Виконання цієї умови вказує на якість характеристики кожного показника ступеня належності країн до відповідного кластеру i , таким чином, на якість проведеної кластеризації;
- значення критерію Фішера (F) і можливість відхилення нульової гіпотези (p), тобто. неадекватність використання конкретного показника характеристики ступеня приналежності країни до кластеру. Для підтвердження якісної кластеризації значення F максимізується, а значення p зменшуються.

Variable	Analysis of Variance (Spreadsheet2.sta)					
	Between SS	df	Within SS	df	F	signif. p
FinInk1	0,6755	1	2,0104	54	18,144	0,00008
FinInk2	1,2422	1	2,3263	54	28,835	0,00000
FinInk9	0,1141	1	0,5276	54	11,687	0,00120
FinInk10	0,0835	1	0,4153	54	10,864	0,00173
FinInk12	1,0768	1	2,4225	54	24,003	0,00000
FinInk15	0,0159	1	0,1999	54	4,318	0,04246
FinInk16	0,3900	1	0,9859	54	21,364	0,00002
FinInk17	0,1945	1	1,2154	54	8,644	0,00482
E1	0,4956	1	1,5657	54	17,093	0,00012
E2	0,8393	1	0,9641	54	47,009	0,00000
E3	0,3021	1	0,5371	54	30,380	0,00000
E4	0,3929	1	0,6204	54	34,200	0,00000
E5	0,4175	1	0,8313	54	27,117	0,00000
AML_Index	50,8145	1	26,4100	54	103,899	0,00000

Variable	Analysis of Variance (Spreadsheet2.sta)					
	Between SS	df	Within SS	df	F	signif. p
FinInk1	1,0252	2	1,6607	53	16,358	0,00000
FinInk2	1,7353	2	1,8332	53	25,084	0,00000
FinInk9	0,1167	2	0,5250	53	5,893	0,00488
FinInk10	0,1049	2	0,3939	53	7,060	0,00191
FinInk12	1,2999	2	2,1994	53	15,661	0,00000
FinInk15	0,0255	2	0,1904	53	3,547	0,03581
FinInk16	0,4009	2	0,9750	53	10,895	0,00010
FinInk17	0,2793	2	1,1306	53	6,546	0,00287
E1	0,5631	2	1,4982	53	9,959	0,00021
E2	1,1229	2	0,6806	53	43,720	0,00000
E3	0,4870	2	0,3522	53	36,644	0,00000
E4	0,3694	2	0,6439	53	15,200	0,00000
E5	0,2473	2	1,0015	53	6,544	0,00288
AML_Index	65,8901	2	11,3344	53	154,050	0,00000

Variable	Analysis of Variance (Spreadsheet2.sta)					
	Between SS	df	Within SS	df	F	signif. p
FinInk1	1,3552	3	1,3307	52	17,651	0,00000
FinInk2	2,1587	3	1,4098	52	26,539	0,00000
FinInk9	0,1531	3	0,4886	52	5,434	0,00250
FinInk10	0,1331	3	0,3657	52	6,311	0,00098
FinInk12	1,7513	3	1,7480	52	17,366	0,00000
FinInk15	0,0266	3	0,1893	52	2,435	0,07515
FinInk16	0,5216	3	0,8543	52	10,582	0,00001
FinInk17	0,4331	3	0,9769	52	7,684	0,00024
E1	0,6502	3	1,4110	52	7,987	0,00017
E2	1,1167	3	0,6868	52	28,180	0,00000
E3	0,5027	3	0,3365	52	25,891	0,00000
E4	0,3794	3	0,6339	52	10,373	0,00001
E5	0,4334	3	0,8154	52	9,214	0,00005
AML_Index	69,1211	3	8,1034	52	147,849	0,00000

Рисунок 3.3 – Скріншот фрагментів результатів дисперсійного аналізу угруповання країн світу у 2, 3 або 4 кластерів.

Аналіз результатів угруповання країн у 4 кластери показує слабку ефективність угруповання, так як р-значення для показника FinInk15 - % старше 15 років перевищує допустиме для економічного дослідження значення 0.05, а для показників E5 – Ефективність систем AML/CFT, IO1, FinInk1 –

Account (% age 15+) 2017; FinInk2 – Financial institution account (% age 15+); FinInk9 – Saved using a savings club or a person outside the family, in labor force (% age 15+); FinInk10 – Saved using a savings club or a person outside the family, rural (% age 15+); FinInk12 – Debit card ownership (% age 15+); FinInk16 – Borrowed from a financial institution or used a credit card, in labor force (% age 15+); FinInk17 – Borrowed from a financial institution or used a credit card, rural (% age 15+) є верхнім кордоном. У той же час для цих показників критерій Фішера не є статистично значущим, міжгрупова дисперсія набуває значення від 0,03 до 0,25 часток одиниці, а внутрішньогрупова - від 0,15 до 0,87 часток одиниці. Таким чином, неадекватність розподілу країн світу на 4 кластери призводить до необхідності розгляду угруповання об'єктів, що вивчаються, на 3 кластери (рисунок 3.3, другий фрагмент).

Аналіз угруповання країн у 3 кластері показує поліпшення якості угруповання для показника FinInk15 - р-значення збільшується з 0,424 до 0,035 разів, а всі інші опускаються значно нижче за позначку 0,05. Ці факти свідчать про високу якість формування кластерів у 3 групах країн. Подальше угруповання країн у 4 кластерів (третій фрагмент на Рисунку 3) призводить до погіршення якості кластеризації: Погіршення значень міжкластерної, внутрішньокластерної дисперсій, критерію Фішера та р-критерію для показників FinInk15 – Borrowed to start, operate, or expand a farm or business, rural (% age 15+). Цей факт показує, що подальше створення кластерів із більш ніж 3 груп не має сенсу.

Обґрунтувавши актуальність вибору 3 кластерів для сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, визначимо склад кожного з виділених кластерів (рис. 3.4: 1-а частина – 1-й кластер, 2-а частина – 2-й кластер, 3-я частина – 3-й кластер).

Members of Cluster Number 1 (Spread and Distances from Respective Cluster) Cluster contains 21 cases	
	Distance
Armenia	0,16422
Belarus	0,17897
Botswana	0,22717
Chile	0,11609
Colombia	0,13818
Costa Rica	0,08884
Czech Republic	0,10420
Dominican Republic	0,12207
Georgia	0,10557
Ghana	0,19364
Greece	0,25343
Hungary	0,19039
Indonesia	0,15100

Members of Cluster Number 2 (Spread and Distances from Respective Cluster) Cluster contains 23 cases	
	Distance
Albania	0,11548
Bangladesh	0,11454
China	0,30393
Egypt, Arab Rep.	0,18646
Guatemala	0,18650
Honduras	0,10262
Jordan	0,09045
Kyrgyz Republic	0,14941
Mexico	0,20811
Mongolia	0,25902
Malawi	0,14806
Malaysia	0,20754
Pakistan	0,21101

Members of Cluster Number 3 (Spread and Distances from Respective Cluster) Cluster contains 12 cases	
	Distance
Burkina Faso	0,18565
Congo, Dem. Rep.	0,25389
Haiti	0,28706
Cambodia	0,13674
Madagascar	0,09717
Mali	0,05796
Mauritania	0,19344
Nicaragua	0,21228
Senegal	0,06255
Sierra Leone	0,09625
Uganda	0,12876
Zimbabwe	0,18750

Рисунок 3.4 - Скріншот представлення членів кластерів країн, відібраних за сценаріями реформування системи фінансового моніторингу.

Таким чином, структура країн за кластерами відповідно до сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, виглядає так: Кластер 1 – 21 країна; Кластер 2 – 23 країни; Кластер 3 – 12 країн.

Візуалізація процедури кластеризації країн, що відбувається, представлена на рисунку 3.5 (2-й фрагмент).

Описова статистика трьох виявлених кластерів представлена на рисунку 3.5

Variable	Cluster Means (Spreadsheet2.st)		
	Cluster No. 1	Cluster No. 2	Cluster No. 3
FinInk1	0,70077	0,53310	0,33744
FinInk2	0,68748	0,50181	0,21106
FinInk9	0,10928	0,13182	0,22966
FinInk10	0,08497	0,10144	0,19758
FinInk12	0,51566	0,34282	0,10424
FinInk15	0,11527	0,08534	0,05886
FinInk16	0,33645	0,20657	0,11729
FinInk17	0,26874	0,14756	0,09346
E1	0,55952	0,55434	0,31250
E2	0,71428	0,60869	0,33333
E3	0,47619	0,47826	0,25000
E4	0,48809	0,43478	0,27083
E5	0,42857	0,38043	0,25000
AMI Index	4,49952	5,74826	7,42666

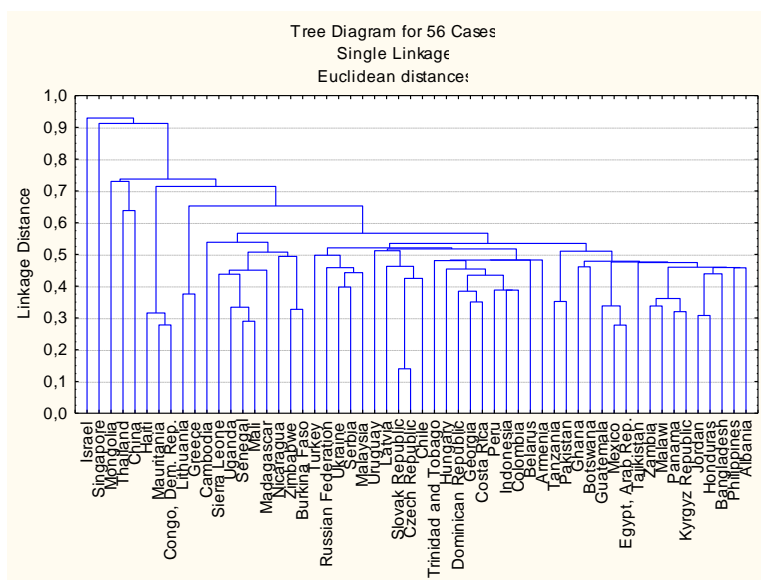


Рисунок 3.5 – Скріншот фрагмента середніх значень вхідних показників кластеризації та дендограма для угруповання країн за сценаріями реформування системи фінансового моніторингу.

Після того, як країни були згруповані відповідно до сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, наступним кроком другого етапу є формалізація портретів кластерів країн за допомогою дерев класифікації – методу, що дозволяє віднести об'єкти (країни) до відповідного класу категоріальних змінних. (кластер 2, 3 або 4), залежно від значень одного або декількох незалежних вхідних параметрів.

Процедура побудови дерев класифікації складається із чотирьох етапів:

1. Вибір критеріїв точності прогнозування. Для виконання цього кроку було обрано метод рівної апріорної ймовірності.

2. Вибір варіантів розгалуження. На виконання цього кроку ми активували метод CART, тобто. програму класифікаційного дерева, яка перебирає всі можливі варіанти одновимірному розгалуження. Як критерій узгодженості обрана міра Джині, яка є сумою всіх попарних творів відносних розмірів класів, представлених у розглянутому вузлі дерева. Значення міри Джині досягає максимального значення, коли розміри всіх класів дорівнюють.

3. Визначення моменту зупинення процесу розгалуження. Досягнення цього кроку вибирається пряма зупинка процесу розгалуження методом FAST, розгалуження по предикторним змінним триває до того часу, поки кожної термінальної вершині нічого очікувати жодного неправильно класифікованого об'єкта (країни).

4. Визначення потрібного розміру дерева класифікації. Для цього кроку використовується метод глобальної крос-валідації, в якому кількість ітерацій за замовчуванням встановлено на 3.

Використання інструментарію дерева класифікації здійснюється за допомогою ППП STATISTICA.

Кластерні портрети країн побудовано, застосовуючи дерева класифікації в контексті чотирьох проекцій: одночасного обліку відповідних показників фінансової залученості населення, ранжирування країн відповідно до Базельського індексу боротьби з відмиванням грошей та показників ефективності реалізації заходів політики боротьби з відмиванням грошей на

національному рівні, фокусуючись на кожному із 3 наборів вхідних показників окремо.

Результати представлені на рисунку 3.6, де вказано кількість вузлів, кількість дочірніх вузлів у лівій та правій гілках, кількість об'єктів у класах та стан змінної split.

Tree Structure (Spreadsheet3.sta)								
Child nodes, observed class n's, predicted class, and split condition for each node								
Node	Left branch	Right branch	n in cls Cluster2	n in cls Cluster1	n in cls Cluster3	Predict. class	Split constant	Split variable
1	2	3	23	18	11	Cluster2	-5,06500	AML Inde:
2			0	18	0	Cluster1		
3	4	5	23	0	11	Cluster2	-6,72500	AML Inde:
4			23	0	0	Cluster2		
5			0	0	11	Cluster3		

Рисунок 3.6 – Скріншот деревоподібної структури класифікації країн за сценаріями реформування системи фінансового моніторингу.

Виходячи з аналізу рисунку 3.6, можна зробити висновок, що ліва гілка містить два вузли під номерами 2, 4, права гілка також містить два вузли під номерами 3, 5. Виходячи з першого рядка малюнка 6, ми бачимо, що в першому вузлі 23 країни класифіковані в кластері 2, 18 в кластері 1, 11 в кластері 3. Враховуючи правильний поділ країн із кластера 2 на кластер 2 та кластер 3, віднесення країн до кластера 3 вимагає звернення до змінної AML Index, яка набуває значення не більше 5.065 для країн кластера 1, значення не більше ніж 6.725 для країн кластера 2, та значення більше 6.725 для країн кластера 3.

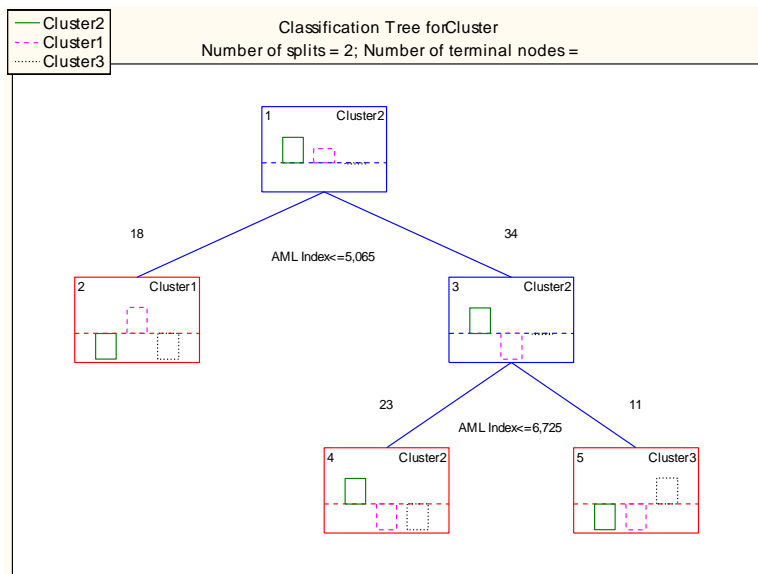


Рисунок 3.7 – Скріншот фрагменту діаграми класифікації країн за сценарієм реформування системи фінансового моніторингу

Таким чином, можна встановити такі профілі кластерів:

- для віднесення країн до кластера 1 необхідною та достатньою умовою є те, що змінна індексу AML набуває значення не більше 5,065;
- для віднесення країн до кластера 2 необхідною та достатньою умовою є те, що змінна індексу AML набуває значення більше 5,065 і не більше 6,725;
- для віднесення країн до кластера 3 необхідною та достатньою умовою є те, що змінна індексу AML більше 6,725.

Виходячи з діаграми дерева класифікації країн для сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу (рисунок 3.7) та ранжування показників за важливістю впливу на формування кластерів країн (рисунок 3.8), можна зробити висновок, що найбільше значення мають. AML (100 балів).

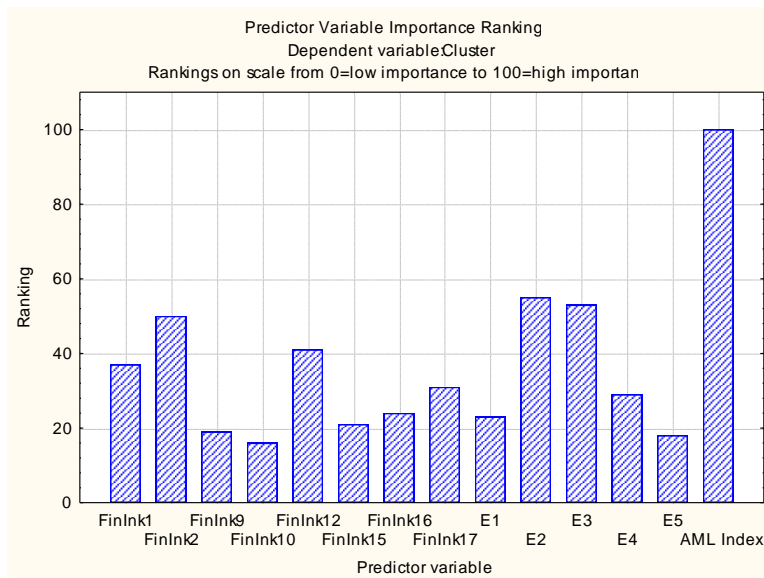


Рисунок 3.8 – Скріншот ранжування показників у порядку важливості впливу на формування країнових кластерів за сценаріями реформування системи фінансового моніторингу.

Рисунки 3.9 та 3.10 ілюструють створення портрета країнових кластерів за допомогою застосування дерев класифікації під час проектування показників, значущих для ефективності реалізації політики AML на рівні країни.

Tree Structure (Spreadsheet3.sta)								
Child nodes, observed class n's, predicted class, and split condition for each node								
Node	Left branch	Right branch	n in cls Cluster2	n in cls Cluster1	n in cls Cluster3	Predict. class	Split constant	Split variable
1	2	3	23	18	11	Cluster2	-0,34142:	FinInk2
2			5	0	11	Cluster3		
3	4	5	18	18	0	Cluster2	-0,47940:	FinInk1
4			9	1	0	Cluster2		
5			9	17	0	Cluster1		

Рисунок 3.9 – Скріншот фрагменту структури дерева класифікації країн під час проектування показників, значущих для ефективності реалізації політики AML на рівні країни.

З аналізу рисунка 3.9 можна зробити виснов, що ліва гілка має два вузла під номерами 2, 4, а права гілка також містить два вузли під номерами 3, 5. На підставі першого рядка рисунка 3.9 видно, що на першому вузлі 23 країни

віднесені до кластера 2, 18 – до кластера 1, 11 – до кластера 3. Країни кластера 3 далі ідентифікуються шляхом застосування змінної $FinInk2$, яка повинна мати значення менше або дорівнює "0,341". Подальша формалізація кластерів 2 та 1 вимагає звернення до змінної $FinInk2$, яка повинна мати значення "0,341" або менше при віднесенні країн до кластера 3. Для віднесення країн до кластерів 1 і 2 слід також звернутися до змінної $FinInk1$, яка повинна мати значення 0,479 або менше для країн кластеру 2 та значення більше 0,479 або менше для країн кластеру 1.

Таким чином, на підставі малюнка 10 можна вивести такі профілі кластерів:

- для віднесення країн до кластера 3 необхідною і достатньою умовою є те, що змінна $FinInk2$ набувають значення не більше 0,341;
- для віднесення країн до групи 2 необхідно і достатньо, щоб змінні $FinInk1$ мали значення 0,479 або менше.
- для віднесення країн до групи 1 необхідно і достатньо, щоб $FinInk1$ мали значення більше 0,479.

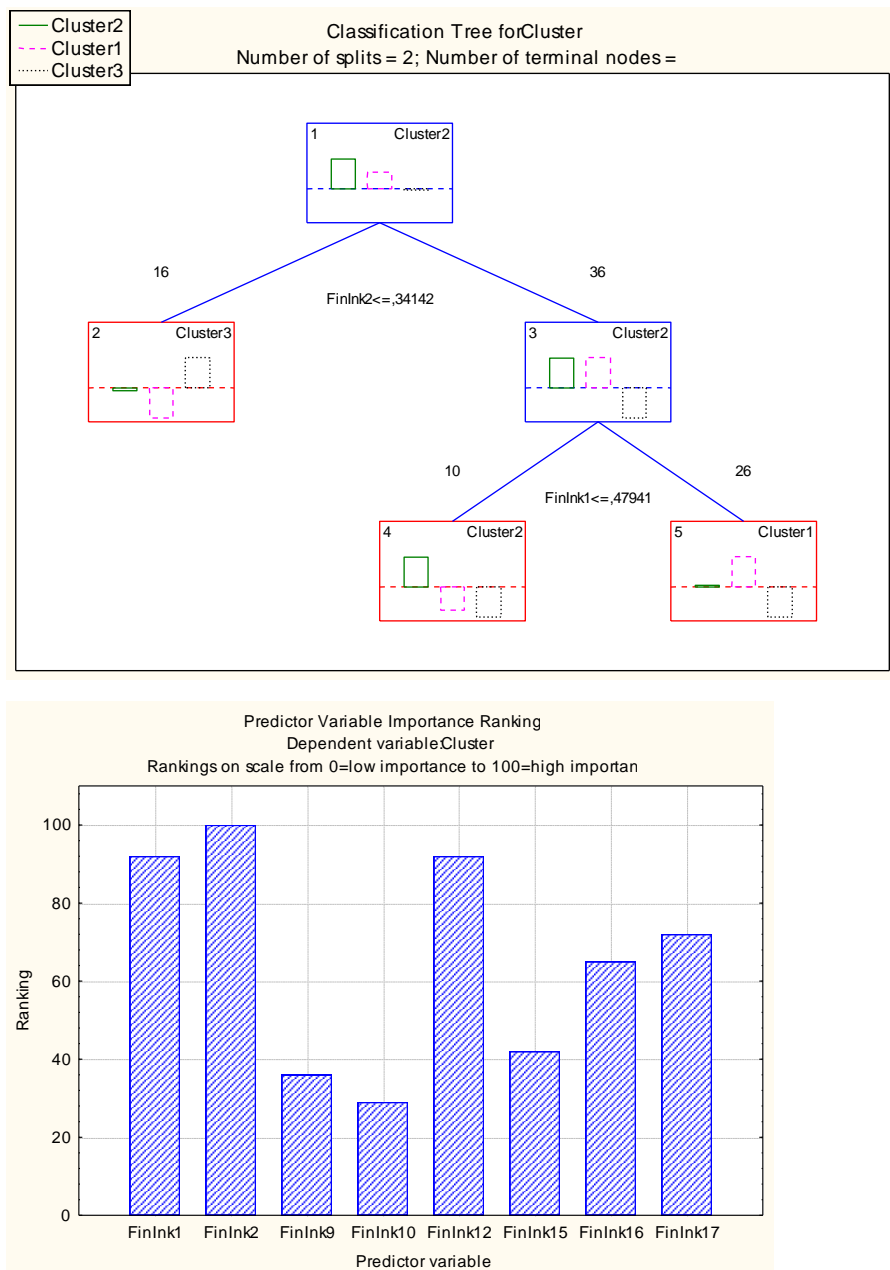


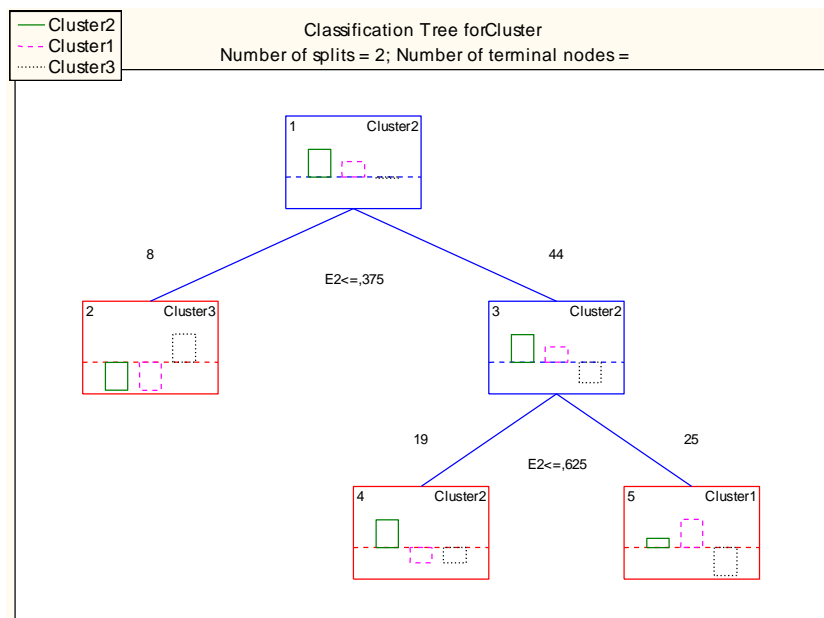
Рисунок 3.10 – Скріншот графіка дерева класифікації країн у проекції розгляду відповідних показників ефективності реалізації заходів політики протидії відмиванню грошей на національному рівні та ранжування цих показників за важливістю впливу на кластеризацію країн у сценаріях реформи системи фінансового моніторингу.

Щодо побудови портрета угруповання країн шляхом застосування дерев класифікації у проекції відповідних рахунків індикаторів фінансової доступності, розглянемо рисунки 3.11 та 3.12.

Tree Structure (Spreadsheet3.sta)								
Child nodes, observed class n's, predicted class, and split condition for each node								
Node	Left branch	Right branch	n in cls Cluster2	n in cls Cluster1	n in cls Cluster3	Predict. class	Split constant	Split variable
1	2	3	23	18	11	Cluster2	-0,375000	E2
2			0	0	8	Cluster3		
3	4	5	23	18	3	Cluster2	-0,625000	E2
4			13	3	3	Cluster2		
5			10	15	0	Cluster1		

Рисунок 3.11 – Скріншот фрагменту структури дерева класифікації країн у проекції відповідних показників фінансової інклюзії.

Аналіз рисунка 3.11 показує, що ліва гілка містить два вузли під номерами 2, 4 і що права гілка також містить два вузла під номерами 3, 5. Виходячи з першого рядка малюнка 11, видно, що в першому вузлі 23 країни класифіковані в кластері 2, 18 – у кластері 1, 11 – у кластері 3. Для розгалуження країн у вузлах використовуються значення показника: E2 (0,375 та 0,625). Для формування кластерних портретів у бухгалтерській проекції вирішальне значення мають відповідні показники фінансової доступності (рис. 3.12, фрагмент 2): E2 (100 балів), E3 (68 балів).



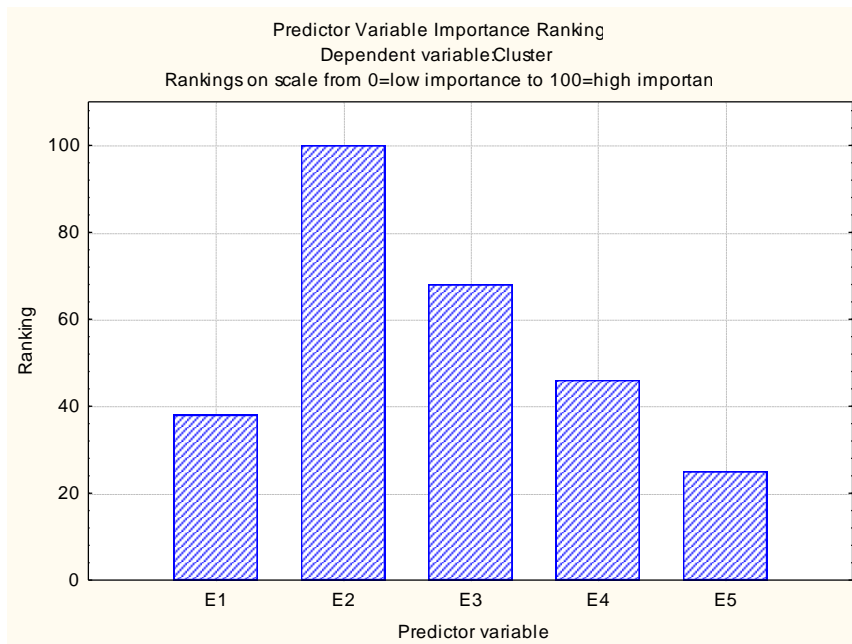


Рисунок 3.12 – Скріншот діаграми дерева класифікації країн в обліковій проекції відповідних показників фінансової доступності та класифікації цих показників за важливістю їхнього впливу на кластеризацію країн відповідно до сценаріїв реформування вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу.

Таким чином, на основі аналізу рисунку 3.12 можна побудувати такі профілі кластерів:

- для віднесення країн до кластера 3 необхідною і достатньою умовою є те, що змінна E2 набуває значення не вище 0,375.
- для включення країн до групи 2 необхідно і достатньо, щоб змінна E2 не перевищувала 0,675.
- для включення країн до групи 1 необхідно і достатньо, щоб змінна E2 була більша за 0,625.

Повертаючись до побудови портрета кластерів країн шляхом застосування дерев класифікації в обліковій проекції AML-Index, розглянемо рисунок 3.13.

Tree Structure (Spreadsheet3.sta)								
Child nodes, observed class n's, predicted class, and split condition for each node								
Node	Left branch	Right branch	n in cls Cluster2	n in cls Cluster1	n in cls Cluster3	Predict. class	Split constant	Split variable
1	2	3	23	18	11	Cluster2	-5,0650	AML Inde:
2			0	18	0	Cluster1		
3	4	5	23	0	11	Cluster2	-6,7250	AML Inde:
4			23	0	0	Cluster2		
5			0	0	11	Cluster3		

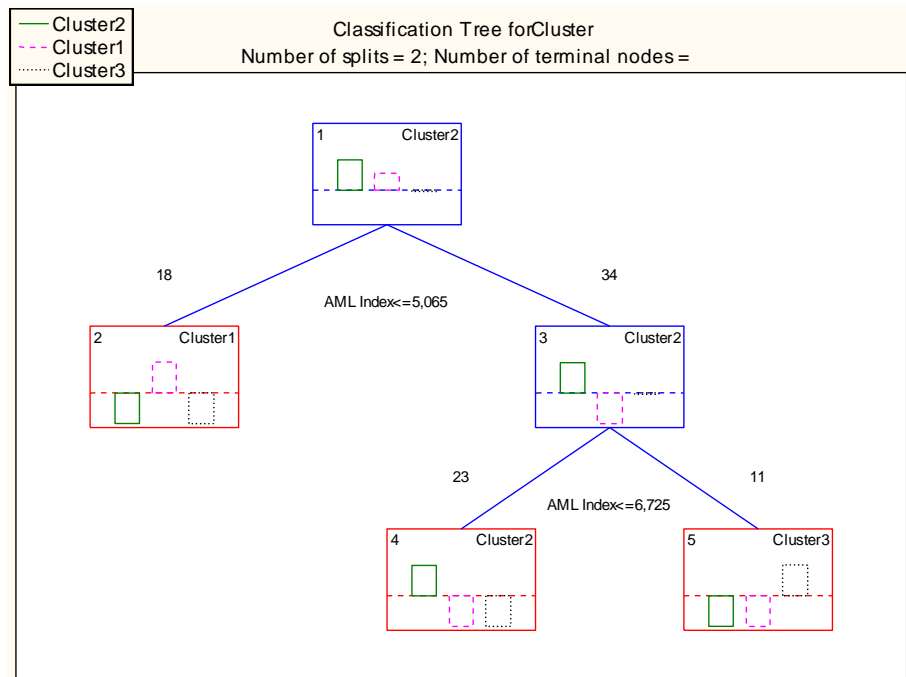


Рисунок 3.13 – Скріншот структури дерева класифікації країн та графа дерева класифікації країн в обліковій проекції AML-Index

З аналізу рисунка 3.13 можна зробити висновок, що ліва гілка містить два вузли під номерами 2, 4 і що права гілка також містить два вузли під номерами 3, 5. Виходячи з першого рядка малюнка 13, видно, що на першому вузлі 23 країни віднесені до кластера 2, 18 – до кластера 1, 11 – до кластера 3. Для розподілу країн за вершинами використовуються значення AML-Index з відповідними граничними значеннями: 5.065, 6.725.

Таким чином, на основі рисунка 3.13 можна отримати такі профілі кластерів:

- для віднесення країн до кластера 1 необхідною та достатньою умовою є те, що змінна AML-Index набуває значення не вище 5,065;

- для віднесення країн до кластера 2 необхідною та достатньою умовою є те, що AML-Index не перевищує 6,725;
- для віднесення країн до кластера 3 необхідною та достатньою умовою є те, що змінна AML-Index набуває значення вище 6,725.

Побудувавши таким чином портрети 3 обраних кластерів країн відповідно до сценаріїв реформи системи фінансового моніторингу, наступним кроком другого етапу є визначення того, як показники COVID-19 та цифровізації адаптуються/впливають на сценарії (швидкої, повільної та нейтральної адаптивності). Для цього ми знову розбиваємо країни світу на 4 групи, зважаючи на показники фінансової доступності, розглянуті вище, показники ефективності AML і сам індекс AML, показники COVID-19 та показники цифровізації.

Variable	Analysis of Variance (Spreadsheet4.sta)					
	Between SS	df	Within SS	df	F	signif. p
FinInk1	2,014666E-0	4	4,026735E-0	8	10,0064	0,003337
FinInk2	2,139754E-0	4	4,185295E-0	8	10,2251	0,003113
FinInk9	1,341646E-0	4	5,336593E-0	8	5,0281	0,025323
FinInk10	8,608798E-0	4	6,143307E-0	8	2,8027	0,100273
FinInk12	1,933435E-0	4	1,600495E-0	8	2,4160	0,134147
FinInk15	2,808861E-0	4	6,512488E-0	8	0,8626	0,525472
FinInk16	2,501925E-0	4	2,236274E-0	8	2,2376	0,154420
FinInk17	1,754836E-0	4	1,584333E-0	8	2,2152	0,157214
E1	1,133814E-0	4	2,135417E-0	8	1,0619	0,434557
E2	1,722756E-0	4	8,854166E-0	8	0,3891	0,811023
E3	0,000000E-0	4	0,000000E-0	8		
E4	5,889423E-0	4	4,687500E-0	8	2,5128	0,124498
E5	9,535256E-0	4	2,604167E-0	8	0,7323	0,594849
AML Index	2,832065E+0	4	7,396058E+0	8	0,7658	0,576232
ICCOVID1	7,579543E+1	4	2,774286E+1	8	546,4139	0,000000
ICCOVID2	7,773180E+1	4	1,098761E+1	8	14,1490	0,001060
ICCOVID5	1,314743E+0	4	3,388333E+0	8	0,7760	0,570667

Variable	Cluster Means (Spreadsheet4.sta)			
	Cluster No. 1	Cluster No. 2	Cluster No. 3	Cluster No. 4
FinInk1	1	0	1	0,8
FinInk2	1	0	1	0,8
FinInk9	0	0	0	0,1
FinInk10	0	0	0	0,0
FinInk12	1	0	1	0,7
FinInk15	0	0	0	0,1
FinInk16	0	0	1	0,3
FinInk17	0	0	0	0,2
E1	1	1	1	0,5
E2	1	1	1	0,7
E3	1	1	1	0,5
E4	1	0	1	0,5
E5	1	1	1	0,4
AML Index	6	5	4	4,8
ICCOVID1	729135€	363580€	153950€	488906,0
ICCOVID2	13500€	27567€	2519€	11294,3
ICCOVID5	39	37	47	41,3

Рисунок 3.14 – Скріншот результатів дисперсійного аналізу угруповання країн світу на 4 кластери та середніх значень вхідних показників.

На підставі результатів дисперсійного аналізу, зокрема, міжкластерної дисперсії, внутрішньокластерної дисперсії, розрахункових значень критерію Фішера та р-значень, можна відзначити, що включення показників COVID-19 та цифровізації вплинуло на пріоритетність показників фінансової доступності.

Таким чином, п'ять розглянутих показників COVID-19 та цифровізації є статистично значущими при визначенні чотирьох груп країн світу відповідно до сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу. Серед показників ефективності AML статистично значущими залишаються E1, E2, E3, E4, E5. Сам індекс AML стає статистично незначущим під впливом COVID-19 та цифровізації. Крім того, спостерігається значна зміна структури та перерозподіл країн у сценаріях реформ системи фінансового моніторингу (рисунок 3.15).

Members of Cluster Number 1 (Spreadsheet4.s and Distances from Respective Cluster Center Cluster contains 2 cases	
	Distance
Russian Federation	50541,62
Turkey	50541,62

Members of Cluster Number 2 (Spreadsheet4.s and Distances from Respective Cluster Center Cluster contains 1 cases	
	Distance
Mexico	0,00

Members of Cluster Number 3 (Spreadsheet4.s and Distances from Respective Cluster Center Cluster contains 3 cases	
	Distance
Chile	27636,23
Czech Republic	36705,58
Israel	64299,83

Members of Cluster Number 4 (Spreadsheet4.s and Distances from Respective Cluster Center Cluster contains 7 cases	
	Distance
China	88369,8
Greece	39414,2
Hungary	80934,4
Lithuania	38602,7
Latvia	80505,9
Serbia	106078,9
Slovak Republic	18878,3

Рисунок 3.15 – Скріншот представлення учасників обраних кластерів країн відповідно до сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, з урахуванням впливу COVID-19 та цифровізації.

Таким чином, структура країн за кластерами відповідно до сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, з урахуванням впливу COVID-19 та цифровізації, виглядає таким чином: Кластер 1 – 2 країни; Кластер 2 – 0 країн; Кластер 3 – 3 країн; Кластер 4 – 7 країн. Другий кластер ми не враховуем в подальшу побудову. Візуалізація процедури кластеризації країн світу, представлена на рисунку 3.15 (2 частина) і рисунку 3.16.

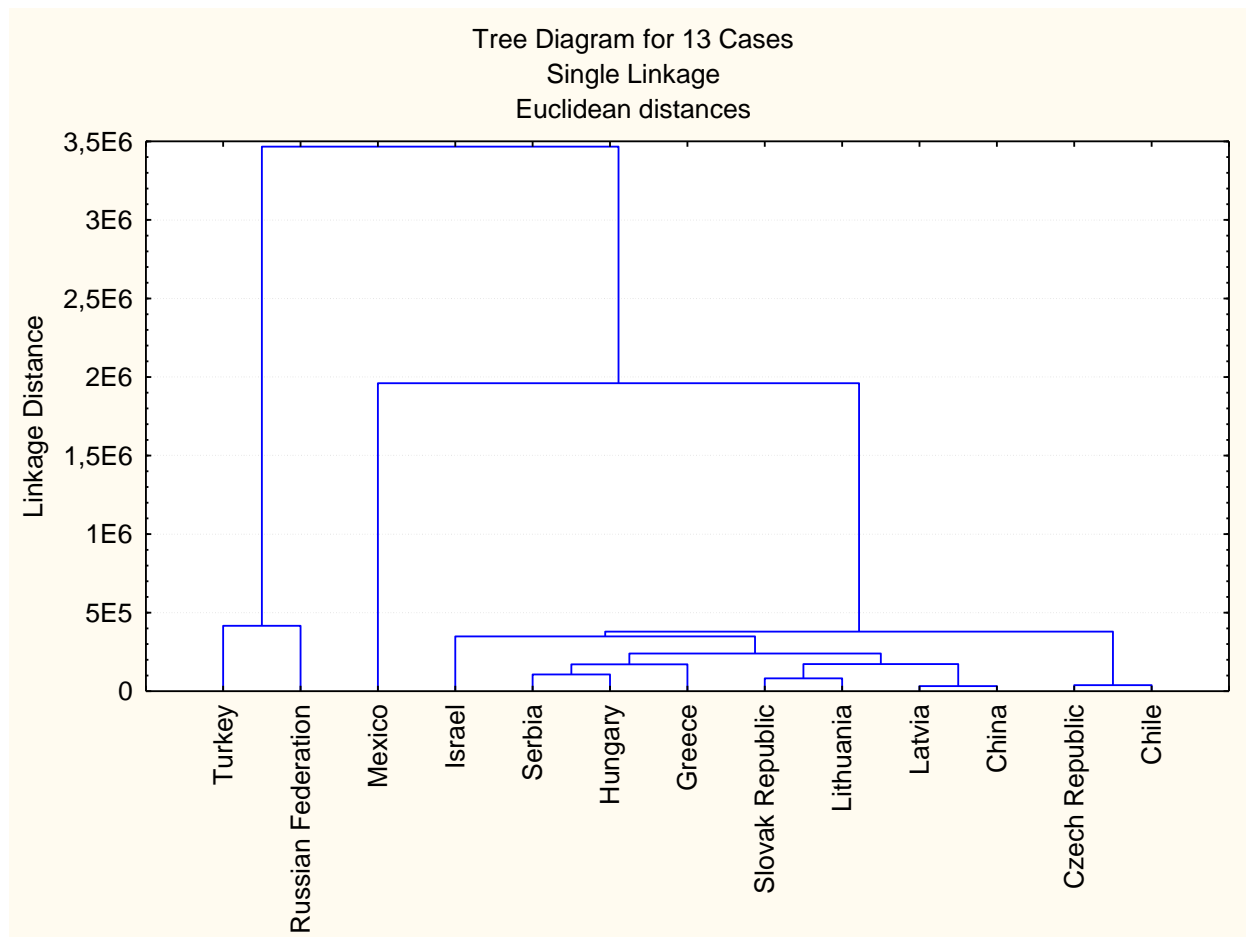


Рисунок 3.16 – Скріншот дендограми, що групує країни за сценаріями реформ системи фінансового моніторингу з урахуванням впливу COVID-19 та цифровізації

Для більш глибокого вивчення впливу цифровізації та COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу, розглянемо результати побудови дерев класифікації у проекції показників COVID-19 та цифровізації (рисунок 3.17).

На підставі аналізу рисунка 3.17 можна зробити висновок, що ліва гілка містить два вузли під номерами 2, 4, права гілка також містить два вузли під номерами 3, 5. Виходячи з першого рядка Рисунку 17, бачимо, що на першому вузлі 6 країн класифікуються в 1 кластер, 9 – у 3 кластер, 12 – в 4 кластер. З вузла 1 виникає гілка 2 з вузлами 2 і 3. Значення змінної ICCOVID1, яка набуває значення не більше -1100621 для країн у кластері 4 та значення більше

-1100621 для країн у кластері 3, використовується для віднесення країн до вузлам 2 і 3.

Tree Structure (Spreadsheet5.sta)								
Child nodes, observed class n's, predicted class, and split condition for each node								
Node	Left branch	Right branch	n in cls Cluster1	n in cls Cluster3	n in cls Cluster4	Predict. class	Split constant	Split variable
1	2	3	6	9	21	Cluster4	-1100621	ICCOVID1
2			0	0	21	Cluster4		
3	4	5	6	9	0	Cluster3	-50530	ICCOVID2
4			0	9	0	Cluster3		
5			6	0	0	Cluster1		

Рисунок 3.17 – Скріншот фрагменту деревоподібної структури класифікації країн у проекції обліку для COVID-19 та показників цифровізації

Наступна ідентифікація країн у кластері 3 заснована на застосуванні змінної ICCOVID2, яка має набувати значення не більше -50530, та віднесенні країн до кластера 3, для країн у кластері 4, яка набирає значення більше -50530.

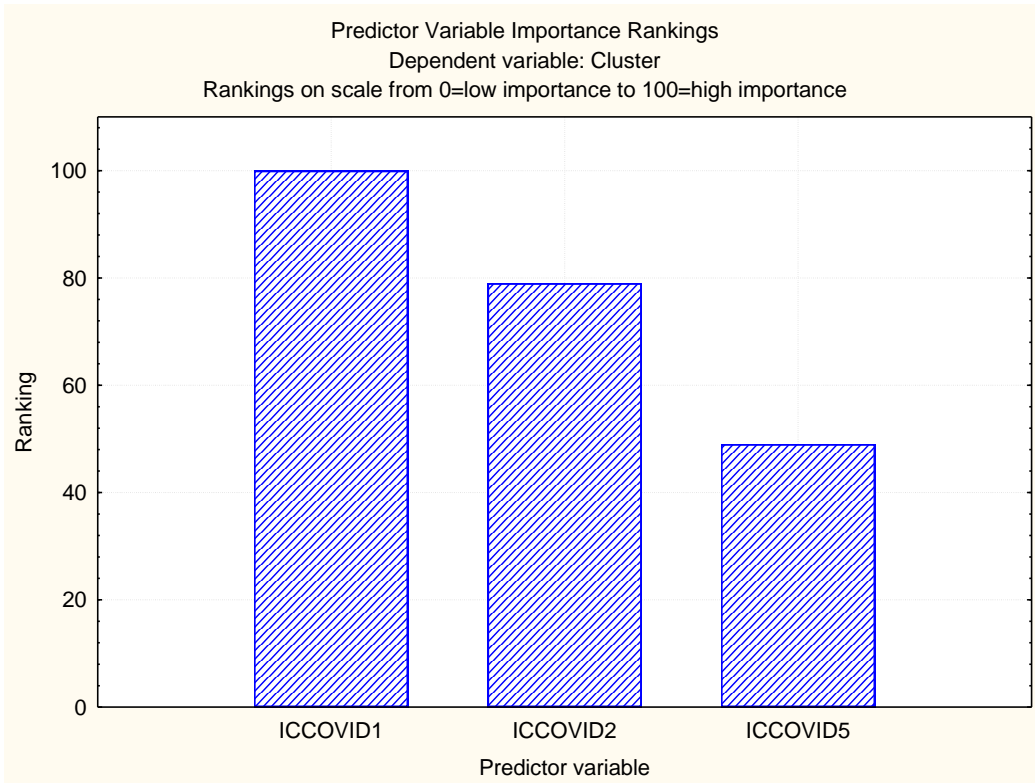
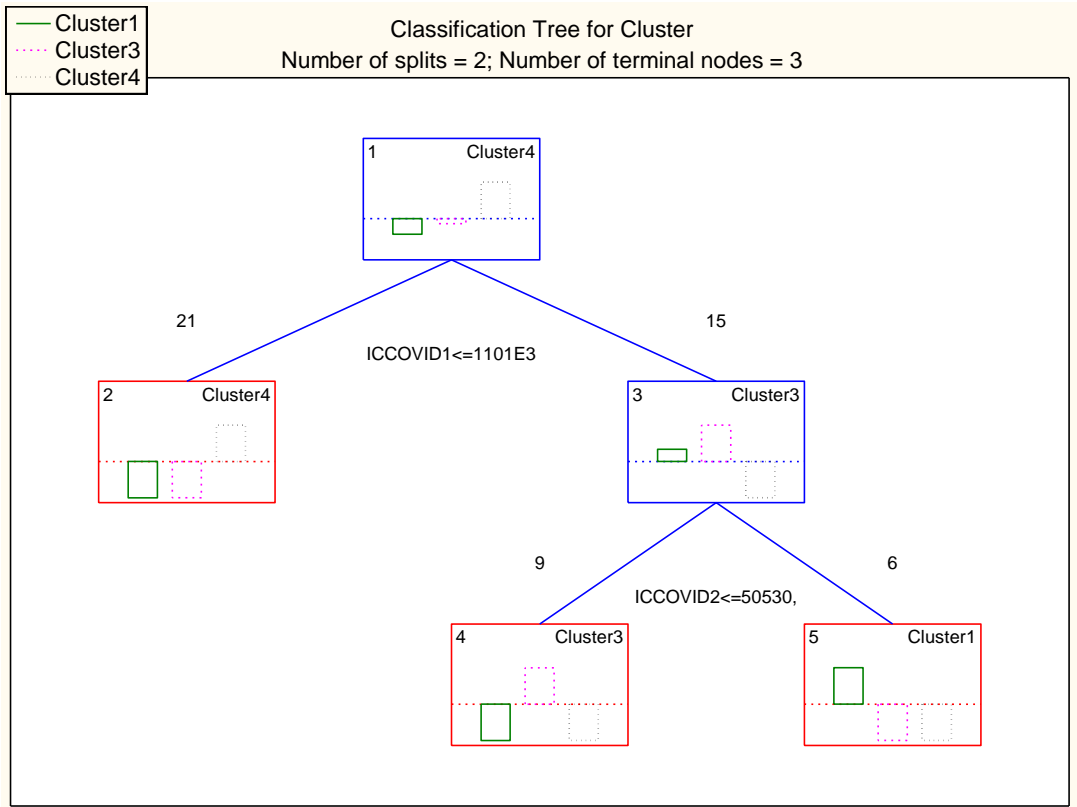


Рисунок 3.18 – Скріншот діаграми дерева класифікації країн у проекції обліку відповідних показників COVID-19, сканування та ранжирування цих показників за важливістю для кластеризації країн за сценаріями фінансового моніторингу, та за економічними підсекторами.

Таким чином, на основі рисунка 3.18 можна отримати такі профілі кластерів:

- для віднесення країн до кластеру 4 необхідною та достатньою умовою є те, що змінна ICCOVID1 набуває значення не більше -1100621;
- для віднесення країн до кластеру 3 необхідною та достатньою умовою є те, що ICCOVID2 дорівнює або менше -50530;
- для віднесення країн до групи 1 необхідною та достатньою умовою є те, що змінна ICCOVID2 більше-50530.

Найбільш значущими показниками для вибору стратегії є ICCOVID1.

Tree Structure (Spreadsheet5.sta)								
Child nodes, observed class n's, predicted class, and split condition for each node								
Node	Left branch	Right branch	n in cls Cluster1	n in cls Cluster3	n in cls Cluster4	Predict. class	Split constant	Split variable
1	2	3	6	9	21	Cluster4	-4,32500	AML Inde
2	4	5	0	9	6	Cluster3	-3,75000	AML Inde
3	6	7	6	0	15	Cluster4	-5,48000	AML Inde
4			0	0	6	Cluster4		
5			0	9	0	Cluster3		
6			0	0	12	Cluster4		
7	8	9	6	0	3	Cluster1	-6,20000	AML Inde
8			6	0	0	Cluster1		
9			0	0	3	Cluster4		

Рисунок 3.19 – Скріншот фрагменту деревоподібної структури класифікації країн у проекції обліку для AML- index.

На підставі аналізу рисунка 3.19 можна зробити висновок, що ліва гілка містить чотири вузли під номерами 2, 4, 6, 8, права гілка також містить чотири вузли під номерами 3, 5, 7, 9. Виходячи з першого рядка рисунка 3.19, бачимо, що на першому вузлі 6 країн класифікуються в 1 кластер, 9 – в 3 кластер, 21 – в 4 кластері. З вузла 1 виникає гілка 2 з вузлами 2 і 3. Значення змінної AML-Index, яка набуває значення не більше 4,325 для країн у кластері 3 та значення більше 4,325 для країн у кластері 4, використовується для віднесення країн до вузлам 2 і 3. Наступна ідентифікація країн у кластері 3, має набувати значення не більше 3,750, та віднесенні країн до кластера 3, в іншому випадку до

кластера 4, якщо значення більше 3,750. Наступна формалізація кластерів 4, значення якої не повинно перевищувати 5,480 при віднесенні країн до кластера 1, значення повинно бути більше 5,480. Якщо розглядати праву гілку кластера 1, що розгалужується на кластери 1 і 4, то віднесення країн до кластера 2 набирає значення не більше 6,2 і більше 6,2 для країн у кластері 4.

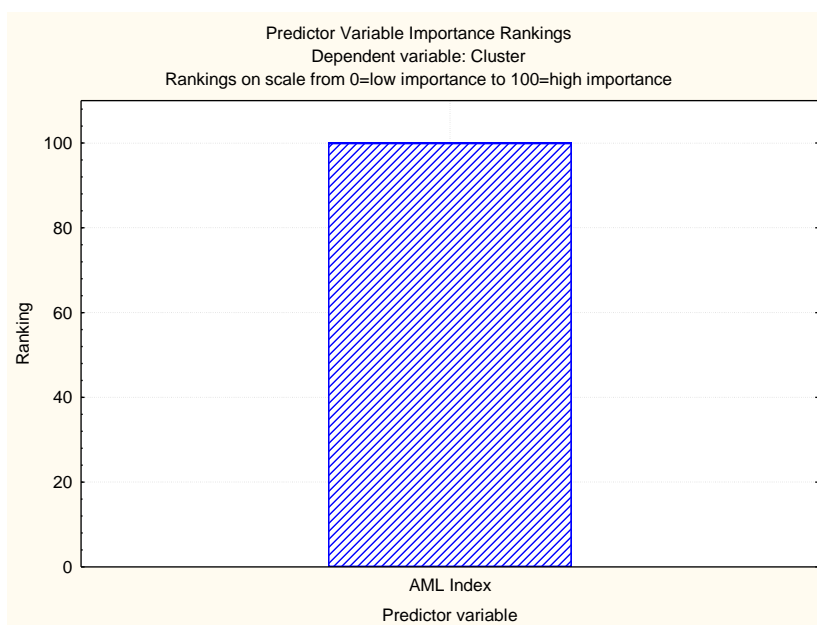
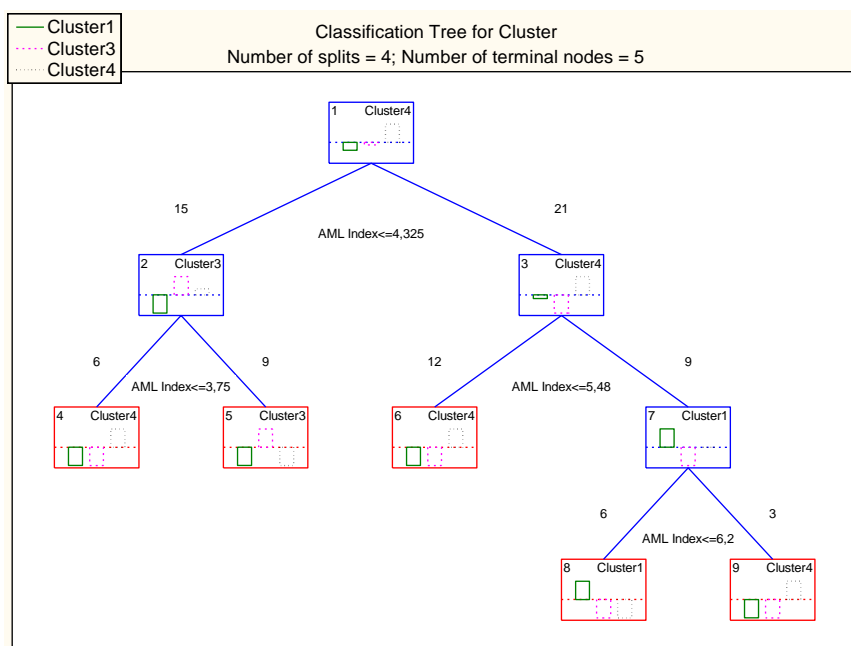


Рисунок 3.20 – Скріншот діаграми дерева класифікації країн у проекції обліку відповідних показників дерева класифікації країн в обліковій проекції AML-Index за важливістю для кластеризації країн за економічними підсекторами.

ВИСНОВОК

В роботі проведено моделювання впливу цифровізації та COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining. Сформована статистична база дослідження за 2011–2020 роки.

Розрахунки здійснені за допомогою методів Data-Mining: формалізація AML сценаріїв – на основі методу дерев класифікації (методу одномірного розгалуження CART); кластеризація країн світу за релевантними AML сценаріями – на основі агломеративних методів.

Дослідження проведено у два етапи:

1) побудовано комплексну систему індикаторів, яка включає показники соціального та економічного розвитку країн, фінансової інклюзії населення, рейтингу країн за Basel AML- Index та індикатори ефективності впровадження заходів політики AML на рівні країн;

2) досліджено вплив цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій, здійснюваних економічними суб'єктами.

За результатами розрахунків формалізовані можливі сценарії реформування тактичного та стратегічного моніторингу транзакцій, здійснюваних економічними суб'єктами з урахуванням ефектів впливу діджиталізації та пандемії COVID-19 – стрімкої, повільної та нейтральної адаптивності до зовнішніх факторів.

Доведено, що в країнах з більш високим рівнем ефективності та технічної релевантності реалізації AML- політики цифровізація та пандемія значно менше вплинули на державну політику у сфері AML, ніж в країнах, що розвиваються. Результати дослідження можуть бути використані відповідними відомствами у контексті реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Інформаційна система фінансового моніторингу: особливості розробки та реалізації в сучасних умовах протидії легалізації кримінальних доходів : Монографія / О. В. Кузьменко, Г. М. Яровенко, А. О. Бойко, С. В. Миненко; за заг. ред. О. В. Кузьменко. – Суми : “Ярославна», 2019. – 145 с.
2. Офіційний сайт Національного банку України. URL: <https://bank.gov.ua/ua/supervision/monitoring> (дата звернення: 05.12.2021).
3. Про запобігання та протидію легалізації (відмиванню) доходів, одержаних злочинним шляхом, фінансуванню тероризму та фінансуванню розповсюдження зброї масового знищення. : Закон України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/361-20#Text> (дата звернення: 05.12.2021).
4. Баранов Р. О. Формування та реалізація державної політики запобігання та протидії легалізації доходів, одержаних злочинним шляхом : дис. ... канд. наук з держ. управ. : 25.00.02. Київ, 2018. 310 с.
5. Баранов Р. О. Пріоритетні завдання щодо підвищення ефективності державної політики запобігання та протидії легалізації (відмиванню) доходів, одержаних злочинним шляхом. *Інвестиції: практика та досвід* : наук.-практ. журн. 2017. № 13. С. 98–102.
6. Lyeonov, S., Kuzmenko, O., Yarovenko, H. and Dotsenko, T. (2019). The Innovative Approach to Increasing Cybersecurity of Transactions Through Counteraction to Money Laundering. *Marketing and Management of Innovations*, 3, С. 308 –326. <http://doi.org/10.21272/>
7. Кузьменко О., Бойко А., Яровенко Г., Доценко Т. Сценарії реформування національної системи фінансового моніторингу. *Економіка та держава*. 2020. №1. С. 9–15.
8. Бойко А.О., Доценко Т.В. Оцінювання збитків банків від їх залучення до шахрайських операцій. Сучасні інструменти боротьби з кібершахрайствами у банках. Монографія О.В. Кузьменко, Г.М. Яровенко, С.В. Леонов та ін.; за заг.

- ред. О.В. Кузьменко, Г.М. Яровенко. Суми: видавництво «Ярославна», 2018. С. 61-67.
9. Yarovenko H., Kuzmenko O., Orekhova Y., Dotsenko T. Modeling the time series' structure of the Bitcoin cryptocurrency as a tool to reduce the level of shadow economy. Inclusive Growth: basics, indicators and development priorities: monograph / edited by T. Vasilyeva, S. Lyeonov. Publishing House: Centre of Sociological Research. 2020. P.125–142.
10. Кузьменко О.В., Боженко В.В., Доценко Т.В. Кластеризація банківських установ щодо використання їх послуг для легалізації кримінальних доходів або фінансування тероризму. *Науковий вісник Херсонського державного університету*. 2017. Випуск 27. Частина 3. С.135 –138.
11. Левченко В.П., Бойко А. О., Доценко Т. В. Оцінювання збитків банків від їх залучення до процесу легалізації кримінальних доходів. *Науковий журнал «Причорноморські економічні студії»*. 2018. Випуск 35. Частина 2. С.22–27.
12. Kuzmenko O., Voiko A., Yarovenko H., Dotsenko T. Data mining-based assesselement of the risk of using financial intermediaries for money laundering. *Ефективна економіка*. 2019.
13. Доценко Т. В. Удосконалення системи фінансового моніторингу як інструмент забезпечення економічної безпеки національної економіки : дис. ... д-ра філософії : 051. Суми, 2021. 305 с.
14. Кузьменко О.В., Доценко Т.В. Моделювання кількісної оцінки рівня операційного ризику банку в сфері інформаційної безпеки. Сучасні інструменти боротьби з кібершахрайствами у банках. Монографія О.В. Кузьменко, Г.М. Яровенко, С.В. Леонов та ін.; за заг. ред. О.В. Кузьменко, Г.М. Яровенко. Суми: видавництво «Ярославна», 2018. С. 21–31.
15. Кузьменко О.В., Доценко Т.В, Кушнерьов О.С. Оцінювання ризику використання банків з метою легалізації кримінальних доходів на основі гравітаційного моделювання. *Проблеми і перспективи економіки та управління*. 2020. Випуск № 1 (21). С.205–219.

16. Кузьменко О. В., Бойко А. О., Боженко В. В. Прогнозування соціально-економічного розвитку України з урахуванням впливу тіньових схем виведення капіталу. *Вісник Житомирського державного технологічного університету. Серія: економіка, управління та адміністрування*. 2018. № 4(86). С.8–14.
17. Гаєвський І. Європейське законодавство проти відмивання коштів: становлення та розвиток. *Наукові записки Кіровоградського державного університету імені Володимира Винниченка. Серія: Право*. 2017. Вип.1. С. 73–80. Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/snslnnp_2017_1_13.
18. Гбур З.В. Інструменти державного управління економічною безпекою держави. *Інвестиції: практика та досвід*. 2018. №1. С.94–97. – Режим доступу: http://www.investplan.com.ua/pdf/1_2018/19.pdf.
19. Економіко-математичний інструментарій національної оцінки ризиків легалізації коштів (фінансування тероризму) Дмитров С.О., Леонов С.В., Кузьменко О.В., Медвідь Т.А., Бойко А.О., Боженко В.В. Суми. 2017. 216 с.
20. Кузьменко О.В., Бойко А.О., Яровенко Г.М., Доценко Т.В. Інтелектуальний аналіз як механізм виявлення схемних операцій в Україні. *Scientific discoveries: projects, strategies and development: Collection of scientific papers «ΛΟΓΟΣ» with Proceedings of the International Scientific and Practical Conference (Vol. 1) (Edinburgh , October 25, 2019)*. Edinburgh, UK: European Scientific Platform. 2019. P. 29–31.
21. Внукова Н.М., Колодізєв О.М., Чмутова І.М. Аналіз міжнародного досвіду застосування ризик-орієнтованого підходу у сфері протидії відмиванню коштів, фінансуванню тероризму та розповсюдження зброї масового знищення. *Глобальні та національні проблеми економіки*. 2017. Вип. 17. С. 610–617
22. Москаленко Н.В., Климчук Н.Я. Управління ризиками легалізації доходів, одержаних злочинним шляхом. *Збірник наукових*

- праць Університету державної фіскальної служби України. 2017. № 1. С. 183–194.
23. Raymond W. Baker The scale of the global financial structure facilitating money laundering. https://ideas.repec.org/h/elg/eechap/14442_15.html
24. Detailed report: national money laundering, terrorist and proliferation financing risk assessment. Republic of Namibia. Issued 15 September 2021
<https://www.namfisa.com.na/wp-content/uploads/2021/09/Final-Approved-NRA-Report-Sept-2021.pdf>
25. Asgharzadeh M.F.; Hashemi H.; Frese R.B.. Comprehensive gravitational modeling of the vertical cylindrical prism by Gauss–Legendre quadrature integration. *Geophysical Journal International*. 2018. Issue 1, Volume 212, P.591–611.
26. Basel Committee on Banking Supervision Statement : Prevention of criminal use of the banking system for the purpose of money laundering.
<http://www.bis.org/publ/bcbssc137.pdf?noframes=1>
27. Berglund A., Guidolin M., Pedio M. Monetary policy after the crisis: A threat to hedge funds' alphas? *Journal of Asset Management*. 2020. 21(3). P. 219–238.
28. Only Kubikwa (2020). The impact of money laundering on financial institutions. a case of Kenneth Consultants International (KCI Management) Microfinance, Harare. A dissertation submitted in partial fulfilment of the requirements for the Bachelor of Commerce Honours Degree in Financial Intelligence (BComFI) of Bindura University of Science Education.
<http://liboasis.buse.ac.zw:8080/xmlui/bitstream/handle/123456789/11880/Kubikwa%20Only.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
29. Tamer Hossam, Mohamed Zaki, Tarek S. Sobh, Khaled Badran (2016). Design of a monitor for detecting money laundering and terrorist financing. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology* 85 (3): C 425–436
30. Marilyn Duah (2016). The disruption of money laundering in the Western Hemisphere as an effect on developing states – can international customary law maintain and create a standard to improve financial regulation at an international

level? Masters in International Corporate Governance Financial Regulation and Economic Law L.L.M.

31. Матеріали офіційного сайту Міністерства економіки України. URL: <http://www.me.gov.ua> (дата звернення: 10.11.2021).

32. Матеріали офіційного сайту Мінфін. URL: <https://index.minfin.com.ua/> (дата звернення: 15.11.2021)

33. Офіційний веб-сайт Державної служби фінансового моніторингу України. URL: <https://fiu.gov.ua/> (дата звернення: 18.11. 2021)

34. Офіційний сайт Generalny Inspektor Informacji Finansowej. URL: <http://www.giif.wortalszkoleniowy.pl/giif.html>

35. Офіційний сайт The Financial Transactional and repots Analysis of Canada. URL: <http://www.fintrac-canafe.gc.ca/fintrac-canafe/1-eng.asp>

36. Офіційний сайт Traitement du Renseignement et Action contre les Circuits FINanciers clandestins. URL: <http://www.tracfin.bercy.gouv.fr>

37. Офіційний сайт світового банку. URL: <https://www.worldbank.org/en/home>

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А
(обов'язковий)

SUMMARY

Saienko D.I Modeling of digitalization and the COVID 19 pandemic Impact on the AML scenario: DATA mining analysis. – Masters-level Qualification Thesis. Sumy State University, Sumy, 2021.

The impact of digitalization and the COVID-19 pandemic on the choice of scenarios for reforming financial monitoring systems is investigated. The countries of the world have been clustered according to the scenarios of reforming the financial monitoring system. To determine the impact of digitalization and COVID-19 on the scenario of reforming the financial monitoring system, the world was clustered based on COVID-19 and digitalization indicators. Formalization of portraits of clusters of countries by means of application of trees of classification is carried out. Calculations were performed using Data Mining methods.

Keywords: modeling, financial monitoring, Data-mining, clustering, classification trees.

Продовження додатку А

АНОТАЦІЯ

Саєнко Д.І. Моделювання впливу цифровізації та COVID-19 на вибір сценаріїв реформування системи фінансового моніторингу за допомогою методів Data-Mining. – Кваліфікаційна магістерська робота. Сумський державний університет, Суми, 2021.

У роботі досліджено вплив цифровізації та пандемії COVID-19 на вибір сценаріїв реформування систем фінансового моніторингу. Здійснено кластеризацію країн світу за сценаріями реформування системи фінансового моніторингу. Для з'ясування впливу цифровізації та COVID-19 на сценарії реформування системи фінансового моніторингу, проведено кластеризацію країн світу з урахуванням індикаторів COVID-19 та цифровізації. Проведена формалізація портретів кластерів країн за допомогою застосування дерев класифікації. Розрахунки виконані з використанням методів Data-Mining.

Ключові слова: моделювання, фінансовий моніторинг, Data-Mining, кластеризація, дерева класифікації.