

Міністерство освіти і науки України
Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

МАРТИНЕНКО АНДРІЙ АНАТОЛІЙОВИЧ

УДК 303.732.4 + 004.67 + 004.8

ДИСЕРТАЦІЯ

МЕТОДИ І МОДЕЛІ ОРГАНІЗАЦІЇ, ОБРОБКИ ТА АНАЛІЗУ ДАНИХ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІЙ СИСТЕМІ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТВОРІВ ЖИВОПИСУ

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки
Галузь знань: 12 – Інформаційні технології

Подається на здобуття ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ А.А. Мартиненко.

Науковий керівник: Мороз Борис Іванович, доктор технічних наук, професор.

Дніпро – 2023

АНОТАЦІЯ

Мартиненко А.А. Методи і моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки» (12 – Інформаційні технології). – Національний технічний університет «Дніпровська політехніка» Міністерства освіти і науки України, Дніпро, 2023.

Дисертаційну роботу присвячено розв'язання задачі створення математичних моделей, методів, схем, архітектур та алгоритмів, орієнтованих на розв'язання задач використання інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису, як одного з видів культурних цінностей. У дисертаційній роботі на основі отриманих теоретичних і експериментальних досліджень розв'язано задачу розробки моделей та методів організації та обробки даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису за рахунок використання сучасних штучних нейронних мереж.

Метою дисертаційної роботи є підвищення якості та точності ідентифікації і класифікації творів живопису в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень за рахунок розробки відповідних математичних моделей та методів.

Об'єкт дослідження – процеси ідентифікації та класифікації творів живопису в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень.

Предмет дослідження – моделі та методи ідентифікації та класифікації творів живопису на основі сучасних штучних нейронних мереж.

Методи дослідження. В основу досліджень покладені методи теорії математичного моделювання для математичної постановки задачі та розробки методів її розв'язання; теорії графів для розробки архітектури системи класифікації та ідентифікації творів живопису; теорії штучних нейронних

мереж для розробки інтелектуальної системи класифікації та ідентифікації творів живопису, теорії обробки експериментальних даних та теорії прийняття рішень для обробки модельних та експериментальних даних.

Експериментальні дослідження проводилися в лабораторних умовах і на реальних об'єктах. Ефективність запропонованих рішень була досліджена під час експериментів із базою зображень, що містить фото картин світових, європейських та українських художників. Знайдено параметри конфігурації алгоритму, що забезпечують високу точність класифікації та ідентифікації.

Наукова новизна та практичне значення дисертаційної роботи

У дисертаційній роботі започатковано новий комплексний формалізований підхід до обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису, що дозволило реалізувати автоматизований контроль двоетапної процедури експертизи для встановлення авторства та справжності картин.

При цьому отримано такі *основні наукові результати*:

1. Вперше розроблено двоетапну процедуру автоматизованої експертизи для встановлення авторства та справжності картин, застосування якої дозволило підвищити ефективність ідентифікації твору живопису та знизити людський фактор при попередній експертизі.

2. Набула подальшого розвитку інтелектуальна система підтримки прийняття рішень класифікації творів живопису за атрибутом часу його створення в режимі real time, що підвищило ефективність роботи експерту та скорочення часу при встановленні віку твору живопису при попередній експертизі та при прийнятті рішення щодо подальшого його аналізу.

3. Вперше розроблено архітектуру інтелектуальної системи прийняття рішень на етапі (музейна експертиза), що виконує автоматизований збір візуальних ознак та аналіз Fine-Grained ознак із зображення картини, формування вектору провенансу та ідентифікацію картини на ім'я автора, стилю, жанру та часу створення на основі мереж глибокого навчання для

автоматичної класифікації картин з урахуванням їхнього провенансу. Це дозволило підвищити якість та ефективність роботи інтелектуальної системи прийняття рішень для ідентифікації та класифікації творів живопису.

4. Удосконалено метод класифікації картин з урахуванням провенансу у векторному представленні та з можливістю розрізнення характерних особливостей художників одного жанру, однієї часової епохи з використанням уявлення знань у вигляді графової структури, де виділення ознак на зображеннях картин виконується за допомогою Searching and Learning Discriminative Regions (SDR, LDR пошук і вивчення дискримінаційних регіонів). На відміну від інших підходів, це створило передумови для прийняття ефективних рішень щодо експертизи творів за мінімально можливий час.

5. Отримали подальший розвиток згорткові нейронні мережі з функцією уваги, яка діє в мультизадачному режимі, для формалізації провенансу та його використання, як атрибута під час ідентифікації картин. Це дозволило, на відміну від інших систем, проводити повну музейну експертизу творів живопису.

Практичне значення одержаних результатів:

1. Запропоновані у роботі рішення можуть бути впроваджені в митній справі Дніпровській митниці Держмитслужби при ідентифікації та класифікації творів живопису.

2. Запропоновані у роботі рішення можуть бути впроваджені в Дніпровському художньому музеї при ідентифікації та класифікації творів живопису.

3. Результати проведених досліджень застосовуються у навчальному процесі Національного технічного університету «Дніпровська політехніка» на факультеті інформаційних технологій на кафедрі програмного забезпечення комп'ютерних систем при викладанні дисциплін:

– «Машинне навчання»;

- «Сучасні методи і системи підтримки прийняття рішень»;
- «Моделі та методи штучного інтелекту в комп'ютерних науках».

Матеріали дисертаційної роботи повною мірою викладені у 13 публікаціях, з них – 8 статей у фахових періодичних виданнях України з технічних наук, з яких 3 – категорії А (індексується в Scopus та Web of Science), 5 – категорії Б; 5 тезах доповідей у матеріалах міжнародних наукових конференцій.

Ключові слова: інтелектуальна система прийняття рішень, штучна нейронна мережа, автоматизована класифікація, митна експертиза, k-найближчих сусідів, дескриптори зображень, вектор ознак, твори живопису, об'єкти культурних цінностей.

ABSTRACT

Martynenko A.A. Methods and models of data organization, processing and analysis in an intelligent decision support system for the identification of works of art - Qualification scientific work on manuscript rights.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 122 "Computer Science" (12 – Information Technologies). – National Technical University "Dnipro Polytechnic" of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Dnipro, 2023.

The dissertation work is devoted to solving the problem of creating mathematical models, methods, schemes, architectures and algorithms aimed at solving the problems of using intelligent decision-making support systems in the identification of works of art as one of the types of cultural values. In the dissertation, based on the obtained theoretical and experimental studies, the task of developing models and methods of data organization and processing in an intelligent decision support system for the identification of works of art is solved using modern artificial neural networks.

The aim of the dissertation is to improve the quality and accuracy of identification and classification of works of art in the intelligent decision-making support system through the development of appropriate mathematical models and methods.

The object of the study is the process of identification and classification of works of art in the intellectual decision support system.

The subject of research is models and methods of identification and classification of paintings based on modern artificial neural networks.

The research methods. The research is based on the methods of the theory of mathematical modeling for the mathematical formulation of the problem and the development of methods for its solution; graph theory for the development of the architecture of the system of classification and identification of paintings; the theory of artificial neural networks for the development of an intelligent system for the

classification and identification of paintings, the theory of processing experimental data and the theory of decision-making for processing model and experimental data.

Experimental studies were conducted in laboratory conditions and on real objects. The effectiveness of the proposed solutions was investigated during experiments with an image database containing photos of paintings by world, European, and Ukrainian artists. Algorithm configuration parameters were found that ensure high accuracy of classification and identification.

Scientific novelty and practical significance of the dissertation work

In the dissertation, a new complex formalized approach to data processing and analysis was introduced in the intelligent decision support system for the identification of works of art, which made it possible to implement automated control of the two-stage examination procedure to establish the authorship and authenticity of paintings.

At the same time, the following main scientific results were obtained:

1. For the first time, a two-stage automated examination procedure was developed to establish the authorship and authenticity of paintings, the use of which made it possible to increase the efficiency of identification of a work of painting and reduce the human factor during preliminary examination.

2. The intellectual decision-making support system for the classification of works of painting by the attribute of the time of its creation in real time has been further developed, which has increased the efficiency of the expert's work and reduced the time when determining the age of a work of painting during the preliminary examination and when deciding on its further analysis.

3. For the first time, the architecture of an intelligent decision-making system was developed at the stage (museum examination), which performs automatic collection of visual features and fine-grained analysis of features from the image of the painting, formation of the provenance vector, and identification of the painting by the name of the author, style, genre, and time of creation based on deep learning networks for automatic classification of paintings based on their provenance. This

made it possible to improve the quality and efficiency of the intelligent decision-making system for the identification and classification of works of art.

4. The method of classifying paintings has been improved, taking into account the provenance in a vector representation and with the possibility of distinguishing the characteristic features of artists of one genre, one time epoch using the representation of knowledge in the form of a graph structure, where the selection of features on the images of paintings is performed using Searching and Learning Discriminative Regions (SDR, LDR search and study of discriminatory regions). Unlike other approaches, this created prerequisites for making effective decisions regarding the examination of works in the minimum possible time.

5. Convolutional neural networks with the attention function, which operates in multitasking mode, were further developed for the formalization of provenance and its use as an attribute during picture identification. This made it possible, unlike other systems, to carry out a full museum examination of paintings.

Practical significance of the obtained results:

1. The solutions proposed in the work can be implemented in the customs affairs of the Dnipro Customs Service of the State Customs Service when identifying and classifying works of art.

2. The solutions proposed in the work can be implemented in the Dnipro Art Museum when identifying and classifying works of art.

3. The results of the conducted research are used in the educational process of the Dnipro University of Technology at the Faculty of Information Technologies at the Department of Computer Systems Software in the teaching of the following disciplines:

- "Machine Learning";
- "Modern methods and decision support systems";
- "Artificial Intelligence Models and Methods in Computer Science."

The materials of the dissertation work are fully presented in 13 publications, of which there are 8 articles in specialized technical periodicals of Ukraine, of which

3 are category A (indexed in Scopus and Web of Science), 5 are category B; 5 abstracts of reports in materials of international scientific conferences.

Keywords: intelligent decision-making system, artificial neural network, automated classification, customs examination, k-nearest neighbors, image descriptors, feature vector, works of art, objects of cultural value.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ РОБОТИ

1. Martynenko A.A., Tevyashev A.D., Kulishova N.E., Moroz B.I. System analysis of the problem of establishing the authenticity and authority of painting works. *System Research & Information Technologies*, 2022, № 1 – P.50 – 60. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2022.1.04> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Scopus).
2. Martynenko A.A., Tevyashev A.D., Kulishova N.E., Moroz B.I., Sergienko A.S. Automatic classification of paintings by year of creation. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2022. № 2 – P.80 – 89. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2022-2-8> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Web of Science).
3. Martynenko A.A., Tevyashev A.D., Kulishova N.E., Moroz B.I. The problem of automatic classification of pictures using an intelligent decision-making system based on the knowledge graph and fine-grained image analysis. *System Research & Information Technologies*, 2022, № 4 – P.58 – 67. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2022.4.05> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Scopus).
4. Martynenko A., Moroz B., Hulina I. (2020). An intelligent decision support system for cultural property identification. *Computer-integrated technologies: education, science, production*, (39), P.78 – 82. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-39-13> (фахова стаття категорії Б).
5. Martynenko A., Moroz B., Hulina I., Syrotkina O. (2020). Conceptual model of an intelligent decision support system to identify cultural values. *Computer-integrated technologies: education, science, production*, (40), P.51 – 57. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-40-08> (фахова стаття категорії Б).
6. Martynenko A., Moroz B., Hulina I. (2020). Building tools of an intelligent decision support system to identify cultural values. *Computer-integrated technologies: education, science, production*, (41), P.71 – 75. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-41-12> (фахова стаття категорії Б).

7. Мартиненко А.А. Структура та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей // *Системні технології*. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. - Випуск 6(137). – Дніпро, 2021. – С.62 – 71. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-137-2021-07> (фахова стаття категорії Б).

8. Мартиненко А.А. Проблеми практичної реалізації СУБД в якості основного компонента інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей // *Системні технології*. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. - Випуск 1(138). – Дніпро, 2022. – С.3 – 12. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-138-2022-01> (фахова стаття категорії Б).

9. Мартиненко А., Мороз Б., Гуліна І. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень ідентифікації культурних цінностей. Перспективні напрямки сучасної електроніки, інформаційних і комп'ютерних систем (MEICS-2019). Тези доповідей на IV Всеукраїнській науково-практичній конференції: 27-29 листопада 2019 р., м. Дніпро / Укладачі Іванченко О. В., Вашерук О. В. – Дніпро, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара, Кременчук: ПП Щербатих О. В., 2019. – С. 33 – 34. <http://meics.dnure.dp.ua/files/MEICS-2019.pdf> (тези).

10. Мартиненко А.А. Сховища даних системи підтримки прийняття рішень ідентифікації культурних цінностей / А. А. Мартиненко, Б. І. Мороз, І. Г. Гуліна // Проблеми використання інформаційних технологій в освіті, науці та промисловості: 14-а міжнар. конф., м. Дніпро, 28-29 листопада 2019 р.: зб. наук. пр.- Дніпро : НТУ "ДП", 2020. – № 4. – С. 35 – 39. <http://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/157857> (тези).

11. Мартиненко А.А. Проблеми створення системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей. Проблеми використання інформаційних технологій в освіті, науці та промисловості: XVI міжнар. конф. (15 грудня 2021 р., м. Дніпро): зб. наук. пр. [Електронний ресурс] / ред. кол.: О.О. Азюковський та ін.; М-во освіти і науки України, Нац.

техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Електрон. текст. дані – Дніпро: НТУ «ДП», 2022. – № 6. – 256 с. – Режим доступу: <http://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/160316>. – Назва з екрана. – С. – 218 – 222. (тези).

12. Martynenko A. The intelligent decision support system for identification of cultural values. *Scientific Collection «InterConf»*, (150): with the Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference «Modern Directions and Movements in Science» (April 16-18, 2023; Luxembourg, Grand Duchy of Luxembourg) by the SPC «InterConf». Progress Publishers, 2023. P. 531 – 535 <https://archive.interconf.center/index.php/conference-proceeding/issue/view/16-18.04.2023/160> (тези).

13. Martynenko A. (2023). Methods and models of organization and processing of data and knowledge in an intelligent decision support system for the identification of cultural values. *Scientific Collection «InterConf+»*, (32(151), P. 652 – 661. <https://doi.org/10.51582/interconf.19-20.04.2023.070> <https://archive.interconf.center/index.php/2709-4685/issue/view/19-20.04.2023/161> (тези).

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	16
ВСТУП	17
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ РОЗВ’ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КУЛЬТУРНИХ ЦІННОСТЕЙ	24
1.1. Експертиза та ідентифікація культурних цінностей при використанні систем підтримки прийняття рішень	24
1.2. Задачі встановлення дійсності та авторства творів живопису	31
1.3. Вибір та обґрунтування методів кластеризації творів живопису	38
1.4. Постановка завдання дослідження	45
1.5. Висновки до розділу 1	45
РОЗДІЛ 2. МАТЕМАТИЧНА ПОСТАНОВКА ТА МЕТОД РОЗВ’ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ МИТНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ ТВОРІВ ЖИВОПИСУ	48
2.1. Математична постановка задачі класифікації творів живопису	48
2.2. Дослідження простору ознак творів живопису	49
2.3. Розробка математичних моделей опису властивостей творів живопису	51
2.4. Розробка математичних моделей класифікаторів творів живопису..	56
2.5. Висновки до розділу 2	61
РОЗДІЛ 3. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ МУЗЕЙНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ ОЦИФРОВАНИХ ТВОРІВ ЖИВОПИСУ	63
3.1. Системний аналіз задачі повної музейної експертизи	64
3.2. Дослідження класифікації творів живопису на основі використання штучних нейромереж глибокого навчання	66

3.2.1. Аналіз методів глибокого навчання штучних нейронних мереж на основі наборів даних оцифрованих картин	69
3.2.2. Аналіз основних наборів даних оцифрованих картин	73
3.2.3 Аналіз основних методів класифікації творів живопису	76
3.3. Дослідження провенансу творів живопису	83
3.4. Представлення провенансу творів живопису у вигляді графу знань	85
3.5. Висновки до розділу 3	88
РОЗДІЛ 4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КУЛЬТУРНИХ ЦІННОСТЕЙ	90
4.1. Експериментальне дослідження митної експертизи творів живопису	90
4.2. Дослідження використання графа знань для прогнозування художника, стилю та жанру творів живопису	95
4.3. Розробка автоматизованої системи класифікації оцифрованих творів живопису для проведення повної музейної експертизи	101
4.4. Використання механізмів методу Fine-Grained Image Analysis для класифікації творів живопису	102
4.5. Розробка системи класифікації картин з використанням Knowledge Graph і Fine-Grained Image Analysis	106
4.6. Концептуальна модель інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень ідентифікації культурних цінностей	107
4.7. Структура та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей.....	115
4.8. Інструменти практичної реалізації інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень	121
4.9. Висновки до розділу 4	125
ВИСНОВКИ	127
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	129

ДОДАТОК А. Список публікацій здобувача за темою роботи	149
ДОДАТОК Б. Акти провадження	152

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

КЦ – культурні цінності

СППР – система підтримки прийняття рішень

ІСППР – інтелектуальна система підтримки прийняття рішень

ЕС – експертна система

ШНМ – штучна нейронна мережа

НМ – нейронна мережа

РНМ – рекурентна нейронна мережа

ЗНМ – згорткова нейронна мережа

ОС – операційна система

СД – сховище даних

ДД – джерело даних

ЗДД – зовнішнє джерело даних

ВДД – внутрішнє джерело даних

ВД – вітрина даних

СМО – система масового обслуговування

CNN – Convolutional Neural Networks

BAM – Behance-Artistic-Media

LBP – Local Binary Patterns

KG – Knowledge Graph

FGIA – Fine-Grained Image Analysis

SDR – Searching Discriminative Regions

LDR – Learning Discriminative Regions

SVM – Support Vector Machine

LSTM – Long Short-Term Memory

RBAC – Role-Based Access Control

MSE – Mean Squared Error

ВСТУП

Актуальність теми дослідження

Сучасні інформаційні технології та глобальна комп'ютеризація суспільства міцно увійшли у всі сфери людства. Також вони надали можливість вирішити ряд складних і трудомістких завдань більш ефективно, ніж це було до появи глобальної мережі Internet з її великими обсягами інформації. Наприклад, для розв'язку таких задач як пошук, ідентифікація та аналіз об'єктів. Також великої популярності набули сучасні експертні системи та інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень, які знайшли своє застосування в різних галузях. Однією зі сфер застосування таких систем є розв'язання задачі ідентифікації, класифікації та аналізу, де в якості об'єктів можуть бути культурні цінності.

Культурні цінності – об'єкти матеріальної та духовної культури, що мають художнє, історичне, етнографічне та наукове значення і підлягають збереженню, відтворенню та охороні відповідно до законодавства України [1]. Отже, культурними цінностями є різноманітні об'єкти різних форм, структур та матеріалів з такими характеристиками (ознаками): тип (клас), матеріал, розмір, кількість одиниць, автор, рік створення, власник, особливі прикмети, тощо.

Ідентифікація, експертиза, митна експертиза та реєстрація культурних цінностей – це важливі ланки в системі обліку та контролю за збереженням пам'яток національної культури, їх переміщенням через митний кордон, а також у сфері регулювання правовідносин розпорядництва, пов'язаними з ними майновими комплексами усіх форм власності. Експертна діяльність активно сприяє науковому вивченню культурних цінностей – артефактів національної історії, матеріальних носіїв ідеалів народу, а також специфічного товару на світовому ринку [2].

Проведення ідентифікації культурних цінностей і творів живопису, як один з етапів експертизи, – складна справа, що не піддається чітко

зафіксованому формальному опису, а часто має евристичний характер і залежить від професійного рівня та професійної інтуїції експерта.

Важливим напрямком розвитку інформаційних технологій є розробка систем, призначених для підтримки процесів прийняття рішення. Конкретне застосування даних систем актуально під час вирішення широкого кола задач, пов'язаних із культурними цінностями. До таких задач відносяться пошук і збереження інформації про об'єкти матеріальної та духовної культури, що мають велике художнє, історичне, етнографічне та наукове значення, їх ідентифікація, оцінка й експертиза.

Культурні цінності давно є об'єктами злочинів, зокрема вивезення їх із держави. Фальсифікація приховує твори живопису від митного контролю; її виявлення потребує тривалої експертизи з використанням різноманітних методів аналізу і відповідно швидкого прийняття рішення.

Враховуючи велику різноманітність типів об'єктів КЦ вони мають свою специфіку, можна зазначити, що для експертизи та кваліфікованого визначення приналежності досліджуваного об'єкта до культурних та історичних цінностей необхідно окремих фахівець-мистецтвознавець для кожного окремого виду цінностей, що в рамках спеціальних служб не є можливим. Одним з можливих варіантів розв'язання цієї задачі може бути створення та використання інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень при ідентифікації культурних цінностей, яка б містила в собі не тільки базу даних з описом різних ознак, характеристик та атрибутикою предметів мистецтва, а й робити висновки про ступінь культурної й історичної цінності досліджуваного об'єкта [3].

Проведений аналіз робіт за даним напрямком дозволяє зробити висновок, що, незважаючи на значний розвиток сучасних інформаційних технологій та спроби розробки ЕС та СППР, на сьогоднішній день не існує остаточного та всебічного рішення проблеми ідентифікації КЦ за рахунок впровадження зазначених систем. Раніше були спроби розв'язання задач подібного типу, але вони були вузьконаправлені та вирішені лише частково.

Наприклад, частина задач розв'язувалась за допомогою використання теорії нечіткої множини, яка в свою чергу не може забезпечити встановленої якості через низку обмежень. На сьогодні не існує універсальної моделі побудови ІСППР.

За останній час були запропоновані сучасні та ефективні методи та засоби ідентифікації об'єктів та побудови сучасних ІСППР. Також слід зазначити, що сучасні рішення дозволяють уникнути або зменшити ряд недоліків, які існували в попередніх рішеннях. За останні роки великої популярності набрало використання такого потужного інструменту як штучні нейронні мережі.

Таким чином, дослідження, розробка і використання моделей і методів організації, обробки та аналізу даних в ІСППР при ідентифікації і класифікації культурних цінностей та підвищення якості та ефективності рішення цих практичних задач за рахунок використання ІСППР створених на базі сучасних методів, моделей, технологій та інструментів є актуальними та важливими задачами.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами

Дисертаційна робота виконана відповідно до плану науково-дослідних робіт кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем Національного технічного університету "Дніпровська політехніка" і тісно пов'язана з виконанням автором держбюджетних науково-дослідних робіт:

– «Методи, моделі та технології обробки даних в комп'ютерних системах загального та спеціального призначення» (державний реєстраційний номер 0121U113718);

– «Високопродуктивні багатопроцесорні системи: особливості конструювання, дослідження оцінок ефективності, застосування до розв'язування прикладних задач» (державний реєстраційний номер 0122U201569).

Мета та задачі дослідження

Метою дисертаційної роботи є підвищення якості та точності ідентифікації і класифікації творів живопису в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень за рахунок розробки відповідних математичних методів та моделей.

Об'єкт дослідження – процеси ідентифікації та класифікації творів живопису в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень.

Предмет дослідження – методи та моделі ідентифікації та класифікації творів живопису на основі сучасних штучних нейронних мереж.

Методи дослідження. В основу досліджень покладені методи теорії математичного моделювання для математичної постановки задачі та розробки методів її розв'язання; теорії графів для розробки архітектури системи класифікації та ідентифікації творів живопису; теорії штучних нейронних мереж для розробки інтелектуальної системи класифікації та ідентифікації творів живопису, теорії обробки експериментальних даних та теорії прийняття рішень для обробки модельних та експериментальних даних.

Експериментальні дослідження проводилися в лабораторних умовах і на реальних об'єктах. Ефективність запропонованих рішень була досліджена під час експериментів із базою зображень, що містить фото картин світових, європейських та українських художників. Знайдено параметри конфігурації алгоритму, що забезпечують високу точність класифікації та ідентифікації.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати наступні задачі:

1. Провести системний аналіз сучасного стану розв'язання задачі ідентифікації культурних цінностей. Проаналізувати існуючі методи та способи проведення експертизи та ідентифікації культурних цінностей.

2. Розробити математичну модель для ідентифікації та класифікації об'єктів культурних цінностей на базі творів живопису.

3. Розробити нову архітектуру автоматизованої системи класифікації оцифрованих творів живопису для проведення повної музейної експертизи.

4. Виконати вибір та обґрунтування датасетів (наборів даних) для розв'язання задачі автоматизованої класифікації картин під час проведення повної музейної експертизи.

5. Виконати аналіз та рекомендації практичного застосування запропонованих в роботі моделей та методів.

6. Розробити концептуальну модель інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень ідентифікації творів живопису.

7. Розробити структуру та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації творів живопису.

Наукова новизна та практичне значення дисертаційної роботи

У дисертаційній роботі започатковано новий комплексний формалізований підхід до обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису, що дозволило реалізувати автоматизований контроль двоетапної процедури експертизи для встановлення авторства та справжності картин.

При цьому отримано такі *основні наукові результати*:

1. Вперше розроблено двоетапну процедуру автоматизованої експертизи для встановлення авторства та справжності картин, застосування якої дозволило підвищити ефективність ідентифікації твору живопису та знизити людський фактор при попередній експертизі.

2. Набула подальшого розвитку інтелектуальна система підтримки прийняття рішень класифікації творів живопису за атрибутом часу його створення в режимі real time, що підвищило ефективність роботи експерта та скорочення часу при встановленні віку твору живопису при попередній експертизі та при прийнятті рішення щодо подальшого його аналізу.

3. Вперше розроблено архітектуру інтелектуальної системи прийняття рішень на етапі (музейна експертиза), що виконує автоматичний збір візуальних ознак та аналіз Fine-Grained ознак із зображення картини, формування вектору провенансу та ідентифікацію картини на ім'я автора,

стилю, жанру та часу створення на основі мереж глибокого навчання для автоматичної класифікації картин з урахуванням їхнього провенансу. Це дозволило підвищити якість та ефективність роботи інтелектуальної системи прийняття рішень для ідентифікації та класифікації творів живопису.

4. Удосконалено метод класифікації картин з урахуванням провенансу у векторному представленні та з можливістю розрізнення характерних особливостей художників одного жанру, однієї часової епохи з використанням уявлення знань у вигляді графової структури, де виділення ознак на зображеннях картин виконується за допомогою Searching and Learning Discriminative Regions (SDR, LDR пошук і вивчення дискримінаційних регіонів). На відміну від інших підходів це створило передумови для прийняття ефективних рішень щодо експертизи творів за мінімально можливий час.

5. Отримали подальший розвиток згорткові нейронні мережі з функцією уваги, яка діє в мультизадачному режимі, для формалізації провенансу та його використання, як атрибута під час ідентифікації картин. Це дозволило, на відміну від інших систем, проводити повну музейну експертизу творів живопису.

Практичне значення одержаних результатів:

1. Запропоновані у роботі рішення впроваджено в митній справі Дніпровській митниці Держмитслужби.

2. Результати проведених досліджень застосовуються у навчальному процесі Національного технічного університету «Дніпровська політехніка» на факультеті інформаційних технологій на кафедрі програмного забезпечення комп'ютерних систем при викладанні дисциплін: «Машинне навчання»; «Сучасні методи і системи підтримки прийняття рішень»; «Моделі та методи штучного інтелекту в комп'ютерних науках».

Апробація результатів дисертації

Основні положення дисертаційної роботи представлено на таких міжнародних конференціях, форумах та наукових семінарах:

– IV Всеукраїнська науково-практична конференція: «Перспективні напрямки сучасної електроніки, інформаційних і комп'ютерних систем (MEICS-2019)» 27 – 29 листопада 2019 р., м. Дніпро.

– XIV Міжнар. конф. «Проблеми використання інформаційних технологій в освіті, науці та промисловості», 28 – 29 листопада 2019 р., м. Дніпро.

– XVI Міжнар. конф. «Проблеми використання інформаційних технологій в освіті, науці та промисловості», 15 грудня 2021 р., м. Дніпро.

– Міжнародний науково-технічний семінар «Критичні комп'ютерні технології та системи (КриКТехС)», доповідь за темою дисертаційної роботи 16 лютого 2022 р., м. Харків.

– Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference «Modern Directions and Movements in Science» (April 16 – 18, 2023). Luxembourg, Grand Duchy of Luxembourg.

– 7TH International Scientific and Practical Conference «CURRENT ISSUES AND PROSPECTS FOR THE DEVELOPMENT OF SCIENTIFIC RESEARCH» (April 19 – 20, 2023; Orléans, France).

Публікації. Матеріали дисертаційної роботи повною мірою викладені у 13 публікаціях, з них – 8 статей у фахових періодичних виданнях України з технічних наук, з яких 3 – категорії А (індексується в Scopus та Web of Science), 5 – категорії Б; 5 тезах доповідей у матеріалах міжнародних наукових конференцій.

Структура та обсяг роботи. Дисертаційна робота складається зі вступу, 4 розділів, висновків, списку використаних джерел, додатків. Загальний обсяг роботи складає 156 сторінок тексту, що містять 148 сторінок основного тексту, анотації на 8 сторінках, 20 рисунків, 5 таблиць, списку використаних джерел, що налічує 183 найменування на 19 сторінках, 2 додатків на 8 сторінках.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КУЛЬТУРНИХ ЦІННОСТЕЙ

1.1. Експертиза та ідентифікація культурних цінностей при використанні систем підтримки прийняття рішень

Державна політика та нормативно-правові засади в галузі експертизи культурних цінностей знайшли своє відображення у таких документах [1, 4 – 6]. Потреба в проведенні експертизи виникає при різних обставинах: оцінці надходжень предметів до бібліотеки, архіву чи музею щодо визначення їх культурного та історичного значення при прийомі до музейного, архівного чи бібліотечного фонду. Також вагомим є попит на проведення експертизи при необхідності вивозу культурних цінностей за кордон [7].

Аналіз існуючих робіт в галузі експертизи КЦ дозволяє зробити висновки, що автори у своїх дослідженнях звертають увагу саме на оцінку культурних цінностей, а не на їх ідентифікацію та класифікацію. Питання експертизи та оцінки КЦ розглядаються в роботах О. Калашнікової [3, 8 – 10], В. Індутного [11 – 13], Б. Платонового [14 – 16], В. Бітаєва [17] та інших.

Прагнення перевірити результати стилістичного аналізу, підтвердити або відкинути висновки про приналежність даного твору тому чи іншому авторові, розробити найбільш ефективний метод консервації і реставрації спонукало дослідників, реставраторів, істориків мистецтва все частіше звертатись за об'єктивними даними матеріального аналізу. На практиці найчастіше виконують такі методи матеріального аналізу [18]:

- фізико-хімічні методи дослідження;
- емісійний спектральний аналіз;
- лазерний спектральний мікроаналіз;
- якісний аналіз;

- кількісний аналіз;
- рентгенофазовий аналіз;
- інфрачервона спектроскопія;
- растрова (скануюча) електронна мікроскопія;
- рентгенівський мікроспектральний (мікрозондовий) аналіз;
- метод рентгенівської флуоресценції;
- мікрохімічний аналіз зв'язуючих;
- інфрачервона спектроскопія органічних зв'язуючих;
- тонкопрошарна хроматографія зв'язуючих;
- аналіз ліпідних зв'язуючих;
- оптико-фотографічні дослідження;
- макрофотографічне дослідження;
- макрохімічний аналіз;
- візуальне і мікроскопічне дослідження;
- фотографічні дослідження;
- дослідження в монохроматичному світлі;
- дослідження в ультрафіолетовому випромінюванні;
- дослідження в інфрачервоному випромінюванні;
- інфрачервона рефлексграфія;
- інфрачервона люмінесценція;
- рентгенографічні дослідження;
- мікрорентгенографія;
- метод компенсатографії;
- кристалооптичний метод;
- інфрачервона мікроскопія;
- мікрохімічний аналіз неорганічних матеріалів;
- мікрокристалоскопічний метод;
- крапельний метод;

- люмінесцентний метод.

Таким чином, можна дійти висновку, що існує велика кількість методів та засобів проведення експертизи, але більшість з них вимагає спеціальних умов, матеріально-технічного забезпечення та відповідних спеціалістів з певними компетентностями. Слід зазначити, що частина завдань і проблем пов'язаних з розробками систем ідентифікації культурних цінностей або знаходяться в стадії часткового вирішення, або тільки формулюються.

Додатково системи подібного типу можуть вирішувати більш широке коло задач, наприклад: пошук і збереження інформації про КЦ, а також можуть бути використані для популяризації цього питання в суспільстві. В той же час слід зазначити, що однією з задач, що ставляться в роботі є підвищення якості та ефективності рішення практичної задачі ідентифікації КЦ за рахунок впровадження та використання ІСППР створеної на базі сучасних методів/моделей/технологій/інструментів. При чому цей інструмент спрямовано на використання не лише експертами в спеціалізованих лабораторіях, а й більшому колу користувачів [19, 20]:

- експерти в області культурних цінностей та предметів мистецтва;
- музеї;
- навчальні заклади;
- організації створення та наповнення каталогів культурних цінностей та предметів мистецтва;
- державні органи контролю за культурними цінностями та предметів мистецтва;
- митна служба;
- мистецтвознавці;
- історики;
- аукціони культурних цінностей та предметів мистецтва;
- пересічні користувачі системи (гості ресурсу);
- інші системи та інформаційні ресурси.

Також слід зазначити що частина питань, що виникла під час аналізу стану питання та постановки задач дослідження значною мірою залежить від зовнішніх факторів та сторонніх осіб, які не матимуть пряме відношення саме до процесів розробки та впровадження ІСППР [21].

Під час вирішення поставлених задач виникають додаткові питання, не стільки інженерно-технічного характеру, скільки організаційного, методичного та нормативно-правового, які обов'язково слід враховувати для ефективної та якісної розробки ІСППР. Так, наприклад, при аналізі та вирішенні організаційних питань розробникам слід визначитися з типами об'єктів культурних цінностей для подальшого їх аналізу, оскільки КЦ є різноманітними та характеризуються різницями ознаками, тому і підхід до вирішення поставленої задачі повинен бути з урахуванням цього фактору. При постановці задачі й аналізі відповідної предметної галузі слід враховувати вимоги потенційних користувачів та консультуватися з відповідними експертами.

Щодо вирішення питань методичного та методологічного характеру, можна зазначити наступні аспекти:

- аналіз методики ідентифікації об'єктів культурних цінностей відповідно до їх типів;
- консультації з експертами відповідно до типу об'єктів культурних цінностей;
- визначення джерел інформації про об'єкти культурних цінностей, за допомогою яких наповнюється та оновлюється вміст сховища даних інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень;
- додаткові довідкові джерела інформації, за допомогою яких експерти обґрунтовують і підкріплюють свої висновки.

Слід зазначити, що практика експертного аналізу не має чітких алгоритмів та методики по первинній ідентифікації об'єктів культурних цінностей на початковому етапі, і більшість експертів спираються на свій

досвід та візуальний огляд. Для більш детального їх аналізу об'єкти КЦ передаються до спеціалізованих лабораторій, де використовуються різні методи аналізу [18].

При вирішенні нормативно-правових питань було визначено, що частина з таких питань регламентуються відповідними законами, постановами та розпорядженнями відповідних органів та служб. Наприклад було розглянуто такі питання:

- аналіз нормативно-правової бази з питань роботи з об'єктами культурних цінностей, наприклад таких документів як [1, 4 – 6] та інші;
- юридична правомірність тих чи інших видів досліджень по ідентифікації;
- юридичні наслідки прийнятих рішень по ідентифікації культурних цінностей.

Необхідно зазначити, що інтелектуальна система підтримки прийняття рішень при ідентифікації культурних цінностей реалізується в якості додаткового інструментарію, та рішення про визнання того чи іншого об'єкта залишається за користувачем (інспектором). Таким чином розробка та використання систем подібного типу не суперечить діючому законодавству.

Проведений аналіз сучасного стану проблеми ідентифікації культурних цінностей на базі творів живопису визначив наступні аспекти та завдання:

- розробка схеми ІСППР для ідентифікації КЦ та визначення її складових;
- розробка схеми роботи користувачів з СППР для ідентифікації КЦ;
- розробка алгоритму роботи користувача з системою.

Зазначені питання було розглянуто в роботах [22 – 25] та вибір схем, моделей й алгоритмів побудови сучасної інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень є складною комплексною задачею, де слід враховувати всі її складові та елементи.

Аналіз інженерно-технічних питань розробки та використання ІСППР показав їх важливість та складність оскільки до таких питань можна віднести:

- вибір платформи;
- вибір архітектури та організація сховища даних;
- питання організації каналів передачі даних;
- аналіз вимог до програмно-апаратного комплексу (сервер, термінал, робочі станції користувачів), тощо.

Вирішення зазначених питань не є однозначними та різні рішення мають свої переваги та недоліки. Таким чином, створення ІСППР є комплексною задачею, до якої входять такі складові, як: інтелектуальний аналіз даних та процесів, системи штучного інтелекту, організація БД та знань, інформаційна безпека та безпека програм та даних. Визначення критеріїв для аналізу та ідентифікації (вхідні дані, ознаки об'єктів) при створенні ІСППР для підтримки багатокритеріальних рішень. У складному інформаційному середовищі вибір інструментів для побудови ІСППР значною мірою впливає на ефективність та якість її роботи. Вибір інструментів побудови сучасних інформаційних систем є складною комплексною задачею, де слід враховувати всі складові та елементи ІСППР, і залежить від типу об'єктів для ідентифікації. Для вирішення окремих питань, наприклад, для організації комплексної системи захисту інформації в інформаційно-телекомунікаційній системі, де буде розміщено ІСППР, слід залучати відповідних фахівців.

Проаналізувавши відповідні питання та проконсультувавшись із експертами, було встановлено, що чітких алгоритмів та методики первинної ідентифікації об'єктів культурної цінності на початковому етапі не існує, більшість експертів покладаються на свій досвід та візуальний огляд. Для їх детальнішого аналізу об'єкти КЦ передають до спеціалізованих лабораторій, де використовують різні методи аналізу.

Також під час аналізу сучасного стану розв'язання задачі ідентифікації при використанні ІСППР було розглянуто наступні питання:

– питання розробки концептуальної моделі інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень щодо ідентифікації культурних цінностей, питання визначення основних сценаріїв роботи та обмежень [22];

– питання вибору та обґрунтування методів і засобів його побудови, методів дослідження та побудови складних об'єктів, перспективи використання сучасних штучних нейронних мереж як інструменту розробки інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень [23];

– алгоритм роботи ІСППР для ідентифікації КЦ та користувача з ним, питання визначення основних сценаріїв роботи та обмежень, а також питання доцільності поділу програмної реалізації системи на окремі модулі, що дозволить зробити менш трудомісткий і більш ефективний процес масштабування системи [24];

– проблеми практичної реалізації системи зберігання даних та СУБД як основної складової ІСППР для ідентифікації культурних цінностей [25, 26].

Відзначено складність і комплексність підходу до вирішення поставленого завдання, визначено перспективи та шляхи подальшого дослідження та використання даної предметної галузі.

Таким чином, в результаті аналізу, було прийнято рішення в дисертаційній роботі акцентувати увагу на творах живопису, як одним з типів КЦ, та на розробці моделей та методів їх класифікації та ідентифікації.

Деякі приклади існуючих або потенційних інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень класифікації творів живопису:

– Art Recognition – це система, яка використовує нейронні мережі для класифікації творів живопису за стилем, епохою, автором та іншими параметрами. Система може також виявляти підробки та порівнювати твори за схожістю. Система базується на даних з онлайн-аукціонів та музеїв [178].

– ArtPI – це ініціатива Інституту мистецтв Чикаго, яка надає відкритий доступ до високоякісних зображень та метаданих про твори живопису з їх колекції. Система дозволяє користувачам шукати, фільтрувати, сортувати та

аналізувати твори за різними критеріями, такими як художник, дата, стиль, тема, матеріал, тощо [179, 180].

– Google Arts & Culture – це онлайн-платформа, яка надає високороздільні зображення та відео творів мистецтва та культурних артефактів з партнерських культурних організацій по всьому світу. Система дозволяє користувачам віртуально відвідувати музеї, галереї, пам'ятки, виставки та інші місця культурної спадщини. Система також пропонує інтерактивні функції, такі як перенесення стилю, селфі з мистецтвом, експерименти з мистецтвом та інше [181 – 183].

1.2. Задачі встановлення дійсності та авторства творів живопису

Для чіткого розуміння проблеми встановлення дійсності та авторства творів живопису слід провести системний аналіз цього питання [27]. Стрімкі темпи зростання ринку творів мистецтва і попит, що постійно збільшується, на твори образотворчого мистецтва призвели до того, що проблема встановлення справжності творів живопису стала надзвичайно актуальною як для всіх учасників ринку: художніх музеїв і галерей, аукціонів, колекціонерів і приватних осіб, так і для митних служб держав [28].

Твори образотворчого мистецтва давно перестали бути лише виразом ідей та задумів художника, вони найчастіше виконують функцію платіжних коштів та об'єктів для вигідних інвестицій. З цієї причини картини відомих майстрів стали пов'язані зі злочинною діяльністю – підробками, розкраданнями, незаконним перевезенням через державні кордони. Особливо широко фальшуються полотна відомих художників. Фальсифікатори завдають не лише величезних матеріальних збитків державам, власникам картин, а й духовно знецінюють твори великих майстрів живопису, що загрожує економічній безпеці держав [28]. Під фальсифікацією творів образотворчого мистецтва розуміється виготовлення підроблених предметів живопису та його

продаж із єдиною метою отримання матеріальної вигоди. Залежно від кваліфікації фальсифікатора, використовуваних ним прийомів, технічних засобів та матеріалів у живопису існують різні за складністю підробки – від простих (копіювання) до суперпідробок, встановити справжність яких навіть фахівцям надзвичайно складно.

Для встановлення справжності творів живопису чи визначення ступеня віднесення їх у категорії «культурна цінність» чи «національне багатство» використовуються процедури експертизи. Розрізняють два види експертиз – митна та музейна експертиза [29]. Мета митної експертизи – забезпечення економічної безпеки країни. Митна експертиза жорстко структурована і має ієрархію цілей, де на чолі стоїть датування, а решта отриманих даних є додатковими і опорними для висновку, чи належить цей твір до відповідної категорії.

Кінцева мета музейної експертизи – встановлення справжності та авторства твору живопису. В даний час використовуються чотири основні методи встановлення справжності картин: криміналістичний, атрибутивний, технологічний, комплексний [30].

До криміналістичного методу належать: дослідження підпису автора картини; дослідження відбитків пальців рук автора картини; дослідження рукописних записів, підписів, відбитків печаток (штампів) на звороті картини; аналіз достовірності провенансу (історії володіння твором від моменту створення до нашого часу). В даний час поняття провенансу розширилося: до нього відносять також перелік чеків або рахунків, що доводять факт придбання предмета за певну суму, експертні оцінки, історію участі в аукціонних торгах, репродукції у книгах та каталогах, участь у виставках, а також будь-які згадки у релевантній літературі.

Атрибуційний метод полягає у вивченні деталей художньої форми для з'ясування специфіки індивідуальної манери майстра.

Технологічний метод реалізується за допомогою різних технічних засобів аналізу: мікроскопічного, рентгеноспектрального, макрофотографії, а

також в ультрафіолетових та відбитих інфрачервоних променях та ін. При технологічному методі дослідження проводиться аналіз усіх елементів картини: основи, ґрунту, барвистого шару тощо. З отриманих даних встановлюється, що у різні етапи свого творчого шляху художник використовував певні ґрунтовки, фарби, лаки, пензлі. Отримані результати показують, що у кожного художника своя манера «письма», своя спеціальна техніка, стиль. Для підвищення достовірності прийняття рішення про справжність творів живопису використовують комплексну криміналістичну, технологічну та мистецтвознавчу експертизу [31]. Практичне використання комплексних експертиз встановлення справжності творів живопису потребує як залучення висококваліфікованих груп експертів, оснащених необхідними технічними засобами, так і значних фінансових і часових витрат. Системне вирішення цієї проблеми можливе на основі інтелектуальної відеоаналітики, методів машинного навчання та обчислювального інтелекту.

З урахуванням дії чинника часу, можна сказати, що митна експертиза має бути більш оперативною, щоб забезпечувати швидке прийняття рішення про визначення ступеня віднесення твору живопису до категорії «культурна цінність» або «національне багатство» та дозвіл (заборону) його вивезення за межі держави. Музейна експертиза не так жорстко обмежена за часом, оскільки вона виконується не на території пунктів перетину кордонів. Очевидно, що для митної експертизи вибір методів, що використовуються, досить обмежений за швидкодією: це варіанти технологічного методу, засновані на фотографуванні творів мистецтва в різних умовах освітлення. Інші технологічні методи, а також криміналістична, мистецтвознавча та атрибутивна експертизи не можуть бути оперативно виконаними в умовах митного контролю. Тому пропонується двоетапна процедура встановлення справжності та авторства творів живопису (рис. 1.1).

Етапи	Тип експертизи	Методи експертизи
I	Митна	Технологічний (фотографування)
↓		
II	Музейна	Криміналістичний Історичний (історія мистецтва) Атрибутивний Технологічні (хімічний, спектральний аналіз та ін.)

Рис. 1.1. Схема двоетапної процедури експертизи для встановлення справжності та авторства творів живопису

Перший етап експертизи – митна, яку пропонується реалізувати за допомогою одного з технологічних методів, а саме – фотографування творів живопису з високою роздільною здатністю в умовах студійного освітлення у видимому, інфрачервоному, ультрафіолетовому та рентгенівському діапазонах частот та його використання в системах інтелектуального аналізу даних з метою встановлення справжності, авторства та часу створення (написання) творів живопису.

Нині у сфері митної експертизи дослідження проводять у кількох напрямках. Один напрямок орієнтований на створення нових та удосконалення існуючих приладів та пристроїв, які дозволяють аналізувати матеріали та речовини, використані при написанні твору живопису [28 – 33]. Інший напрямок безпосередньо пов'язаний з інформаційними інтелектуальними технологіями оцифрування зображень та їх аналізу за допомогою інтелектуального аналізу даних, методів статистики, обробки сигналів, машинного навчання нейронних мереж, що виявилися ефективним засобом для зіставлення, ідентифікації, аутентифікації картин [34 – 37].

Синонімами терміну інтелектуальний аналіз даних є видобуток даних (data mining), виявлення знань (knowledge discovery). Інтелектуальний аналіз даних пов'язаний з пошуком в даних прихованих і корисних закономірностей,

що дозволяють отримати нові знання про досліджені дані. Перед фахівцями з митної експертизи постало питання про обробку оцифрованих зображень твору живопису, та перетворення їх в знання. Відомі статистичні методи покривають лише частину потреб по обробці даних, і для їх використання необхідно мати чітке уявлення про шукані закономірності – встановлення справжності авторства та часу створення творів живопису.

У такій ситуації методи інтелектуального аналізу даних набувають особливу актуальність. Їх особливість полягає у встановленні наявності та характеру прихованих закономірностей в даних, тоді як традиційні методи займаються головним чином параметричною оцінкою вже встановлених закономірностей. Серед методів інтелектуального аналізу даних особливе місце займають класифікація та кластеризація. Класифікація, при відомому заздалегідь угрупованню даних на підмножини (класи, стилі, жанри), встановлює закономірність, за якою твори живопису групуються саме таким чином. Кластеризація ж, ґрунтуючись на схожості творів живопису, знаходить підмножини (кластери), в які вони групуються по часу створення.

У своїй роботі «Аналіз даних та процесів» [87] А.А. Барсегян, М.С. Купріянов, І.І. Холод, М. Д. Тесс, С.І. Єлізаров зазначають, що велика перевага кластерного аналізу в тому, що він дає змогу здійснювати розбиття об'єктів не за одним параметром, а за цілим набором ознак. Крім того, кластерний аналіз, на відміну від більшості математико-статистичних методів, не накладає жодних обмежень на вид розглянутих об'єктів і дає змогу розглядати безліч вихідних даних практично довільної природи. Це має велике значення, наприклад, для прогнозування кон'юнктури, за наявності різнорідних показників, що ускладнюють застосування традиційних економетричних підходів. Кластерний аналіз дає змогу розглядати досить великий обсяг інформації та різко скорочувати, стискати великі масиви інформації, робити їх компактними та наочними. Завдання кластеризації полягає в поділі досліджуваної множини об'єктів на групи "схожих" об'єктів, які називаються кластерами. Розв'язанням задачі класифікації є віднесення кожного з об'єктів

даних до одного (або кількох) із заздалегідь визначених класів і побудова, в остаточному підсумку, одним із методів класифікації моделі даних, що визначає розбиття множини об'єктів даних на класи. Зважаючи на особливе становище задачі кластеризації у списку задач інтелектуального аналізу даних, було розроблено безліч способів її розв'язання. Системний підхід до розв'язання задачі кластеризації в умовах апріорної невизначеності став можливий після розвитку Л. Заде теорії нечітких множин. У рамках цього підходу вдається формалізувати якісні поняття, невизначеність, притаманну реальним даним. Успіх цього підходу пояснюється ще й тим, що в процесі аналізу даних бере участь людина, оцінки та судження якої розпливчасті й суб'єктивні. Доречно навести вислів Л. Заде, основоположника теорії нечітких множин: "...потрібна нова точка зору, новий комплекс понять і методів, у яких нечіткість приймається як універсальна реальність людського існування". При застосуванні теорії нечітких множин для розв'язання задачі кластеризації творів живопису можливі різні варіанти введення нечіткості в методи розв'язання цієї задачі. Нечіткість може враховуватися як у поданні творів живопису, так і при описі взаємозв'язку між ними. Крім того, твори живопису можуть як мати, так і не мати кількісної природи. Врахування нечіткості досліджуваних даних, у загальному випадку, серйозна проблема. Описувати нечіткі взаємозв'язки даних можна різними способами. Одним із таких способів, що набули значного поширення в алгоритмах нечіткої кластеризації даних, які використовують у наш час, є опис взаємозв'язку даних через їхнє відношення до деяких еталонних зразків – центрів кластерів. У цих алгоритмах нечіткість проявляється в описі кластерів як нечітких множин, що мають ядро в центрі кластера. З іншого боку, взаємозв'язок даних в умовах невизначеності можна враховувати за допомогою апарату нечітких відносин між окремими зразками даних, не вдаючись при цьому до поняття центру кластера. Такий підхід не набув ще широкого поширення на практиці, хоча, очевидно, є більш універсальним.

У роботі [38] подано вичерпну оцінку 179 класифікаторів, що належать до великої колекції з 17 родин (дискримінантний аналіз, байєсівський, нейронні мережі, машини опорних векторів, дерева рішень, класифікатори на основі правил, бустінг, беггінг, стекування, випадкові ліси та інші ансамблі, узагальнені лінійні моделі, методи найближчих сусідів, часткові найменші квадрати та регресія головних компонент, логістична та мультиномна регресія, сплайни, множинна адаптивна регресія та інші методи), яку реалізовано у Weka, R (із пакетом Caret та без нього), C та Matlab, включно з усіма відповідними класифікаторами, що доступні сьогодні. Результати досліджень проводилися на 121 наборі даних з бази даних машинного навчання UCI.

Репозиторій даних The UCI Machine Learning Repository [39] містить реальні дані з прикладних задач у галузі біології, медицини, фізики, техніки, соціології тощо. Результати досліджень показали, що найкращі результати дає паралельний випадковий ліс (parRF t), реалізований в R. З налаштуванням параметра mtry. parRF t максимальна точність за всіма наборами даних досягає в середньому 94,1%. Випадковий ліс в R і налаштований (rf t) трохи гірший (93,6% від максимальної точності). Реалізація SVM у LibSVM на C з ядром Gaussian (svm C), налаштовуючи регуляризацію і поширення ядра, досягає 92,3% від максимуму точності. Ці результати відповідають тільки чистим (добре відфільтрованим) даним і реалізованим в R методам кластеризації та класифікації. Вони можуть розглядатися як потенційно досяжна на сьогоднішній день точність класифікації. Більш того, встановлено щодо необхідності використання чистих (попередньо відфільтрованих) даних і необхідності використання якомога більш лінійно незалежної системи критеріїв класифікації які будуть використані в цій роботі.

1.3. Вибір та обґрунтування методів кластеризації творів живопису

Для вибору й обґрунтування методів кластеризації творів живопису наводиться коротка характеристику підходів (алгоритмів) до їхньої кластеризації:

1) Алгоритми, засновані на поділі даних (Partitioning algorithms): поділ об'єктів на k кластерів; ітеративний перерозподіл об'єктів для поліпшення кластеризації.

2) Ієрархічні алгоритми (Hierarchy algorithms): агломерація, кожен об'єкт спочатку є кластером, кластери, з'єднуючись один з одним, формують більший кластер.

3) Методи, засновані на концентрації об'єктів (Density-based methods), тобто на можливості з'єднання об'єктів та знаходження кластерів довільної форми.

4) Грид – методи (Grid – based methods) – квантування об'єктів в грид структури.

5) Модельні методи (Model – based) – використання моделі для знаходження кластерів найбільш відповідних даних.

Методи кластерного аналізу можна розділити на дві групи: ієрархічні; неієрархічні. Кожна з груп включає безліч підходів і алгоритмів. Використовуючи різні методи кластерного аналізу, аналітик може отримати різні рішення для одних і тих же даних. Це вважається нормальним явищем. Загальноприйнятої класифікації методів кластеризації не існує, але можна виділити кілька груп підходів (деякі методи можна віднести відразу до декількох груп). Корпорація Accrue Software, що займається розробкою програмного забезпечення для кластеризації даних, пропонує класифікацію, що приведена на рис. 1.2.

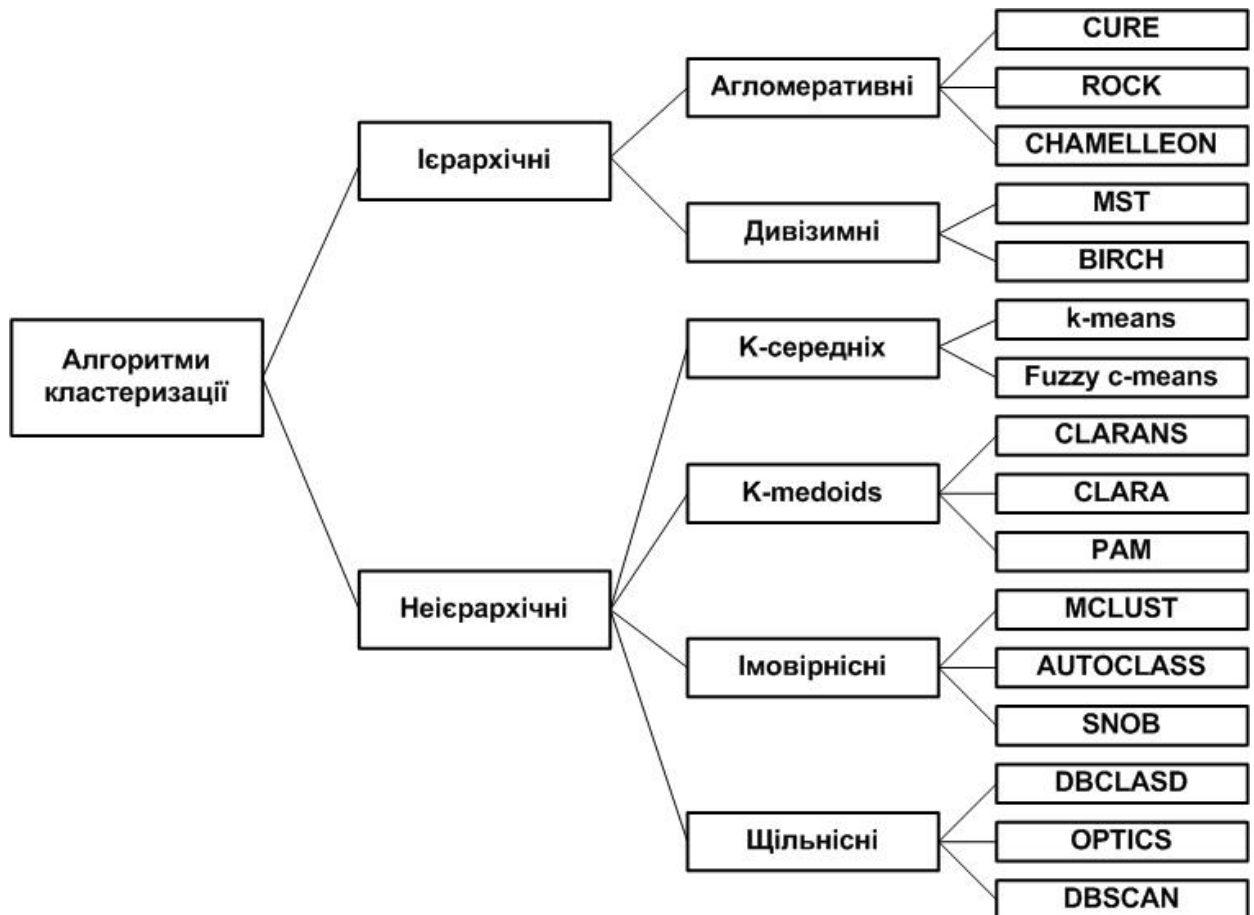


Рис. 1.2. Класифікація методів кластеризації

Методи ієрархічної кластеризації ґрунтуються на двох ідеях: агломерації (AGNES, Agglomerative Nesting), тобто послідовному об'єднанні індивідуальних об'єктів або їхніх груп у дедалі більші підмножини, і зворотному за змістом процесі розбивки (DIANA, Divise Analysis), що починається з кореня і на кожному кроці ділить утворені групи за ступенем гетерогенності [86]. В обох випадках результат роботи алгоритму являє собою деревоподібну структуру, або дендрограму. Окремі версії агломеративної ієрархічної процедури відрізняються правилами обчислення відстані між кластерами. Наприклад, алгоритм середнього зв'язку (average linkage clustering) на кожному наступному кроці об'єднує два найближчі кластери, розраховуючи середню арифметичну дистанцію між усіма парами об'єктів. До алгоритму середнього зв'язку природно одразу додати ще два із взаємно протилежними тенденціями: алгоритм поодинокого зв'язку, або "найближчого

сусіда" (single linkage clustering), коли відстань між кластерами оцінюють як мінімальну з дистанцій між парами об'єктів, один із яких входить до першого кластеру, а інший – до другого; і алгоритм повного зв'язку або "далекого сусіда" (complete linkage clustering), коли обчислюють відстань між найвіддаленішими об'єктами. Глибший статистичний зміст у поняття відстані між кластерами вкладають у разі використання центроїдного методу (centroid linkage clustering) і методу мінімуму дисперсії Ворда (Ward). Стверджувати, якому з методів надається перевага, доволі просто – це той, який найчастіше призводить до природної кластеризації.

Алгоритм ієрархічної кластеризації полягає в послідовному виконанні таких кроків.

Крок 1. Усю множину творів живопису (навчальна вибірка) розбивають на класи за однією ознакою – датою (роком) написання твору і ранжирують (упорядковують). При цьому кількість класів збігається з кількістю років, представлених у навчальній вибірці, а в кожному класі може міститися необмежена кількість художніх творів, написаних одним або різними авторами в різних жанрах і стилях, але в конкретному році. Не порушуючи загальності, припускаємо, що кількість кластерів на першому кроці дорівнює n .

Крок 2. Обирається два кластери, відстань між якими мінімальна, і об'єднується їх в один кластер, і крок 2 повторюється. Якщо в навчальній вибірці було n кластерів, то на $(n-1)$ кроці залишається два кластери, а на n -му кроці – один. Незважаючи на свою простоту й очевидність, метод ієрархічної кластеризації може виявитися надзвичайно ефективним за виконання трьох умов:

- "правильного" вибору ($m \times p$) вимірного простору ознак, у якому кожен твір (об'єкт) представляється окремою точкою;

- "правильного" вибору відстані між об'єктами, що належать одному кластеру;

– "правильного" вибору відстані між різними кластерами.

Усі ці умови жорстко пов'язані між собою і для їхнього розв'язання необхідно залучати як високопрофесійних експертів у галузі образотворчого мистецтва, так і високопрофесійних спеціалістів у сфері штучного інтелекту, Big Data і Data mining.

Правильний вибір ($m \cdot p$) вимірного простору ознак творів живопису, вибір відстані між об'єктами, що належать одному кластеру, та вибір відстані між кластерами є надзвичайно складними та, дотепер, невирішеними завданнями. Однак ситуація не настільки безнадійна і метод ієрархічної кластеризації можна використовувати як критерій їхнього ефективного розв'язання. Якщо всі три умови коректно виконані, то метод ієрархічної кластеризації на другому і наступних кроках буде об'єднувати сусідні кластери, віддалені від вихідного на не довше ніж на k років, де $k = 1, 2, 3$. При цьому, якщо $k = 1$, то отримується ідеальна (найкраща) кластеризація. Якщо k значно більший за три, то кластери, що об'єднуються, можуть перебувати на значній відстані один від одного і навіть перетинатися, що виявляється неприйнятним для використання методу ієрархічної кластеризації для митної експертизи.

Застосування методу ієрархічної кластеризації для митної експертизи ґрунтується на тому, що апіорно виокремлюють два класи, які відрізняються роком створення (написання) творів живопису. Задача митної експертизи полягає у встановленні, з ймовірністю не нижче заданої, періоду написання картини. Якщо після написання картини минуло менше p років, то картина належить до першого класу, апіорно припускаючи, що вона не представляє ні "культурну цінність", ні "національне багатство", і для її вивезення не потрібен додатковий дозвіл. Якщо в результаті митної експертизи ухвалено рішення про те, що з моменту написання картини минуло рівно або більше p років, то картина належить до другого класу – "культурна цінність" чи "національне багатство" і для її вивезення потрібен додатковий дозвіл.

Чисельне значення порога p встановлюється законодавством України. Під час використання методу ієрархічної кластеризації для митної експертизи процес об'єднання кластерів успішно завершується в тому разі, якщо $n - p$ кластер об'єднується з усіма попередніми кластерами, а $(n - p + 1)$ з усіма наступними кластерами (ідеальна кластеризація). У разі об'єднання $n-p$ -го кластера з k наступними, де $k = 1, 2, 3, \dots$, ухвалюється рішення, що картина відноситься до першого класу, і для її вивезення не потрібен додатковий дозвіл. У разі об'єднання $(n - p)$ -го кластера з k попередніми, де $k = 1, 2, 3, \dots$, ухвалюється рішення, що картина належить до другого класу "культурна цінність" чи "національне багатство" і для її вивезення потрібен додатковий дозвіл.

Неієрархічні методи кластеризації творів живопису. Найбільш поширений серед неієрархічних методів алгоритм k -середніх, також званий швидким кластерним аналізом. Повний опис алгоритму можна знайти в роботі Хартігана і Вонга (Hartigan and Wong, 1978) [40]. На відміну від ієрархічних методів, які не вимагають попередніх припущень щодо числа кластерів, для можливості використання цього методу необхідно мати гіпотезу про найбільш ймовірну кількість кластерів. Алгоритм k -середніх будує k кластерів, розташованих на можливо великих відстанях один від одного. Основний тип задач, які вирішує алгоритм k -середніх – наявність припущень (гіпотез) щодо числа кластерів, при цьому вони повинні бути різні настільки, наскільки це можливо. Вибір числа k може базуватися на результатах попередніх досліджень, теоретичних міркуваннях або інтуїції. Загальна ідея алгоритму: задане фіксоване число k кластерів заповнюється об'єктами так, що центри кластерів (центроїди) максимально можливо відрізняються один від одного [42].

Опис алгоритму:

1) Початковий розподіл об'єктів по кластерам. Вибирається число k , це число відповідає кількості кластерів, і на першому кроці ці точки вважаються «центрами» кластерів. Кожному кластеру відповідає один центр. Вибір початкових центроїдів може здійснюватися в такий спосіб: вибір k об'єктів для

максимізації початкової відстані; випадковий вибір k об'єктів; вибір перших k . В результаті кожен об'єкт призначений певному кластеру.

2) Ітеративний процес. Обчислюються нові центри кластерів, за якими далі об'єкти знову перерозподіляються. Процес обчислення центрів і перерозподілу об'єктів триває доти, поки не буде виконана одна з умов: кластерні центри стабілізувалися, тобто всі об'єкти належать кластеру, до якого належали до поточної ітерації; число ітерацій дорівнює максимальному числу ітерацій. Мета методу розділити n об'єктів на k кластерів, так щоб кожен об'єкт належав до кластера з найближчим до нього середнім значенням. Метод базується на мінімізації суми квадратів відстаней між кожним об'єктом та центром його кластера.

Вибір числа кластерів є складним питанням. Якщо немає припущень щодо цього числа, рекомендується створити 2 кластера, потім 3, 4, 5 і т.д., порівнюючи отримані результати. Після отримання результатів кластерного аналізу методом k -середніх слід перевірити правильність кластеризації (тобто оцінити, наскільки кластери відрізняються один від одного). Для цього розраховуються середні значення для кожного кластера. При гарній кластеризації повинні бути отримані центри, що сильно відрізняються для всіх кластерів або хоча б для більшої їх частини.

Переваги алгоритму k -середніх: простота використання; швидкість використання; зрозумілість і прозорість алгоритму.

Недоліки алгоритму k -середніх: алгоритм занадто чутливий до викидів, які можуть спотворювати середнє.

Можливим вирішенням цієї проблеми є використання модифікації алгоритму: алгоритм k -медіани; алгоритм може повільно працювати на великих базах даних. Можливим вирішенням цієї проблеми є використання вибірки відфільтрованих даних. Результат класифікації сильно залежить від випадкових початкових позицій кластерних центрів; кількість кластерів повинна бути заздалегідь визначена дослідником; метод k -середніх є доволі простим і прозорим, тому успішно використовується у різноманітних сферах.

В алгоритмах глибокого навчання метод k -середніх іноді застосовують не за прямим призначенням (класифікація розбивкою на кластери), а для створення так званих фільтрів (ядер згортки). Наприклад, для розпізнавання зображень в алгоритм k -середніх подають невеликі випадкові фрагменти зображень навчальної вибірки, припустимо, розміром 16×16 у вигляді лінійного вектору, кожен елемент якого кодує яскравість своєї точки. Кількість кластерів k задається більшим числом, наприклад 256. «Навчений» метод k -середніх за певних умов виробляє при цьому центри кластерів (центроїди), які представляють собою зручні базиси, на які можна розкласти будь яке вхідне зображення. Такі «навчені» центроїди надалі використовують в якості фільтрів, наприклад для нейронної мережі в якості ядер згортки або інших аналогічних систем машинного зору. Таким чином здійснюється навчання без вчителя за допомогою методу k -середніх. На рис.1.3 зображено порівняння результатів кластеризації одних і тих самих даних різними методами, з приведеною швидкодією [41].

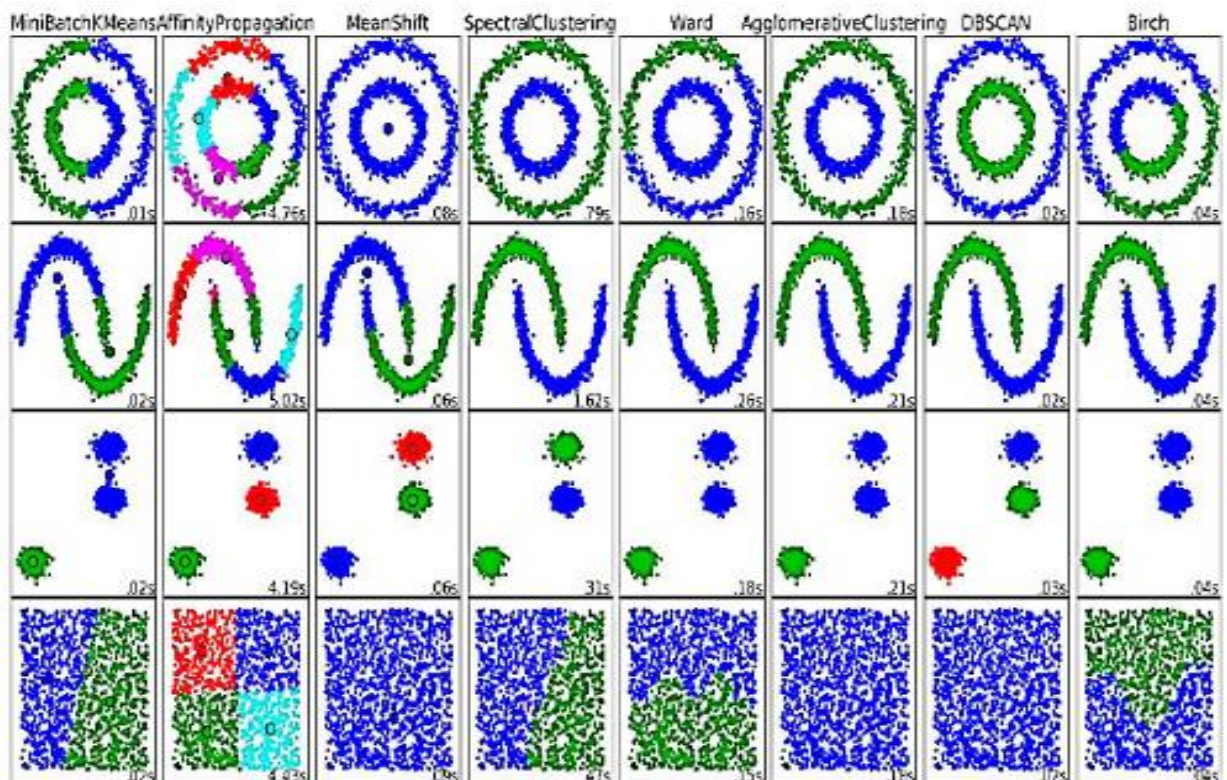


Рис. 1.3. Результати кластеризації декількох методів та їх швидкодія

Існує багато методів модифікації даного алгоритму, що дозволить в майбутньому модифікувати його у відповідності до поставлених вимог.

1.4. Постановка завдання дослідження

На основі аналізу літературних джерел та з огляду на нинішній стан розвитку проблеми ідентифікації культурних цінностей на базі творів живопису стає необхідним виконати наступні взаємозалежні завдання:

1. Проаналізувати існуючі методи та способи проведення експертизи та ідентифікації культурних цінностей.

2. Розробити математичну модель для ідентифікації та класифікації об'єктів культурних цінностей на базі творів живопису.

3. Виконати розробку архітектури автоматизованої системи класифікації оцифрованих творів живопису для проведення повної музейної експертизи.

4. Виконати вибір та обґрунтування датасетів (наборів даних) для вирішення задачі автоматичної класифікації картин під час проведення повної музейної експертизи.

5. Виконати аналіз та рекомендації практичного застосування запропонованих в роботі моделей та методів.

6. Розробити концептуальну модель інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень ідентифікації творів живопису.

7. Розробити структуру та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації творів живопису.

1.5. Висновки до розділу 1

Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень, яка може класифікувати твори живопису за різними критеріями, такими як стиль, епоха, автор, тощо. може бути корисною для аналізу, навчання та оцінки художніх

творів, а також для виявлення підробок або схожостей між різними творами. Для розробки такої системи потрібно використовувати моделі та методи, які можуть опрацьовувати візуальну інформацію, витягувати характеристики та атрибути зображень, порівнювати та класифікувати твори за допомогою сучасних алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту.

Одним із можливих підходів до побудови такої системи є використання онтологій предметних галузей та онтологій задач, які є базами знань для інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. Онтологія предметної галузі містить поняття та відношення, які описують об'єкти та явища в галузі живопису, такі як художники, стилі, техніки, матеріали, тощо. Онтологія задач містить поняття та відношення, які описують цілі, критерії, обмеження та методи класифікації творів живопису. За допомогою онтологій можна побудувати інтелектуальну систему, яка може виконувати такі завдання, як:

- Класифікація творів живопису за стилем, епохою, автором, тощо. Система може використовувати онтологічні знання для визначення категорій та критеріїв класифікації, а також аналізувати візуальні характеристики творів за допомогою методів машинного зору та машинного навчання.

- Ідентифікація творів живопису за зображенням. Система може порівнювати зображення творів з базою даних, яка містить онтологічні знання та метадані про твори, а також використовувати методи зворотного пошуку зображень та розпізнавання об'єктів.

- Виявлення підробок або схожостей між творами живопису. Система може використовувати онтологічні знання для визначення оригінальності та автентичності творів, а також аналізувати візуальні характеристики творів за допомогою методів детектування аномалій та вимірювання схожості.

З аналізу літературних джерел та огляду стану розвитку проблеми ідентифікації культурних цінностей на базі творів живопису виникає задача, ідентифікації та класифікації творів живопису на етапах митної та музейної

експертиз яку можна розв'язати за рахунок розробки та використання відповідних методів та моделей.

Результати цього розділу відображені в роботах автора [19 – 27].

РОЗДІЛ 2

МАТЕМАТИЧНА ПОСТАНОВКА ТА МЕТОД РЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ МИТНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ ТВОРІВ ЖИВОПИСУ

2.1. Математична постановка задачі класифікації творів живопису

Для математичної постановки задачі класифікації творів живопису введемо низку позначень. Припустимо, що є множина I , що складається з n творів живопису – в подальшому навчальна вибірка об'єктів або датасет [27]:

$$I = \{i_1, i_2, \dots, i_l, \dots, i_n\}, l = \overline{1, n}, \quad (2.1)$$

кожен з яких характеризується набором з m ознак

$$F = \{f_1, f_2, \dots, f_q, \dots, f_m\}, q = \overline{1, m}. \quad (2.2)$$

Ознаки набувають значення з деякої множини:

$$C^{[f_q]} = \{c_1^{[f_q]}, c_2^{[f_q]}, \dots, c_h^{[f_q]}, \dots, c_p^{[f_q]}\}, h = 1, \dots, p, \quad (2.3)$$

де p – кількість можливих дискретних значень кожної ознаки; f_q – набір ознак.

Одна ознака є цільовою f_T , її значення для множини об'єктів I складають вектор $C^{[f_T]} = C_T$. Класифікатор G на прикладах навчається встановлювати взаємозв'язки виду:

$$G(F(I)) = C_T, \quad (2.4)$$

розраховуючи апроксимовані значення цільової ознаки \hat{C}_T такі, що різниця між заданим та апроксимованим значеннями буде мінімальною:

$$d(C_T, \hat{C}_T) \rightarrow \min. \quad (2.5)$$

Навчений класифікатор дозволяє розраховувати значення цільового атрибута для нових об'єктів $I_{new} = \{i_{n+1}, i_{n+2}, \dots\}$ наступним чином:

$$G(F(I_{new})) = C_{TNew}. \quad (2.6)$$

2.2. Дослідження простору ознак творів живопису

При класифікації творів живопису у найпростішому випадку можна вибрати кілька цільових ознак (атрибутів) [38]:

- визначення художнього стилю картини із цільовим атрибутом C_{TStyle} ;
- визначення жанру картини з цільовим атрибутом C_{TGenre} ;
- визначення автора з цільовим атрибутом $C_{TArtist}$;
- визначення часу створення картини з цільовим атрибутом C_{TTime} .

Очевидно, що датасет, який використовується для розв'язання задачі, має включати відповідні атрибути. Якщо ім'я художника – атрибут, обов'язковий для подібних датасетів, то визначення та розмітка художнього стилю потребує участі висококваліфікованих мистецтвознавців. Розмітка жанру картини – ще складніша задача, тому цей атрибут може бути присутнім не в усіх датасетах, що має бути враховано при розробці інтелектуальної системи прийняття рішень.

При проведенні митної експертизи завдання класифікації творів живопису доцільно формулювати та вирішувати за атрибутом часу (інтервалу часу) створення C_{TTime} картини (рис. 2.1).



Рис. 2.1. Схема класифікації творів живопису за атрибутом часу

Як зазначено в [35], при розмітці даних мистецтвознавці часто використовують відомості про належність автора до того чи іншого художнього стилю – це збільшує точність класифікації. Тому можна виділити глобальні та локальні характерні ознаки, необхідні для розпізнавання автора картини та, відповідно, часу створення картини (рис. 2.2).



Рис. 2.2. Схема класифікації картин на основі глобальних і локальних ознак

Багато художників упродовж творчої активності змінювали художню манеру письма, переходили від одного стилю до іншого, тому використання ознак, які можуть характеризувати художній стиль, буде корисним. У датасетах, які нині використовують під час розроблення систем автоматичної класифікації, найчастіше розглядають такі стилі: Абстрактний експресіонізм, Бароко, Конструктивізм, Імпресіонізм, Постімпресіонізм, Кубізм, Нео-класика, Поп-арт, Реалізм, Ренесанс, Романтизм, Супрематизм, Сюрреалізм [35].

Залежно від сюжету, твори образотворчого мистецтва прийнято ділити на такі жанри живопису: портрет, пейзаж, історичний, батальний, анімалістика (анімалізм), побутовий, натюрморт та інші [59]. При проведенні митної

експертизи в завданні класифікації творів живопису художній стиль і жанр картини будемо розглядати як допоміжні атрибути.

2.3. Розробка математичних моделей опису властивостей творів живопису

Для детального опису загальних властивостей картини необхідно, окрім основних цільових ознак, ввести низку додаткових ознак, що використовують дані про колір і про структурні властивості, притаманні всьому зображенню, та провести їхню детальну структурування. Щоб сформувати набори таких ознак, використовують багато різноманітних алгоритмів і дескрипторів: вейвлет-перетворення, перетворення Радона, Хафа, Фур'є, Чебишева та їхні комбінації [34]; фільтри Габора; Local binary patterns (LBP); детектори SIFT [50]; текстурні ознаки; перші 4 моменти; багатовимірні гістограми; Edge Statistics features тощо. [35]. Зокрема, саме за першими 4 моментами та за контурними ознаками можна однозначно класифікувати твори імпресіоністів. Контурні ознаки несуть інформацію про стиль мазків, притаманний кожному художникові, що виокремлює імпресіонізм порівняно з іншими стилями.

Картини сюрреалістів більш інформативно можна описати за допомогою контурних та об'єктних статистик, що відображає наявність у їхніх творах значних "порожніх" областей.

Використання колірних даних під час складання дескрипторів підвищує точність класифікації на 18,1% [34]. Однак, дослідники найчастіше оперують колірними даними в RGB поданні, оскільки цей колірний простір описує сигнали пристроїв image capture and displaying (захоплення та відображення зображення). У роботі [48] пропонується також використовувати колірний простір CIE Lab, оскільки він орієнтований на однозначний опис візуальних стимулів відповідно до людського зору.

Від вибору атрибутів, що характеризують об'єкти, залежить точність класифікації. Аналіз літературних джерел [44 – 49] дає змогу дійти висновку

про те, що найбільшу інформативність і повноту має набір глобальних дескрипторів зображення картин, таких як Local binary patterns (LBP) та їхні колірні модифікації; Haralik's текстурні ознаки; SIFT дескриптор.

Local binary patterns (LBP) – локальні бінарні шаблони – дескриптори опису властивостей околиць заданого пікселя зображення:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{N-1} s(g_p - g_c) 2^p, \quad (2.7)$$

де $s(\)$ – ступінчаста функція Хевісайда $\text{step}(x)$, яка повертає 0, якщо $x \geq 0$, і 1 в іншому випадку; g_c – значення яскравості центрального пікселя околиці; g_p – значення яскравості p -го пікселя околиці розміром P .

За результатами порівняння яскравостей g_c та g_p будується гістограма для кожного пікселя. Ці гістограми нормалізують, ущільнюють і об'єднують у єдиний вектор даних. Метод є надзвичайно ефективним, особливо в завданнях відокремлення об'єкта від фону. Одна з його модифікацій RGB-LBP дає змогу обробляти кольорові зображення. При цьому локальний бінарний шаблон обчислюється в просторі RGB для кожної колірної компоненти окремо, а потім описи об'єднуються. У загальному випадку, LBP можна визначати в будь-якому колірному просторі, подібні модифікації відомі як Color LBP.

У практиці аналізу зображення часто розглядають як випадковий процес, що характеризується деяким законом розподілу яскравості пікселів g як випадкової величини. Основними параметрами, які описують цю випадкову величину, є математичне очікування, дисперсія та центральні моменти розподілу яскравостей.

Оцінка математичного очікування у випадку зображень із кінцевою кількістю пікселів P представляють його наближенням – середнім значенням [19, 27]:

$$\mu = \frac{1}{P} \sum_{k=1}^P g_k. \quad (2.8)$$

Дисперсія дає змогу оцінювати ступінь відхилення можливих значень яскравості пікселів від середнього:

$$\sigma^2 = \frac{1}{P} \sum_{k=1}^P (g_k - \mu)^2. \quad (2.9)$$

Центральний момент n -го порядку розподілу випадкової величини в загальному випадку для зображення можна оцінити з використанням співвідношення:

$$\mu_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^P (g_k - \mu)^n. \quad (2.10)$$

Перший центральний момент дорівнює нулю, другий дорівнює дисперсії. Третій центральний момент μ_3 – асиметрія. Він демонструє несиметричність функції щільності розподілу ймовірності щодо середнього значення. Четвертий центральний момент μ_4 характеризує гостроту вершини функції щільності розподілу ймовірності. Таким чином, сукупність цих чотирьох центральних моментів вичерпно описує властивості функції розподілу яскравостей пікселів для конкретного зображення. Тому їх називають "перші чотири моменти" і часто використовують під час розв'язання задач аналізу зображень.

Текстурні ознаки Хараліка також описують статистичні властивості значень яскравості й розраховуються на основі матриці спряженості [19, 27]:

$$P(i, j) = \frac{\#[(g_1, g_2) \in I | (g_1 = i) \wedge (g_2 = j)]}{\#I}, \quad (2.11)$$

де g_1, g_2 – пікселі, що належать зображенню I . Тоді контраст знаходять відповідно до виразу:

$$C_H(x, y) = \frac{1}{n} \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j). \quad (2.12)$$

Коефіцієнт кореляції обчислюється як:

$$\text{Corr}_H(x, y) = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}. \quad (2.13)$$

Ентропія, як одна з характеристик текстурних ознак, визначається за наступним співвідношенням:

$$\text{Entropy}_H(x, y) = \sum_i \sum_j P_{i,j} \log_2 P_{i,j}. \quad (2.14)$$

Тоді в свою чергу енергія буде визначатися співвідношенням виду:

$$\text{Energy}_H(x, y) = \sum_i \sum_j P_{i,j}^2. \quad (2.15)$$

Важливі відомості про зображення, безумовно, пов'язані з колірними даними. Для їх узагальнення використовується такий показник, як надмірність палітри:

$$M_B = \frac{H_{RGB_{max}}}{H_{max}}, \quad (2.16)$$

де H_{max} – максимальна ентропія зображення, яка для 8-бітного кодування кольору становить $8 \cdot 3 = 24$; H_{RGB} – ентропія, розрахована за формулою (2.8), для окремих R, G, B каналів.

Кожне зображення можна розглядати як текстуру, утворену сукупністю деяких повторюваних і неповторюваних елементів. Властивості текстур ефективно описують відомі ознаки Тамура. До них відносять грубість, контраст, спрямованість, лінійність, шорсткість і регулярність.

Грубість текстури характеризує розміри основних деталей, що утворюють зображення. Її оцінка заснована на обчисленні середніх значень у межах околиці пікселів:

$$A_k(x, y) = \sum_P \frac{g_c}{2^{2P}}, \quad (2.17)$$

Грубість текстури тоді дорівнює:

$$E_k(x, y) = A_k(x, y) - A_k(x', y), x' \neq x. \quad (2.18)$$

Контраст текстури оцінюється на основі четвертого моменту μ_4 щодо математичного очікування та дисперсії σ^2 у межах околиці:

$$C_k(x, y) = \frac{\sigma}{(\alpha_4)^{0,25}}, \quad (2.19)$$

де $\alpha_4 = \frac{\mu_4}{\sigma^4}$ – ексцес.

Спрямованість текстури оцінюють на основі гістограми квантованих напрямків крайок $H_{dir}(a)$:

$$D_k(x, y) = 1 - rn_{peaks} \sum_p \sum_{a \in w_p} (a - a_p)^2 H_{dir}(a), \quad (2.20)$$

де n_{peaks} – кількість піків; a_p – кутовий напрямок піку; r – коефіцієнт, що залежить від квантування за рівнями значень кутів a_p ; $a_p = \arctan \frac{\Delta x}{\Delta y}$, розрахований за допомогою контурного детектора Прюїтта.

Лінійну схожість $L_k(x, y)$ оцінюють як середній збіг напрямків країв, які збігаються в парах пікселів, розділених відстанню вздовж напрямку країв у кожному пікселі.

Регулярність текстури – узагальнена ознака, що визначається як:

$$R_k(x, y) = 1 - r(\sigma_{coarseness} + \sigma_{contrast} + \sigma_{directionality} + \sigma_{linelikeness}), \quad (2.21)$$

де $\sigma_{coarseness}$, $\sigma_{contrast}$, $\sigma_{directionality}$, $\sigma_{linelikeness}$ – стандартні відхилення для кожної ознаки.

Шорсткість узагальнює контраст і грубість текстури таким чином:

$$Roughness_k(x, y) = E_k(x, y) + C_k(x, y). \quad (2.22)$$

Дескриптор SIFT збирає інформацію про статистику локальних напрямків градієнта яскравості пікселів. Він стійкий до зсувів, поворотів і перетворень масштабу. У завданнях класифікації зображення ці властивості дескриптора виявляються незамінними, оскільки дають змогу зіставляти об'єкти, незважаючи на відмінності розміру, орієнтації та розташування в площині [19, 27].

Вектори, отримані в результаті застосування окремих дескрипторів, об'єднуються в один загальний вектор опису об'єкта.

2.4. Розробка математичних моделей класифікаторів творів живопису

Широке розмаїття художніх прийомів, стилів, колірних рішень, які використовують художники при створенні картин, призводить під час розроблення інтелектуальної системи ухвалення рішень до необхідності реалізації такого класифікатора, що володітиме високим ступенем адаптивності в міру надходження нових творів живопису, а також дасть змогу зіставляти різні об'єкти за допомогою множини дуже різномірних ознак F .

Класифікація методом зважених k -найближчих сусідів. Найпростіший метричний метод класифікації визначає схожість між точками даних за

допомогою обраної метрики, і на основі цієї інформації відносить нові точки даних до тих чи інших наявних класів. Алгоритм належить до методів навчання з учителем, вирізняється простотою реалізації та досить високою швидкістю, якщо кількість атрибутів даних невелика, а кількість об'єктів класифікації не перевищує 103.

Слабкість методу зважених k найближчих сусідів полягає в тому, що під час підсумовування великої кількості відхилень між точками даних, ці суми можуть бути приблизно рівними. Через це об'єкти класифікації стають слабо помітними в обраному просторі ознак. Щоб зробити об'єкти більш помітними, використовують ваги, які призначають атрибутам або точкам даних. Найпростіше рішення - призначити величину ваги зворотною відстані між точками.

У багатовимірному просторі даних пошук найближчих сусідів також можна виконувати по-різному. Відомі модифікації пропонують розділяти простір гіперплощинами, як в алгоритмі k - d дерева [40, 176]. Модифікація забезпечує високу швидкість алгоритму, якщо кількість атрибутів не перевищує 20.

Для задач із великою кількістю розмірностей простору даних використовують так званий алгоритм BallTree [175]. У цьому разі простір поділяють на гіперсфери з центрами в точках даних. Відома відстань між поточною точкою даних і центроїдом гіперсфери дає змогу визначати межі відстаней до всіх точок у межах гіперсфери. Такий підхід скорочує час пошуку найближчого сусіда і найефективніший для сильно структурованих даних навіть за дуже великої розмірності простору.

Для ефективного використання методу зважених k -найближчих сусідів для класифікації творів живопису необхідно визначити дві метрики, що визначають "відстань" між об'єктами в просторі ознак усередині кожного кластера і "відстань" між самими кластерами.

Далі розглядається та розв'язується задача вибору та обґрунтування внутрішньокластерної метрики. Для побудови класифікатора G можна використовувати різноманітні внутрішньо кластерні метрики в просторі ознак, зокрема й найпопулярніші, такі як Евклідова відстань, Хеммінгова відстань, відстані Махаланобіса, Мінковського або Чебишева. Однак, використання кожної метрики пов'язане з особливостями внутрішньої структури даних або дії алгоритму. Ці фактори можуть призводити до істотного зниження точності класифікації. Метрика Чебишева виявляється більш ефективною, коли порівнюють об'єкти за одним атрибутом. Щоб виключити вплив сильних лінійних кореляцій між ознаками, застосовують відстань Махаланобіса. Для визначення відстані Махаланобіса необхідно розраховувати коваріаційну матрицю досліджуваних об'єктів, що для розглянутого завдання стає трудомістким завданням. Крім того, через значну різноманітність даних про картини метрика Махаланобіса знижуватиме точність класифікації за рахунок "розмивання" коваріаційної матриці по всьому обсягу даних.

Таким чином, у цій задачі класифікації картин за допомогою алгоритму зважених k -найближчих сусідів пропонується використовувати Евклідову відстань:

$$d_E(x_i, x_j) = \sqrt{(c_{f_{i_1}} - c_{f_{j_1}})^2 + \dots + (c_{f_{i_n}} - c_{f_{j_n}})^2} = \|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|, \quad (2.23)$$

де $d(x_i, x_j)$ – схожість між об'єктами, що дорівнює метричній відстані між точками даних, x_i, x_j – порівнювані об'єкти, $f_i, i = \overline{1, m}$ – атрибути зіставлення об'єктів, $\mathbf{c}_i = (c_{f_{i_1}}, \dots, c_{f_{i_k}}, \dots, c_{f_{i_n}})$, $k = \overline{1, n}$ – значення атрибутів.

Зважена Евклідова відстань:

$$d(f_i, f_j) = \sqrt{\lambda_1(f_{i_1} - f_{j_1})^2 + \dots + \lambda_n(f_{i_n} - f_{j_n})^2}. \quad (2.24)$$

Відстань Хеммінга:

$$d(f_i, f_j) = \sum_{l=1}^n |f_{il} - f_{jl}|. \quad (2.25)$$

Відстань Мінковського:

$$d(f_i, f_j) = \left(\sum_{l=1}^n |f_{il} - f_{jl}|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad (2.26)$$

де f_i, f_j – вектори значень атрибутів для об'єктів, що зіставляються i, j ; f_{il}, f_{jl} – значення l -го атрибута для об'єктів, що зіставляються i, j .

Очевидно, що всі значення атрибутів попередньо мають бути нормовані так, щоб виконувалася умова:

$$f_{il} \in [0,1], \quad i = 1, \dots, n; \quad l = 1, \dots, m. \quad (2.27)$$

Тепер для кожного об'єкта i_p , який характеризується вектором ознак f_i , обчислюється ступінь схожості з деяким класом c_T відповідно до рівняння:

$$M_{i,c_T} = \frac{1}{\min(d_{i,c_T}) \cdot \sum_{i=1}^n \frac{1}{\min(d_{i,c_T})}}. \quad (2.28)$$

Аналіз та розв'язання задачі вибору та обґрунтування міжкластерної метрики в просторі ознак неведено нижче. Для обчислення відстані між кластерами використовують різні метрики:

1. Одиночний зв'язок (метод найближчого сусіда). У цьому методі відстань між двома кластерами визначається відстанню між двома найближчими об'єктами (найближчими сусідами) у різних кластерах. Результуючі кластери мають тенденцію об'єднуватися в ланцюжки.

2. Повний зв'язок (метод далекого сусіда). У цьому методі відстані між кластерами визначаються найбільшою відстанню між будь-якими двома об'єктами в різних кластерах (тобто найбільш віддаленими сусідами). Цей метод зазвичай працює дуже добре, коли об'єкти походять з окремих груп. Якщо ж кластери мають видовжену форму або їхній природний тип є "ланцюжковим", то цей метод непридатний.

3. Середня незважена відстань. У цьому методі відстань між двома різними кластерами обчислюється як середня відстань між усіма парами об'єктів у них. Метод ефективний, коли об'єкти формують різні групи, проте він працює однаково добре і у випадках протяжних ("ланцюгового" типу) кластерів.

4. Зважена попарна середня. Метод ідентичний методу незваженого попарного середнього, за винятком того, що під час обчислень розмір відповідних кластерів (тобто кількість об'єктів, які містяться в них) використовують як ваговий коефіцієнт. Тому цей метод має бути використаний, коли передбачаються нерівні розміри кластерів.

5. Незважений центроїдний метод. У цьому методі відстань між двома кластерами визначається як відстань між їхніми центрами ваги.

6. Зважений центроїдний метод (медіана). Цей метод ідентичний попередньому, за винятком того, що під час обчислень використовуються ваги для врахування різниці між розмірами кластерів. Тому, якщо є або підозрюються значні відмінності в розмірах кластерів, цей метод виявляється кращим за попередній.

7. Метод Варда. У цьому методі відстань між двома кластерами визначається як квадрат Евклідової відстані. Метод використовують за необхідності надання більшої ваги більш віддаленим один від одного об'єктам.

У роботі [34] проведено порівняння таких методів класифікації, як метод зважених найближчих сусідів і SVM. Порівняння показало, що метод зважених найближчих сусідів забезпечує підвищення точності класифікації приблизно на 15 – 20% порівняно з SVM. Тому для проведення митної

експертизи будемо як основний метод використовувати метод зважених k найближчих сусідів.

Задача розрахунку ваг алгоритму k -найближчих сусідів розглядається та розв'язується нижче. Пропонується використовувати два базові підходи:

1) Призначення ваг відповідно до критерію приросту інформації, яке розраховане на основі class-based ентропії для значень атрибутів:

$$W_E(f_i) = - \sum_{i=1}^C p_i \log_2(p_i), \quad (2.29)$$

де p_c – кількість об'єктів, що володіють значенням ознаки f_i і що належать класу C .

2) Призначення ваг відповідно до методу Фішера:

$$W_F = \frac{\sum_{i=1}^C p_i (\mu_i - \mu)^2}{\sum_{i=1}^C p_i \sigma_i^2}, \quad (2.30)$$

де μ_c , σ_c^2 – оцінка математичного очікування і оцінка стандартного відхилення точок даних, що належать класу C , за конкретним атрибутом; μ – оцінка глобального математичного очікування для всіх точок даних за конкретним атрибутом.

Описані вище рішення дозволяють провести на практиці експериментальні дослідження, що наведено в розділі 4.

2.5. Висновки до розділу 2

Цей розділ дисертаційної роботи відображає комплексний формалізований підхід до розробки методу класифікації творів живопису на етапі митної експертизи.

Розроблена математична постановка і метод рішення задачі митної експертизи творів живопису у вигляді завдання автоматичної класифікації картин за роком створення.

Встановлено, що найефективніше розв'язання поставленої задачі доцільно шукати у вигляді класифікатора, дія якого базується на зваженому алгоритмі k -найближчих сусідів.

Для забезпечення високої точності розв'язання задачі запропоновано набір атрибутів, що включає колірні, текстурні, статистичні та інші характеристики зображень. Значення атрибутів формуються за фотографіями картин в інтелектуальній системі прийняття рішень, яка потім класифікує твір живопису за віком.

Для розрахунку ваг під час реалізації алгоритму k -найближчих сусідів пропонується використовувати метод Фішера, а для обчислення міри схожості об'єктів використовувати евклідову метрику. Описано переваги запропонованого підходу.

Як набір даних для експериментальних досліджень пропонується використовувати датасет, що містить роботи відомих світових і європейських художників, а також метадані з біографією художників, періодом життя, описом жанрів і стилів написаних ними картин.

Результати цього розділу відображені в роботах автора [19, 27].

РОЗДІЛ 3

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ МУЗЕЙНОЇ ЕКСПЕРТИЗИ ОЦИФРОВАНИХ ТВОРІВ ЖИВОПИСУ

Завдання повної музейної експертизи розглядається як завдання класифікації твору живопису, що пов'язане з правильною ідентифікацією творця твору, жанру живопису, стилю та мистецького напрямку, до якого він належить, техніки живопису та його приблизного віку. Дослідження в цьому напрямі тривають багато років, і останніми роками спостерігається певний прорив, пов'язаний із використанням штучних нейронних мереж глибокого навчання, зокрема, згорткових нейронних мереж (Convolutional Neural Networks – CNN). Вони вирізняються здатністю автоматично формувати вектори неочевидних ознак, особливо в завданнях оброблення зображень, і забезпечують вищу точність класифікації порівняно з іншими методами машинного навчання, мають високу швидкодію. Багато робіт демонструють, що застосування CNN до автоматичної класифікації зображень картин дає позитивні результати [60 – 66].

Однак, як було зазначено, важливим компонентом музейної експертизи є вивчення провенансу картини, який зазвичай представлений у вигляді текстових описів змінного розміру. Для згорткових мереж, які аналізують фотографію картини, провенанс виявляється марним. З іншого боку, глибокі мережі, що довели високу ефективність у завданнях опрацювання текстів, наприклад, LSTM (Long Short-Term Memory), не дають змоги відстежувати ознаки кореляційного характеру в двовимірних сигналах – фотографіях (цифрових зображень) картин.

3.1. Системний аналіз задачі повної музейної експертизи

Задачі музейної експертизи творів живопису – це задачі класифікації твору живопису, пов'язані з правильною ідентифікацією творця твору, стилю і мистецького напрямку, до якого він належить, та його віку. Твори живопису, що зберігаються в музеях, ідентифікуються та класифікуються вручну експертами та кураторами. Як і у всіх інших речах, у яких задіяна людина, цей процес дуже схильний до помилок. Існує безліч випадків шахрайства у сфері мистецтва, пов'язаних з музеями, аукціонами і великими сумами грошей, заплачених за непотрібні репродукції. Музейна експертиза творів мистецтва за допомогою комп'ютерних технологій є активною областю досліджень, оскільки картини зі схожими сюжетами (наприклад, натюрморти), написані різними художниками, можуть мати дуже різні стилі, що призводить до різних результатів класифікації. Розв'язання проблеми класифікації творів мистецтва в результаті музейної експертизи знаходить застосування в онлайн-музеях, в освітніх цілях і рекомендаційних системах. Проблеми повної музейної експертизи полягають у встановленні з максимально досяжною достовірністю відповідей на такі запитання, що стосуються поданого на експертизу твору живопису:

- автентичності та авторства твору живопису;
- художнього стилю;
- жанру живопису;
- техніки живопису;
- часу створення твору живопису.

До теперішнього часу при проведенні музейної експертизи використовували чотири основні "ручні" методи: криміналістичний, атрибутивний, технологічний і комплексний [1, 5].

До криміналістичного методу належать: дослідження підпису автора картини; дослідження відбитків пальців рук автора картини; дослідження

рукописних записів, підписів, відбитків печаток (штампів) на звороті картини; аналіз достовірності провенансу (історії володіння твором живопису від моменту створення до нашого часу). Нині поняття провенансу розширилося: до нього відносять також перелік чеків або рахунків, що доводять факт придбання предмета за певну суму, експертні оцінки, історію участі в аукціонних торгах, репродукції в книжках і каталогах, участь у виставках, а також будь-які згадки в релевантній літературі.

Атрибутивний метод полягає у вивченні деталей художньої форми для з'ясування специфіки індивідуальної манери та техніки живопису майстра.

Технологічний метод реалізується за допомогою різних технічних засобів аналізу: мікроскопічного, рентгеноспектрального, макрофотографії, а також в ультрафіолетових та відбитих інфрачервоних променях та ін. При технологічному методі дослідження проводиться аналіз усіх елементів картини: основи, ґрунту, барвистого шару тощо. З отриманих даних встановлюється, що у різні етапи свого творчого шляху художник використовував певні ґрунтовки, фарби, лаки, пензлі. Отримані результати показують, що у кожного художника своя манера «письма», своя спеціальна техніка, свій стиль.

Для підвищення достовірності прийняття рішення про справжність творів живопису при проведенні музейної експертизи використовують комплексну криміналістичну, технологічну та мистецтвознавчу експертизу [5, 67, 68]. Практичне використання комплексних експертиз встановлення справжності творів живопису потребує як залучення високо кваліфікованих груп експертів, оснащених необхідними технічними засобами, а й значних фінансових і часових витрат.

Нині у зв'язку зі значними успіхами в галузі комп'ютерного зору, штучного інтелекту, нейронних мереж глибокого навчання відкриваються колосальні можливості автоматизації процесів проведення музейної експертизи, підвищення достовірності класифікації твору живопису за всіма питаннями: від автентичності та авторства до часу створення твору живопису

за рахунок емерджентності та синергії художнього експерта та інтелектуальних комп'ютерних технологій класифікації оцифрованих творів живопису. Таким чином, системне розв'язання проблем музейної експертизи можливе на основі інтелектуальної відеоаналітики, методів машинного навчання згорткових нейронних мереж та обчислювального інтелекту.

3.2. Дослідження класифікації творів живопису на основі використання штучних нейромереж глибокого навчання

Більшість розв'язань задач класифікації творів живопису ґрунтується на сегментації зображень [69] або стохастичному моделюванні [70]. Сегментація зображень особливо ефективна при класифікації образотворчого мистецтва. Ідея сегментації зображень під час розв'язання задачі класифікації та встановлення авторства творів живопису належить Джованні Мореллі, на честь якого ця ідея отримала назву "метод Мореллі". В основу методу [71] лягло багаторічне дослідження робіт італійських художників епохи Відродження. Головне відкриття, на яке Мореллі вперше звернув увагу мистецтвознавців – повторюваність та індивідуальність особливостей виконання живописцями "другорядних" елементів зображень, головним чином периферійних, деталей зовнішнього вигляду людей на портретах і в картинах із зображеннями груп людей, одягу, навколишньої обстановки (пейзажів, архітектури, інтер'єру, драпірування). Переконливі атрибуції Джованні Мореллі, що довели обґрунтованість його підходу, дозволили говорити про "метод Мореллі", а частіше – метод "морелліана". Метод ґрунтується на використанні "підказок" – особливостей зображення другорядних деталей, а не загальних рис композиції та предмета чи інших широких трактувань, які часто використовують експерти-мистецтвознавці. Мореллі вважав, що індивідуальність художника виражається найнадійніше в деталях, якими найменше цікавляться глядачі. Мореллі заперечував, що його метод можна звести до механічного процесу, в якому атрибуція здійснюється

з використанням всього лише невеликої деталі. Він доходив до своїх висновків про авторство картин не виключно за формою рук, нігтів, вух або пальців ніг. Він стверджував, що його спостереження – лише один із багатьох засобів, які допомагають у практиці атрибуції картин. Аналізуючи праці Мореллі з атрибуції картин італійських художників, слід зазначити, що його методи є вкрай важливими не лише для цілей ідентифікації конкретного автора, а й для цілей розроблення та використання діагностичних і класифікаційних досліджень творів образотворчого мистецтва, зокрема, для віднесення того чи іншого твору до певного кола художників або мальовничої школи, оцінювання якості реставрації картини тощо. Він розглядав свій метод як наукову техніку, що відрізнялася від підходу інших тогочасних істориків мистецтва. Він казав, що не слід заціклюватися на помітних деталях картини. Так, якщо ви досліджуєте зображення Діви Марії, не варто дивитись на її очі та губи, оскільки, якщо це копія, автор напевно доклав максимум зусиль до того, щоб вони мали точно такий самий вигляд, як в оригіналі, проте автор копії міг знехтувати менш важливими деталями [71]. Зокрема, Мореллі вважав, що художники виробляють свої способи зображення, наприклад, вух і кистей рук і в цих деталях, можна сказати, видають себе. Мореллі описав, як різні художники, наприклад, Боттічеллі, Мантенья і Джованні Белліні зображують вуха і руки. Він використовував цю техніку, оскільки вважав, що саме в цих частинах тіла автор вдається до індивідуальних мистецьких рішень і це його викриває, особливо якщо йдеться про копію. Так виникла концепція коносьєрства. Слово коносьєре походить від французького *connoisseur* ("той, хто знає"). У світі мистецтва це слово має дуже конкретне значення: коносьєр – це експерт у галузі образотворчого мистецтва, фахівець з певної епохи або автора, який може встановлювати епоху та авторство твору мистецтва, представленого на музейну експертизу.

У даному розділі представлено основні підходи до розв'язання задачі класифікації творів живопису на основі використання штучних нейромереж

глибокого навчання. Останні досягнення в галузі глибокого навчання нейромереж і комп'ютерного зору, у поєднанні зі зростаючою доступністю великих оцифрованих колекцій образотворчого мистецтва, відкрили нові можливості створення інтелектуальних технологій для автоматичного аналізу і глибшого розуміння візуального мистецтва та класифікації творів живопису.

Останніми роками було здійснено широкомасштабні зусилля з оцифрування творів живопису, що призвело до збільшення доступності великих оцифрованих колекцій образотворчого мистецтва, наприклад, WikiArt, для дослідників у галузі комп'ютерних наук. Ця доступність, у поєднанні з досягненнями в галузі глибокого навчання нейронних мереж та комп'ютерного зору, відкрила нові можливості для автоматичного аналізу та класифікації творів живопису, необхідних для проведення музейної експертизи. Здатність нейромереж розпізнавати стилістичні та семантичні атрибути художнього твору, по суті, походить із композиції кольору, текстури та форми. У минулому це завдання вирішували з використанням створених вручну ознак (наприклад, [72 – 75]). Однак, незважаючи на багатообіцяючі результати застосування методів автоматичної ідентифікації ознак, були ускладнені процедурою отримання явних знань про атрибути, що пов'язані з конкретним художником або твором мистецтва. Така складність виникає через те, що ці знання зазвичай пов'язані з неявним і суб'єктивним досвідом, яким володіють експерти мистецтвознавці, але навіть їм важко вербалізувати й концептуалізувати такі ознаки. І навпаки, підходи до глибокого навчання штучних нейромереж можуть стати ключем до успіху у вилученні корисних уявлень із низькорівневих колірних і текстурних характеристик [76 – 78]. Ці уявлення можуть допомогти експертам-мистецтвознавцям у розв'язанні різних завдань класифікації творів живопису.

3.2.1. Аналіз методів глибокого навчання штучних нейронних мереж на основі наборів даних оцифрованих картин

Глибоке навчання штучних нейронних мереж належить до класу методів машинного навчання, що використовують ієрархічну архітектуру шарів оброблення інформації для навчання ознак і розпізнавання образів [66]. Основною перевагою моделей глибокого навчання порівняно з класичними алгоритмами машинного навчання є їхня здатність витягувати релевантні характеристики безпосередньо з даних. Парадигма нейронних мереж бере свій початок у роботах Мак Каллоха і Піттса [79] та Розенблатта [80]. Суттєвим кроком у розвитку штучних нейронних мереж і прискорення їхнього навчання стало відкриття алгоритму навчання зворотного поширення помилки [81], який дає змогу мережі ефективно оновлювати свої параметри на основі навчальних даних. Однак через відсутність великомасштабних навчальних даних та обмежену обчислювальну потужність, штучні нейронні мережі не набули широкого поширення до початку 2000-х років. Це стало причиною того, що деякі основоположні роботи зі згорткових нейронних мереж [82], [83], залишалися незатребуваними і були знову відкриті заново лише в останнє десятиліття. Останніми роками доступність великих анотованих наборів даних, як-от ImageNet [84], і розвиток високопродуктивних паралельних обчислювальних систем, наприклад, графічні процесори, сприяли відродженню нейронних мереж і проривам в історично складних завданнях, як-от класифікація зображень. Інтерес до глибоких нейронних мереж швидко зріс після проведення у 2012 році конкурсу ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge, в якому AlexNet значно перевершила всі попередні традиційні алгоритми [85]. Застосування штучних нейронних мереж сьогодні значно зросло, особливо галузі образотворчого мистецтва [85, 90 – 92].

Convolutional neural network (CNN, ConvNet), конволюційні або згорткові нейронні мережі в даний час широко використовуються в додатках

комп'ютерного зору [85, 90]. Вони підходять для роботи із зображеннями завдяки їхній здатності зберігати просторову вхідну інформацію під час прямого поширення. Два основні структурні блоки CNN, насправді це конволюційні шари та пулінгові шари, відповідно, здатні виявити присутність особливостей по всьому зображенню та гарантувати, певною мірою, властивість інваріантності їх виявлення. Найпопулярнішими CNN є AlexNet [85], VGG [91] і ResNet [92]. При використанні в художній сфері CNN може навчитися розпізнавати візуально відмінні риси художника шляхом адаптації своїх фільтрів відповідно до присутності їх в оцифрованій картині. Класичним прикладом є PigeoNET, CNN, розроблений для завдання атрибуції художника на основі навчальних даних про твори мистецтва [93]. За умови збагачення технікою візуалізації ознак, така мережа може показати області вхідного зображення, які зробили найбільший внесок у правильну атрибуцію художника, особливо в разі множинного авторства. Останнім часом популярності почали набирати багатозадачні моделі, які забезпечують ефективний метод розв'язання низки окремих завдань музейної експертизи (атрибуція художника, оцінка жанру, стилю, техніки, періоду тощо), вирішуючи їх одночасно. Спільне представлення даних між завданнями, по суті, дає змогу моделі використовувати "семантичну заплутаність" між ними для досягнення більшої точності [94]. Одним із ключів до успіху цих моделей є їхня здатність "переносити" знання (трансфер навчання) з однієї площини в іншу, за умови, що остання не надто відрізняється від першої [95, 96]. Трансфер навчання здійснюється шляхом тонкого налаштування деяких вищих шарів моделі, раніше навченої для іншої (загальнішої) задачі, продовжуючи зворотне поширення для конкретної задачі передбачення. Тонке налаштування тільки високорівневих частин мережі мотивується тим спостереженням, що ранні шари попередньо навченої CNN забезпечують загальні характеристики (наприклад, краї, кольорові плями). Модель може бути використана як візуальне вкладення для досягнення більш компактного представлення простору ознак. Як альтернатива, компактні уявлення

можуть бути отримані безпосередньо з даних за допомогою конволюційної моделі автоенкодера [98]. Крім використання для класифікації зображень, CNN зазвичай складають основу багатьох сучасних систем виявлення об'єктів. Вони включають в себе не тільки розпізнавання і класифікацію об'єктів на зображенні, а й локалізацію положення об'єктів шляхом побудови прямокутних меж обмежувального поля навколо них [99]. Очевидно, що це робить виявлення об'єктів складнішим, ніж традиційна класифікація зображень. Загальні системи виявлення об'єктів можна в основному розділити на два класи [100]. До першого належать моделі, які спочатку генерують пропозиції регіонів, а потім класифікують кожну пропозицію в різні категорії. Цей двоетапний процес було вперше застосовано у відомій моделі R-CNN [101]. Другий клас належить до моделей, які розглядають виявлення об'єктів як регресійну або класифікаційну задачу, застосовуючи єдиний процес для отримання категорій і місця розташування безпосередньо за один крок. Одна з найпопулярніших схем, яка належить до цього класу, є модель "You Only Look Once" (YOLO) для виявлення об'єктів [102]. Складність використання детекторів об'єктів на художніх зображеннях, є так звана проблема перехресного відображення [103, 104], тобто виявлення об'єктів незалежно від того, як вони зображені (намальовані, сфотографовані тощо). Більшість методів мовчазно припускають фотографічне введення, як під час навчання, так і під час тестування, однак, будь-яке рішення, яке не є узагальненим незалежно від вхідного зображення, є обмежено застосовним. Коли ці моделі використовують для таких завдань, як класифікація стилів або оцінювання часових періодів, їх зазвичай оцінюють за допомогою стандартних показників класифікації та регресії, таких як точність і середня абсолютна помилка.

Генеративні змагальні мережі (GAN), запропоновані Гудфеллоу та ін. [105]. [106], являють собою один з алгоритмів класичного машинного навчання, навчання без учителя. Суть ідеї в комбінації двох нейромереж, за якої одночасно працює два алгоритми: "генератор" і "дискримінатор".

Завдання генератора – генерувати образи заданої категорії. Завдання дискримінатора – намагатися розпізнати створений образ.

Ці дві мережі навчаються одночасно. Вартість навчання оцінюється за допомогою функції вартості V і передбачає рішення $\max_D \min_G V(D; G; D_r)$, де дискримінатор намагається максимізувати свою точність класифікації, тоді як генератор намагається обдурити дискримінатор настільки, наскільки це можливо. Коли генератор здатний ідеально відповідати реальному розподілу даних розподілу, то дискримінатор обманюється максимально, передбачаючи 0,5 для всіх вхідних зображень. Іншими словами, D більше не може відрізнити реальні зразки від підроблених зображень. Оскільки генеративні моделі вчаться вловлювати статистичний розподіл даних, це дає змогу синтезувати образи на основі вивченого розподілу. У конкретному контексті обчислювальної творчості GAN дозволяють фахівцям автоматично створювати нові зразки творів мистецтва [107]. GAN здатні генерувати зображення, максимізуючи відхилення від встановлених стилів і мінімізуючи відхилення від художнього розподілу. Проведені експерименти показали, що навіть експерти не змогли відрізнити мистецтво, згенероване GAN, від мистецтва, створеного сучасними художниками та представленого на провідних мистецьких ярмарках, а деякі навіть оцінили згенеровані зображення вище за різними шкалами. На жаль, навчання GAN не є простим і часто призводить до проблеми колапсу режиму. Це означає, що генератор завжди починає досліджувати один і той самий шаблон, створюючи невеликий набір дуже схожих зразків (тобто з низькою різноманітністю) [108]. У цьому контексті набагато складніше кількісно оцінювати та порівнювати архітектури GAN, оскільки відсутня об'єктивна функція втрат, що використовується для навчання генератора, і немає можливості об'єктивно оцінити хід навчання. Зазвичай фахівці оцінюють якість навчання GAN вручну, генеруючи зразки з генератора і оцінюючи правдоподібність і різноманітність одержуваних зображень.

Основна сфера застосування GAN – автоматизація виробництва контенту, який раніше вимагав зусиль художників і дизайнерів.

Рекурентні нейронні мережі (РНМ) – це обчислювальні моделі навчання з "пам'яттю", що означає, що вони приймають свої внутрішні параметри, які залежать не тільки від вхідних даних у поточний момент часу t , а й від виходу в момент часу t . Завдяки цьому, вони можуть обробляти довільні послідовності входів/виходів, що робить їх придатними для тимчасових і послідовних даних. Дійсно, РНМ ідеально підходять для таких завдань, як опрацювання природної мови [109, 110] і розпізнавання мови, в яких вони досягли передового рівня. РНМ мають довгу історію і були відомі ще в 1980-х роках [111]. Мережа Гопфілда, представлена 1982 року Гопфілдом [112], можна вважати однією з перших мереж із повторюваними сполуками. На жаль, базова версія RNNs не здатна навчитися довгостроковим залежностям через добре відому проблему зникаючого градієнта. Архітектурні зміни було запропоновано для розв'язання цієї проблеми, що дало змогу зробити РНС тим потужним інструментом, яким вони є сьогодні. До них відносяться вищезгадана довготривала короткочасна пам'ять [83] і рекурентні блоки з керуванням [113]. РНМ дедалі частіше використовують у поєднанні з методами комп'ютерного зору для розв'язання задач мультимодального пошуку [114, 115], а останнім часом їх було запропоновано для відповідей на запитання з мистецтва [116] та для створення підписів до творів мистецтва [117].

3.2.2. Аналіз основних наборів даних оцифрованих картин

Розглянемо п'ять із найактуальніших наборів даних оцифрованих картин, які використовуються для глибокого навчання штучних нейронних мереж.

1. WikiArt1 (раніше відомий як WikiPaintings) наразі є однією з найбільших онлайн-ових колекцій оцифрованих картин. WikiArt об'єднує

широкий набір метаданих, включно з авторством, жанром, стилем, періодом створення та серією. Включені твори мистецтва охоплюють широкий спектр періодів, з особливим акцентом на сучасному та новітньому мистецтві. Набір даних постійно зростає і включає не тільки картини, а й скульптури, ескізи, плакати та інші твори мистецтва. Набір даних WikiArt включає близько 170 000 творів мистецтва, приписаних до 171 мистецького напрямку.

2. Art500k – це великомасштабний набір даних з образотворчого мистецтва, що містить понад 550 000 оцифрованих творів мистецтва з багатими анотаціями [118]. Фактично, він надає докладні дані, що відносяться не тільки до художника і жанру, а й до події, місця та історичної особи. Усі зображення були здебільшого зібрані з кількох сайтів, включно з WikiArt і є копіями оригіналів творів мистецтва з низькою роздільною здатністю.

На додаток до цих проектів, деякі музеї почали надавати розробникам, дослідникам та експертам свої художні колекції. Наприклад, Рейксмузеум в Амстердамі зробив доступними великі описи більш ніж пів мільйона історичних предметів мистецтва, сотні тисяч фотографій предметів мистецтва і повний бібліотечний каталог. Набір даних був представлений у рамках конкурсу і складався з близько 100 000 фотографічних репродукцій творів мистецтва, виставлених у музеї. Відтоді доступний у цифровому вигляді контент постійно оновлюється. Рейксмузеум використовує контрольовані словники для однозначного опису своєї колекції та бібліографічних наборів даних. Ці тезауруси містять інформацію, наприклад, про людей, місця, події та поняття. Наразі музей розробляє технології, що дозволяють користувачам оптимально використовувати пов'язані відкриті дані.

3. Метрополітен-музей Нью-Йорка у лютому 2017 року зробив усі відкриті дані пов'язаними із зображеннями художніх творів, які перебувають у суспільному надбанні у своїй колекції за ліцензією відкритого доступу

Creative Commons. Зокрема, музей зробив доступними для завантаження більше ніж 406 000 зображень творів мистецтва, які охоплюють більше ніж п'ять тисяч років мистецтва всього світу: від класичної епохи до сучасних творів. Усі згадані вище набори даних, в основному, призначені для виконання завдань класифікації та пошуку. Деякі набори даних крім цього були збагачені точною інформацією про місцезнаходження об'єктів з метою їхнього розпізнавання та виявлення.

4. Набір даних People-Art, який включає твори, на яких у тому чи іншому вигляді зображена "людина" [60]. Причина - люди у творах живопису зустрічаються частіше, ніж будь-який інший клас об'єктів.

5. Аналогічну мету переслідує набір даних Behance-Artistic-Media (BAM) [61], доступний на сайті Behance, що є сайтом портфоліо сучасних комерційних і професійних художників, що містить понад десять мільйонів проектів і 65 мільйонів зображень. Художні роботи на Behance охоплюють багато галузей, такі як скульптура, живопис, фотографія, графічний дизайн, графіті та реклама. На відміну від інших наборів даних, BAM збирає багатий словник емоцій, медіа та атрибутів змісту. Набір даних містить 1587 творів мистецтва, виконаних різними засобами (наприклад, олією, аквареллю тощо) і на різних матеріалах (наприклад, папір, мідна панель), що описують різноманітні сцени (наприклад, пейзаж, натюрморт тощо). Автори вибрали 10 найчастіше повторюваних деталей у наборі даних і анотували граничні рамки візуальних патернів, що дублюються. Варто зазначити, що тільки дублікати для кожної деталі були анотовані, а не повні класи об'єктів. Для розв'язання задачі мультимодального пошуку картини витягують відповідно до художнього тексту, і навпаки, деякі набори даних надають не лише метадані та атрибути, а й художні коментарі або описи, такі, що зазвичай трапляються в каталогах або в музейних колекціях. Це стосується SemArt [63] та Artpedia [64]. Основна відмінність між цими двома наборами даних полягає в тому, що Artpedia розрізняє візуальні речення, що описують

візуальний зміст твору, та контекстуальні речення, що описують історичний контекст твору.

Інша точка зору була прийнята при розробці набору даних WikiArt Emotions [65], який включає 4105 творів мистецтва з анотаціями емоцій, які вони викликають у спостерігача. Твори мистецтва були відібрані з колекції WikiArt для двадцяти двох категорій (імпресіонізм, реалізм тощо) з чотирьох західних стилів (ренесанс, постренесанс, сучасне і новітнє мистецтво). Художні твори були анотовані за допомогою краудсорсингу за однією або кількома з двадцяти категорій емоцій, включно з нейтральністю. На додаток до емоції, анотації також стосуються зображення обличчя і того, наскільки спостерігачам сподобалися твори мистецтва.

3.2.3. Аналіз основних методів класифікації творів живопису

У [75, 88, 89] розглянуто підхід до розв'язання задачі класифікації творів живопису. Багато картин, за винятком абстрактних і сучасних, включають обличчя. Великий відсоток картин – це портрети, оскільки вони були найбільш затребуваними замовниками і були основним доходом для художників. Велика кількість обличчя на картинах і той факт, що багато художників мають особливий стиль може дозволити методам виявлення обличчя і кластеризації визначати художників за обличчями на їхніх картинах. Більш того, стиль обличчя також може бути використаний для класифікації епохи, до якої належить картина.

Одними з перших робіт з ідентифікації та встановлення автентичності творів мистецтва є роботи [60, 74, 75], що були спрямовані на розв'язання цих задач шляхом аналізу мазків пензля на картинах. Багато відомих художників мають чіткі мазки пензля, які є дуже важливими для визначення того, чи є дана картина підrobкою чи ні. Найбільш вражаючі результати під час розв'язання проблем класифікації зображень було отримано в результаті використання для їх розв'язання згорткових нейронних мереж глибокого навчання (CNN).

Найбільші соціальні мережі та технологічні компанії, як-от Google і Facebook, інвестували в методи виявлення, розпізнавання і кластеризації зображень, що використовують CNN, наприклад, такі як DeepFace і FaceNet.

У частині робіт використовується вейвлет-аналіз мазків пензля, щоб визначити, чи є картина оригіналом або репродукцією. В інших роботах, пропонується метод оцінювання естетичної якості даного твору мистецтва. Спочатку навчальний набір оцінюють 23 людини, щоб створити базовий рівень естетичної якості. Потім наївний байєсівський і адаптивний бустінг (Adaboost [119]) класифікатори використовуються для класифікації тестового набору. Нарешті, класифіковані зображення порівнюють з оцінками експертів і з'ясовують, картина є естетичною чи ні. З'явилися й пізніші роботи, що використовують методи з підтримкою CNN. Робота С. Караєва та ін., опублікована 2013 року [120], використовувала стохастичні класифікатори градієнтного спуску на основі CNN для визначення художнього стилю набору картин. Результати порівнюються зі стильовими мітками, присвоєними картинам експертами. У 2014 році автори Т. Менсінк і Дж. В. Гемерт опублікували роботу [121], яка складалася з чотирьох завдань і бази даних, що супроводжувалися набором даних із понад 110 000 зображень творів мистецтва, які містяться в Рейксмузеумі в Амстердамі, Нідерланди. Чотири завдання полягали в ідентифікації художника, ідентифікації типу твору мистецтва (картина, скульптура тощо), ідентифікації матеріалу і, нарешті, ідентифікації року створення. У документі Rijksmuseum Challenge пропонуються базові експерименти для цих чотирьох завдань. У цих експериментах використовуються лінійні SVM-класифікатори 1vs-Rest. Сам набір даних містить зображення, закодовані векторами Фішера, які агрегують локальні дескриптори SIFT, вбудовані в глобальний вектор ознак. В іншій роботі, опублікованій у 2015 році [122], використовується VGGNetwork класифікатор на основі CNN для створення методу, який об'єднує задану фотографію з картиною. У роботі [123] картини класифікуються за допомогою CNN з урахуванням їхнього стилю, жанру і художників. Робота переслідувала

дві мети. По-перше, робота була спрямована на навчання моделі CNN як доказ концепції для класифікації творів мистецтва. По-друге, робота була спрямована на те, щоб мати змогу класифікувати сучасне та абстрактне мистецтво і спробувати знайти відповідь на запитання: "чи здатна машина вловити уяву". Одним зі стимулів для написання цієї роботи став проект Google Arts & Culture [124, 125]. Створена 2011 року, Google Arts & Culture - це онлайн-платформа, що функціонує як музей, де музеї-партнери Google надають свої колекції для онлайн-екскурсій. У 2018 році було випущено розширення для мобільного FaceNet, який навчає вихід у вигляді компактного 128-D вкладення, використовуючи функцію втрат на основі триплетів. FaceNet також рекламується як "позиційно-інваріантний" розпізнавач, що є великою перевагою для класифікації картин. FaceNet навчає CNN за допомогою стохастичного градієнтного спуску [126] зі стандартним зворотним розповсюдженням і AdaGrad [127]. Для FaceNet запропоновано архітектуру Zeiler&Fergus [128, 129] з моделлю, що складається з 22 шарів. Ця архітектура має 140 мільйонів параметрів і вимагає обчислювальної потужності в 1,6 мільярда FLOPS для кожного зображення.

Мережі глибокого навчання нині є поширеним інструментом під час розв'язання різноманітних завдань аналізу даних: пошук об'єктів на зображеннях і відео, автоматичний переклад, розпізнавання рукописних текстів, опрацювання потокової інформації.

У [130] розглянуто багатопотокову Mask-CNN (M-CNN), засновану на сегментації зображень без повністю пов'язаних шарів для тонкого розпізнавання зображень. Ґрунтуючись на анотаціях деталей дрібнозернистих зображень, M-CNN складається з повністю конволюційної мережі для визначення місця розташування дискримінованих частин зображення і, що більш важливо, для створення масок об'єкта/частини для вибору корисних і значущих конволюційних дескрипторів. Після цього будують багатопотокову модель M-CNN для агрегування обраних дескрипторів на рівні об'єкта і дескрипторів на рівні об'єктів і частин одночасно. Для ілюстрації ефективності

запропонованого методу тонкого розпізнавання зображення розглянуто задачу ідентифікації виду птахів. Оскільки всі категорії схожі одна на одну, а відмінності між ними можуть бути незначними і тонкими, що робить тонке розпізнавання складним завданням. Порівняно із загальними завданнями розпізнавання об'єктів на зображеннях, дрібнозернисте розпізнавання виграє більше від вивчення критичних частин об'єктів, що допомагає розрізнити різні підкласи і вирівнювати об'єкти одного класу. У мережах глибокого навчання простим способом представлення частин є використання глибоких конволюційних особливостей/дескрипторів. Конволюційні дескриптори містять більше локалізованої (тобто по частинах) інформації порівняно з характеристиками повністю пов'язаних шарів (тобто всього зображення). Крім того, ці глибокі дескриптори відповідають інформації середнього рівня, тобто сегментам або частинам зображення. Розробивши нову схему глибокого виявлення деталей і вибору дескрипторів, багатопотокова M-CNN відкидає повністю пов'язані шари для тонкого розпізнавання. Потрібні тільки анотації деталей і мітки на рівні зображення під час навчання. У M-CNN, враховуючи анотації деталей, поділяють їх на два набори точок. Один набір відповідає головній частині дрібнозернистого зображення птаха, а інший - тулубу. Потім, найменші опуклі багатокутники, що покривають кожен набір точок, використовуються як істинна маска. Решта пікселів зображення є фоном. Після отримання масок двох частин ми об'єднуємо їх для формування об'єкта. На основі цих масок об'єкта/частин, будується чотирьохпотокова мережа M-CNN (зображення, голова, тулуб, об'єкт) для спільного навчання та агрегування сигналів на рівні об'єкта і частини одночасно. Для методів тонкого розпізнавання на основі сегментації зображень використовуються як обмежувальні рамки птахів, так і анотації деталей під час навчання для локалізації деталей. Потім, на основі цих виявлених частин, різні CNN налаштовуються окремо, використовуючи виявлені частини. Для забезпечення задовільних результатів локалізації, у стандартних методах необхідно використовувати обмежувальні рамки і на етапі тестування. У M-

CNN потрібні тільки анотації частин для навчання і не потрібне спостереження під час тестування. Чотирьохпотоків M-CNN являє собою єдину структуру для обробки інформації на рівні об'єктів і частин зображення одночасно.

Найсуттєвіша відмінність між стандартними методами сегментації та M-CNN полягає в тому, що ці методи використовують лише для локалізації всього об'єкта або його частин, у той час як в M-CNN додатково обираються корисні глибокі конволюційні дескриптори, використовуючи маски, отримані в результаті сегментації. Серед них модель CNN з частковим підсумовуванням є найбільш близькою до задачі класифікації зображень. Для CNN із частковим підсумовуванням потрібні як обмежувальні рамки, так і анотації частин під час навчання та обмежувальні рамки під час тестування. У межах ділянки зображення, обрізаної за допомогою обмежувальних рамок, здійснюється обрізання зображення навколо кожної з п'ятнадцяти ключових точок частин для сегментації переднього плану на 15 класів і використання FCN для розв'язання задачі сегментації 16 класів, зокрема й самого об'єкта. Це пов'язано з тим, що кожне дрібнозернисте зображення у використаному наборі даних CUB200-2011 супроводжується анотаціями п'ятнадцяти ключових точок частин зображення птахів. Ці анотації поділяються на два набори, включно з ключовими точками голови (тобто дзьоб, лоб, верхівка, ліве око, праве око, потилиця і горло) і ключовими точками тулуба (тобто спина, груди, живіт, ліва нога, права нога, ліве крило, потилиця, праве крило, хвіст і горло). На основі ключових точок створюються дві справжні маски частин. Одна з них - маска голови, яка відповідає найменшому опуклому багатокутнику, що охоплює всі ключові точки голови. Інша – маска тулуба, яка являє собою найменший опуклий багатокутник, що охоплює ключові точки тулуба. Таким чином моделюється процедура навчання масок частин як трикласова задача сегментації. Для ефективного навчання всі навчальні та тестові дрібнозернисті зображення мають вихідну роздільну здатність. Обидві маски деталей (голови і тулуба) використовуються в процесі вибору глибоких дескрипторів і в

остаточній тонкій класифікації. Тому під час навчання і тестування використовуються передбачені маски для локалізації частин і вибору дескрипторів в M-CNN. Щоб сформувати маску для всього об'єкта, яка називається маскою об'єкта, обидві маски деталей об'єднуються. Після навчання FCN, він локалізує ці позиції точок сегментів в останньому конволюційному шарі. Потім глибокі активації, що відповідають п'ятнадцяти частинам і всьому об'єкту, підсумовуються. Порівняно з CNN з частковим підсумовуванням, в M-CNN необхідно локалізувати тільки дві основні частини (голову і тулуб), що робить проблему сегментації менш складною.

У кожному потоці M-CNN відкидаються всі повністю підключені шари CNN. В останньому згортковому шарі вхідне зображення представлено кількома глибокими дескрипторами. Для відбору корисних дескрипторів, щоб залишити тільки ті, які відповідають об'єкту, використовуються попередньо навчені FCN маски об'єкта/частини. Після цього вибрані дескриптори кожного потоку усереднюються і об'єднуються в 512-мірні вектори ознак, які нормалізуються. Далі вектори ознак цих чотирьох потоків об'єднуються і виконується класифікація.

Зазначається, що M-CNN має найменшу кількість параметрів, найменшу розмірність ознак і найвищу точність (до 85.5%) розпізнавання виду птахів, представленого на зображенні.

Відомі також приклади використання глибоких архітектур для розв'язання різноманітних завдань у сфері збереження культурної спадщини взагалі [131, 132], і картин зокрема. Так, згорткові нейронні мережі були використані для автоматичної класифікації картин за автором і художнім жанром [133 – 137]. Вихідними даними слугували цифрові фотографії картин, на підставі аналізу яких CNN з високою точністю генерує відповідь про авторство картини. При цьому атрибути класифікації формуються вхідними шарами CNN автоматично, і утворюють внутрішні описи – ембедінги, "зрозумілі" мережі параметри в числовій формі. Важливо зазначити, що для навчання таких мереж використовують спеціально створені датасети, що

включають десятки тисяч зображень картин [138, 139]. Однак, перелік художників, чії картини включають у такі набори, досить вузький і обмежується трьома-чотирма десятками всесвітньо відомих майстрів, які працювали протягом 15 – 20 століть. Під час трейнінгу на таких навчальних наборах CNN вивчає особливості письма художників і виявляється здатна досить точно розрізняти картини різних стилів, але одного майстра, або навпаки, різних авторів, але одного жанру.

Твори художників, що входять до типових датасетів, які використовуються для навчання CNN, є світовими шедеврами, їхнє місце розташування відоме, вони добре захищені. Тому ймовірність їх пред'явлення до вивезення з України надзвичайно мала. Проте в країні є велика кількість картин не настільки широко відомих майстрів, які мають бути заборонені до вивезення через їхню значну цінність. Для навчання глибоких мереж ці картини не використовували, тому немає жодної гарантії, що авторство буде підтверджено такою мережею з достатньою точністю. Однозначною допомогою в цій ситуації може слугувати така архітектура, яка дасть змогу використовувати інформацію про провенанс картин. У [138] пропонується використовувати Knowledge Graph для розгалуженого формалізованого опису провенансу у вигляді графової структури, доступної для подальшої реалізації за допомогою згорткових нейронних мереж глибокого навчання.

З іншого боку, українські художники, роботи яких становлять цінність і можуть бути заборонені до вивезення, творили впродовж значно вужчого проміжку часу - протягом 17 – 20 століть (антикваріатом можуть бути визнані такі, що створені не пізніше 1920 року). З огляду на історичні обставини, ці картини не вирізняються жанровим і стилістичним розмаїттям, тож можливо, що мережа, навчена відрізняти ренесанс та абстракціонізм, не зможе точно розрізнити пейзажі, написані в стилі класицизму 19 століття і реалізму початку 20 століття. Галузь машинного інтелекту Fine-Grained Image Analysis (FGIA), що розвивається, використовує методи аналізу підкатегорій зображень в одній мета-категорії [140, 141]. Ці методи орієнтовані на пошук більш тонких і мало

помітних, але значущих (з погляду авторства) відмінностей між зображеннями, що дають змогу всередині одного класу об'єктів виділяти стійкі підкласи.

Проводячи музейну експертизу, експерти мистецтвознавці стикаються з необхідністю вирішувати різноманітні проблеми, пов'язані з конкретним твором живопису. Це стосується встановлення дати його створення, стилю і сюжету, особи зображеної людини або визначення місця, показаного в пейзажі, і, нарешті, авторства. Іноді це вдається зробити одразу і без особливих зусиль, а часом вирішення подібних завдань розтягується на роки. Запропоновані варіанти, на думку експерта, близькі до істини, можуть бути потім переглянуті самим же автором ідеї або його опонентами. Це завжди пов'язано з появою нових даних, зокрема отриманих із залученням новітніх наукових методів та інтелектуальних технологій. Ультрафіолетове та інфрачервоне випромінювання допомагають аналізувати поверхню полотен; рентген відкриває внутрішню структуру живопису; хімічний аналіз пігментів дає змогу уточнювати час виконання того чи іншого твору мистецтва. Така робота в мистецтвознавстві іменується атрибуцією. Результатом атрибуції є провенанс творів живопису. Для формалізації провенансу та його використання як атрибута під час класифікації картин пропонується застосувати Knowledge Graph за допомогою Fine-Grained Image класифікації, реалізованої в архітектурі глибокого навчання.

3.3. Дослідження провенансу творів живопису

Інформація про історію створення картини, продажу її минулим і поточним власникам є безсумнівним і вагомим підтвердженням її автентичності нарівні з такими характеристиками, як особливості мазків, колорит, хімічний склад фарб, ґрунтовки, полотна і деревини підрамника. Ця інформація може бути досить розрізненою, оскільки документи, що її підтверджують, можуть зберігатися в різних установах, у різних осіб, або ж

узагалі бути загублені. Тому дані про провенанс не мають стандартизованого формату, і найчастіше представлені текстовими записами в таких полях, як [142]:

- ім'я автора;
- роки життя художника;
- назва картини;
- дата створення картини;
- техніка (олія на полотні, олія на дереві, акварель тощо);
- місцезнаходження в поточний момент;
- посилання URL із цифровим фото картини;
- форма (живопис, скульптура);
- тип (портрет, натюрморт тощо);
- школа (французька, голландська тощо);
- епоха (роки творчості художника).

Приклади таких записів [142]:

– TOULOUSE-LAUTREC, Henri de, "(b. 1864, Albi, d. 1901, Château Malromé, Langon)", Countess Adèle de Toulouse-Lautrec in the Salon of Malromé Château, 1887, "Oil on canvas, 54x45 cm", "Musée Toulouse-Lautrec, Albi", <https://www.wga.hu/html/t/toulouse/2/1misc02.html>, painting, portrait, French, 1851-1900;

– UNKNOWN MASTER, German, (active 1490s in Nuremberg), Portrait of a Man, 1491, "Oil on linden panel, 37x20 cm", "Metropolitan Museum of Art, New York", https://www.wga.hu/html/m/master/zunk_ge/zunk_ge4a/portrman.html, painting, portrait, German, 1451-1500;

– MONET, Claude, "(b. 1840, Paris, d. 1926, Giverny)", Monet's Garden at Argenteuil, 1873, "Oil on canvas, 61x82 cm", Private collection, <https://www.wga.hu/html/m/monet/03/argent08.html>, painting, landscape, French, 1851-1900.

3.4. Представлення провенансу творів живопису у вигляді графу знань

Дані про провенанс твору живопису можна подати у вигляді графа, який у [138] названо Knowledge Graph (KG) – граф знань, що відображає елементи опису картини та зв'язки між цими елементами. Використання KG у поєднанні з рішеннями згорткових нейронних мереж (CNN) вже довело свою ефективність починаючи від виявлення об'єктів на картинах і закінчуючи до стильової класифікації [143]. І цей успіх в основному пов'язаний зі зростанням доступності великих оцифрованих колекцій образотворчого мистецтва, таких як WikiArt [143]. Однак, незважаючи на свою перспективність, більшість існуючих рішень покладається виключно на візуальні ознаки, які CNN може автоматично витягти з цифрових зображень картин, малюнків тощо [144 – 146]. Це неминуче призводить до нехтування величезною кількістю знань, вже доступних з різних джерел, що стосуються даних о провенансе кожного твору мистецтва. Твір мистецтва, насправді, характеризується не лише своїм візуальним зовнішнім виглядом, але й різними іншими історичними, соціальними та контекстуальними факторами, які поміщають його в набагато складніший і багатогранніший сценарій. Перспективним способом використання цих знань для підвищення точності музейної експертизи є кодування контекстної інформації творів живопису у KG та використання відповідного представлення вузлів графа, наприклад, за допомогою вбудовувань [147], як новий, додатковий вход у модель глибокого навчання. В дослідженнях, проведеним Гарсія та ін. [148] модель KG поєднали з декількома виходами CNN, навчену розв'язувати задачі прогнозування атрибутів на основі візуальних ознак, з другою моделлю, що базується на даних о провенансе, витягнутих з художніх метаданих, закодованих за допомогою KG. Ця модель була призначена для введення "контекстної" інформації, щоб покращити продуктивність першої моделі. Загальний

фреймворк отримав назву ContextNet. Для кодування KG-інформації у векторне представлення було використано популярну модель node2vec [149]. KG було побудовано з використанням лише інформації, наданої в SemArt, яка містить не лише зображення художніх творів та їхні атрибути, але й художні коментарі, призначені для досягнення семантичного розуміння мистецтва. Однак метадані доступні лише для творів мистецтва з цього набору даних, тому додавання нового твору мистецтва не призведе до появи інформації про нього в домені. Крім того, запропонований граф має вузол художника, який дозволяє пов'язувати твори одного художника, але без урахування зв'язків між художниками, таких як художній вплив. Два вищезгадані обмеження можна подолати, покладаючись на зовнішнє джерело знань, таке як провенанс який надає величезну кількість інформації, навіть у структурованому вигляді. Крім того, KG не можна розглядати лише як матрицю суміжності, з якої можна вилучати вбудовування як допоміжну інформацію, що надається навчальним моделям. Замість цього, KG може бути закодована в базу даних NoSQL, наприклад, Neo4j, яка вже може допомогти забезпечити потужний фреймворк для виявлення знань без явного навчання навчальної системи. У [138] представлений художній граф знань ArtGraph, який інтегрує інформацію, зібрану з WikiArt та DBpedia, і використовує потенціал системи управління базами даних Neo4j, яка надає виразну мову моделювання та запитів до графів. ArtGraph – це KG у сфері мистецтва, здатна представляти та описувати концепції, пов'язані з творами мистецтва. KG може представляти широкий спектр взаємозв'язків, в тому числі між художниками та їхніми творами. Метадані о провенансі були перетворені на зв'язки та вузли, пов'язані переважно з творами мистецтва, їхнім жанром, стилем, місцем розташування тощо. Крім того, оскільки провенанс не надає вичерпної інформації про художників, кожен художник KG пов'язаний не лише з роботами, які він створив, але й з іншими вузлами, побудованими за допомогою RDF-трійок, витягнутих з DBpedia. Вилучення та інтеграція даних з цих двох джерел вимагає трудомісткого процесу очищення та нормалізації даних, а також

ручного втручання для усунення деяких невідповідностей між даними. Загалом, концептуальна вдосконалена схема ArtGraph (представлена на рис. 3.1) включає в себе вузли творів мистецтва, вузли художників та місце створення і місце, де перебуває нині [138]:

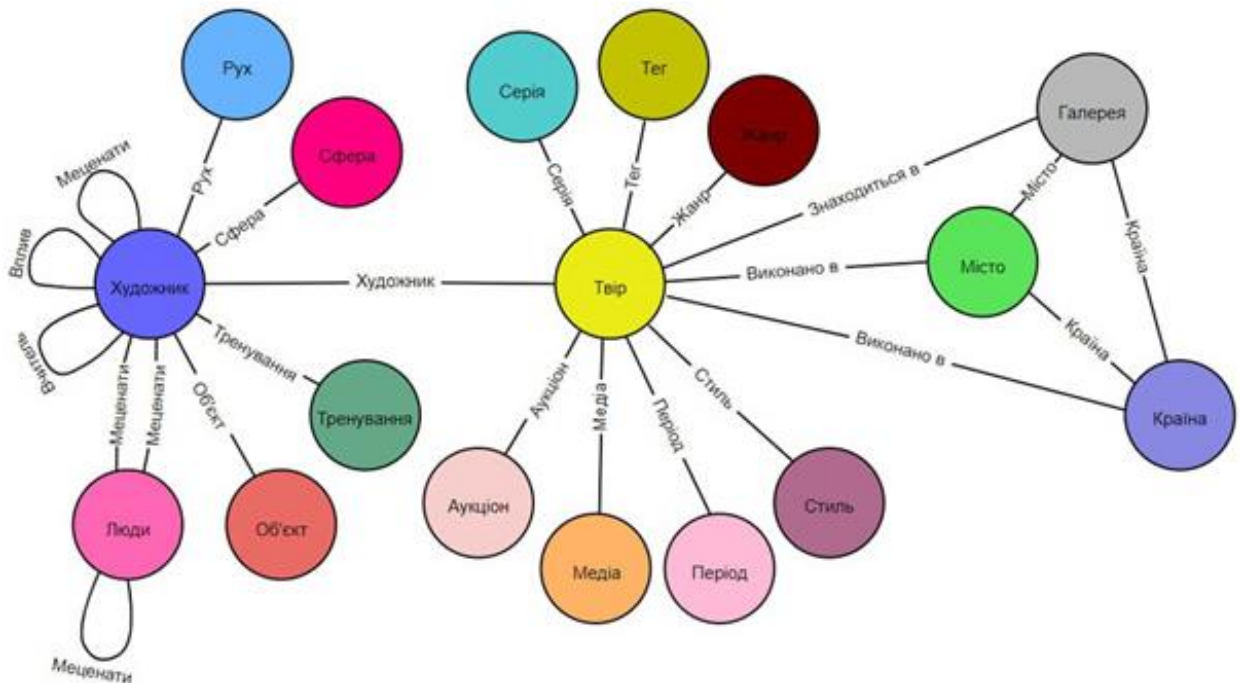


Рис. 3.1. Схема ArtGraph

Вузли відповідають відповідним сутностям у мистецтві, а ребра відображають існуючі зв'язки між ними. Така структура дозволяє створити мережу між художниками, що є корисним для подальшого аналізу. Загалом, отриманий в [138] KG містить 74 382 вузли та 537 883 ребра з 300 художниками, 63 145 творами, 81 жанром, 49 стилями та величезною кількістю метаданих і текстових коментарів, що їх описують. ArtGraph було реалізовано на Neo4j2, оскільки це нативна графова база даних, яка забезпечує потужний та гнучкий фреймворк для зберігання та запитів до графоподібних структур. Використовуючи Neo4j, зв'язки між даними зберігаються, а не обчислюються під час запиту. Cypher, яка є декларативною мовою запитів, прийнятою в Neo4j, використовує переваги

цих збережених зв'язків, щоб забезпечити виразну та оптимізовану мову для графів, яка виконує навіть складні запити надзвичайно швидко. Для візуального дослідження графа було створено веб-інтерфейс, який використовує JavaScript для підключення до Neo4j. Мета полягає в тому, щоб надати кінцевому мистецтвознавцю, який проводить музейну експертизу простій у використанні інструмент дослідження для перегляду властивостей мистецького твору живопису. Мистецтвознавець, насправді, рідко коли аналізує твори мистецтва як ізольовані твори, але зазвичай вивчає, як різні картини, навіть з різних періодів, пов'язані між собою, як художники з різних країн та/або періодів вплинули на їхню творчість, як твори, завершені в одному місці, мігрували в інші місця і так далі. Інформацію, надану DBpedia, можливо використати, щоб показати також напрямки, течії, інших художників, які зазнали впливу, на яких вплинув поточний художник, та багато інших тегів. ArtGraph кодує цінне джерело контекстних знань для інтеграції з візуальними особливостями, автоматично вивченими глибокими нейронними мережами, щоб розробити більш потужні моделі навчання в галузі мистецтва.

3.5. Висновки до розділу 3

У розділі розглянуто задачу автоматизованої класифікації картин за допомогою інтелектуальної системи ухвалення рішень на основі графа знань і Fine-Grained Image Analysis.

У розділі наведено математичну постановку і метод розв'язання задачі автоматизованої класифікації картин з урахуванням їхнього провенансу на основі штучних нейронних мереж глибокого навчання на етапі повної музейної експертизи.

Запропоновано рішення у вигляді класифікатора на основі згорткових нейронних мереж з функцією уваги, що діє в мультизадачному режимі.

Дані для навчання та валідації системи пропонується добирати з датасетів із відкритим доступом, у яких присутні як зображення картин, так і метадані з описами провенансу. Крім того, пропонується використовувати ресурси українських музеїв для актуалізації системи в умовах України.

Результати цього розділу відображено в роботах автора [19, 27, 154].

РОЗДІЛ 4

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КУЛЬТУРНИХ ЦІННОСТЕЙ

4.1. Експериментальне дослідження митної експертизи творів живопису

При виборі та обґрунтуванні набору даних для експериментального дослідження, зазначимо, що діяльність багатьох музеїв нині включає також оцифрування цінностей, що зберігаються, щоб забезпечувати ширший доступ користувачів. Тож кількість мистецьких баз даних нині налічує десятки, у кожній представлені тисячі зображень [38, 50 – 55]. Є бази, що містять, в основному, класичні твори. Інші, навпаки, орієнтовані на сучасне мистецтво. Треті представляють різні епохи та художні стилі.

Для експериментального дослідження ефективності проведення митної експертизи було використано невеликий за обсягом датасет [56] з відкритим доступом. У цьому наборі представлено роботи 50 художників, які творили в різний час – від 15 до 20 століття. Їхні роботи зараховані до різноманітних художніх стилів: імпресіонізм, постімпресіонізм, північний ренесанс, бароко, романтизм, символізм, реалізм, сюрреалізм, візантійське мистецтво тощо.

Під час вивчення питання автоматичної ідентифікації художніх цінностей у нашій країні важливо враховувати історичний контекст. Так склалося, що в Україну доступ творів художників зі світовою славою тривалий час був закритий, тут з набагато більшою ймовірністю можна знайти картини російських і українських майстрів, які творили у 18 – 20 столітті у відповідній художній стилістиці. Тому набір [56] було доповнено зображеннями картин відомих художників 17 – 19 століття в стилях романтизм, класицизм, реалізм [57]. Важливо зазначити, що чимала кількість картин не атрибутовані за автором, але також мають художню цінність і можуть підлягати ідентифікації за стилем. Крім того, датасет включає і картини українських художників 19 –

20 століття, отримані з порталу Національного художнього музею України [58].

Для експериментального дослідження митної експертизи творів живопису було використано набір зображень картин 50 відомих художників, які жили в різні часи – з XV століття до середини XX століття [56]. Об'єкти набору характеризуються такими ознаками, як ім'я митця, роки життя, жанри, національність, біографічні факти. Для художників, які шукали стиль у своїй творчості, є інформація про декілька жанрів, пов'язаних з одним періодом життя. Безсумнівно, кожна з характеристик опису картини може виступати цільовою ознакою в класифікації. В роботі цільовою ознакою обрано атрибут період життя художника. Загальна кількість зображень у наборі даних становила 872. Кількість робіт досліджуваних художників наведена в табл. 4.1.

Таблиця 4.1

Кількість зображень картин, включених до досліджуваного набору даних, залежно від імені художника

Ім'я виконавця	Модільяні	Кандинський	К. Моне	Рівера	Магріт	Далі	Клімт
Кількість картин за автором	193	87	73	70	194	138	117

Для забезпечення високої точності, підвищення надійності митної експертизи творів живопису та детального опису загальних властивостей творів живопису, окрім основних цільових ознак, було введено низку додаткових атрибутів, що включає колір, текстуру, статистичні та інші характеристики зображень. Значення атрибутів генеруються з фотографій картин у інтелектуальній системі прийняття рішень, яка потім класифікує картину за віком.

Для розрахунку вагових коефіцієнтів під час реалізації алгоритму k-найближчих сусідів пропонується використовувати оцінку Фішера; для розрахунку міри подібності – застосовувати евклідову метрику.

Як набір даних для експериментального дослідження було запропоновано використовувати набір, що включає роботи відомих світових, європейських та українських художників, а також метадані з біографіями художників, періодом життя та описом жанрів картин.

У першій частині експерименту було проведено дослідження впливу вибору дескриптора на точність класифікації даних. Розглянуто дескриптори LBP (2.7), Color LBP; перші чотири моменти, розраховані за формулами (2.8) – (2.10); параметри Хараліка, обчислені за формулами (2.11) – (2.16); текстурні ознаки Тамура, оцінені за співвідношеннями (2.17) – (2.22); дескриптор SIFT.

Приклади опрацювання вихідних зображень за допомогою обраних дескрипторів показано на рис. 4.1, 4.2.

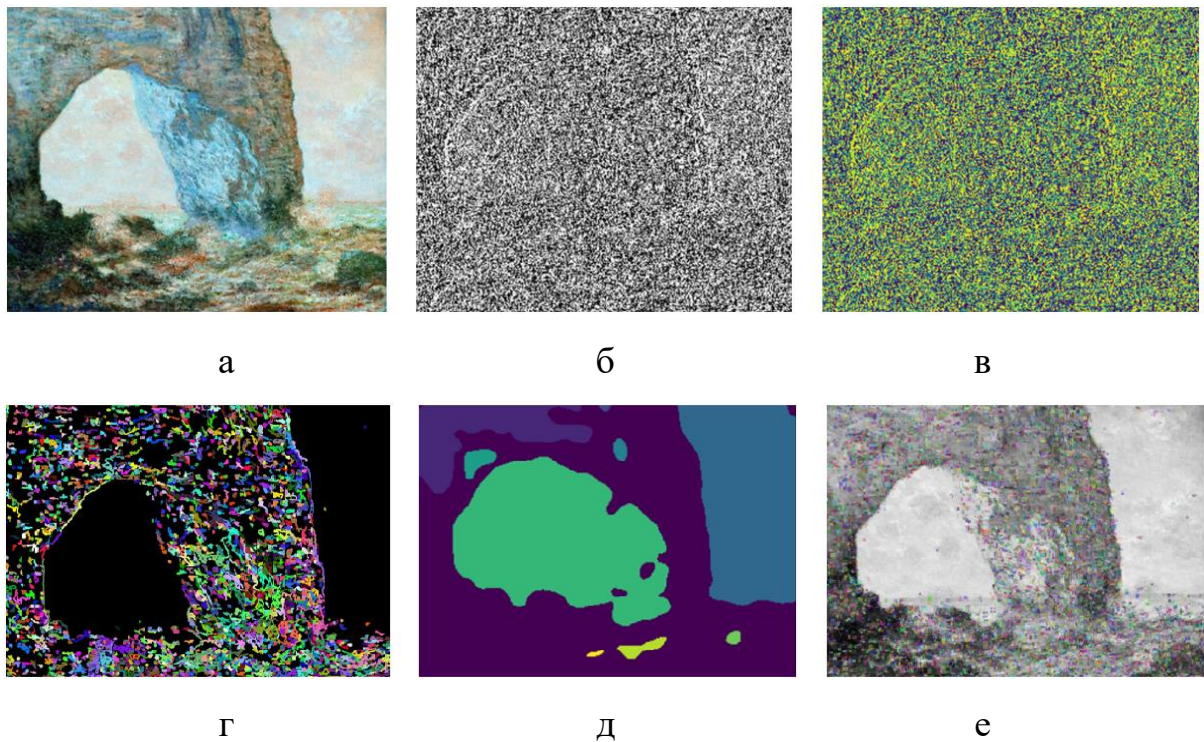


Рис. 4.1. Опрацювання вихідних зображень векторів ознак творів живопису:
а) оригінального зображення К. Моне «Маннепорт» (1883); зображення,

оброблене за допомогою дескрипторів: б) LBP; в) кольоровий LBP; г) перші чотири моменти; д) особливості текстури Хараліка; е) SIFT

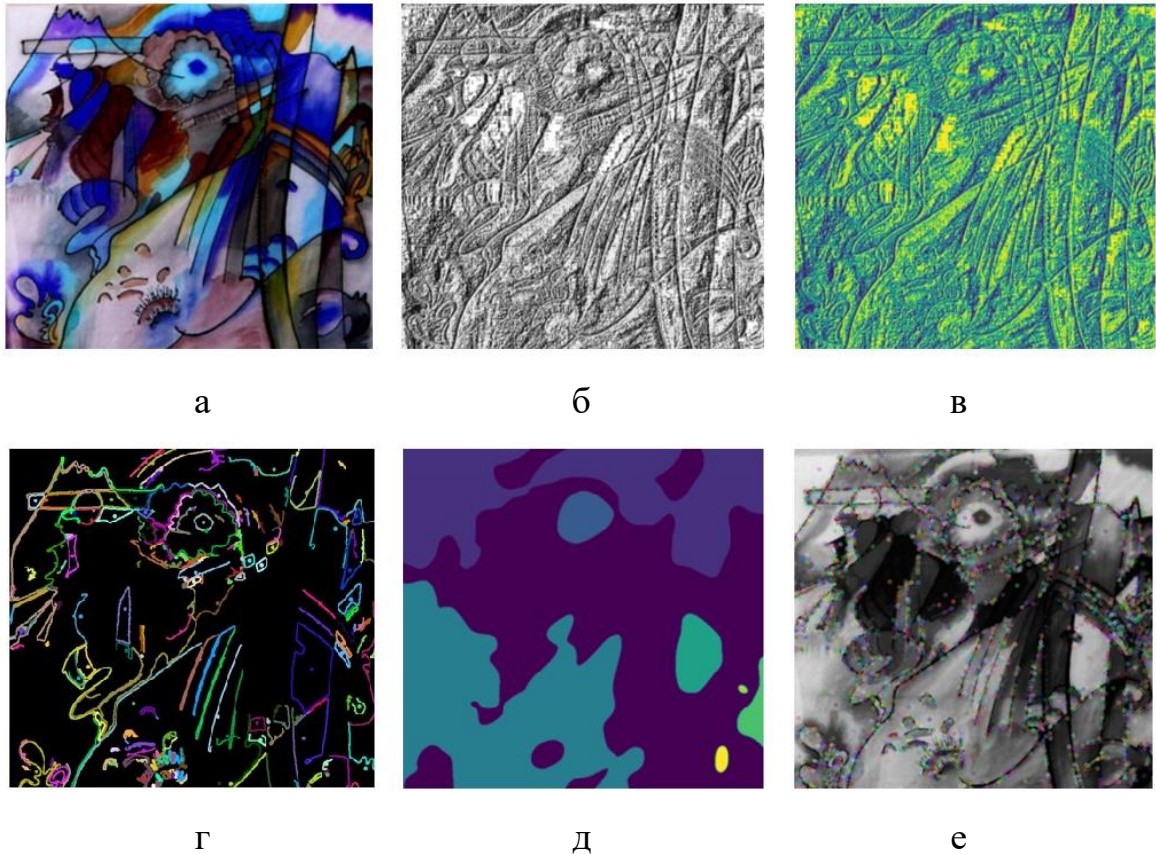


Рис. 4.2. Опрацювання вихідних зображень векторів ознак творів живопису: а) оригінального зображення В. Кандинського «Композиція VIII» (1923); зображення, оброблене за допомогою дескрипторів: б) LBP; в) кольоровий LBP; г) перші чотири моменти; д) особливості текстури Хараліка; е) SIFT

Застосування дескрипторів до зображень картин із датасету дає вектори ознак різної розмірності. Наприклад, Color LBP дає вектор ознак розмірністю 512×1 , дескриптор SIFT-вектор ознак розмірністю 788×128 . Для розв'язання задачі класифікації всі вектори ознак мають бути перетворені на стовпці, тому остаточний розмір вектору ознак для SIFT склав 100864×1 . З подібних векторів методом конкатенації формується узагальнений вектор ознак. Результати класифікації з використанням поодиноких векторів ознак за кожним дескриптором і узагальненого вектору подано в табл. 4.2.

Таблиця 4.2

Точність класифікації картин залежно від дескриптора, який використовується для формування вектору ознак

Назва дескриптора	LBP	Кольоровий LBP	Перші 4 моменти	Характеристики текстури Хараліка	Надмірність палітри	SIFT дескриптор	Особливості текстури Тамура	Узагальнений вектор
Точність, %	70.92	66.18	62.81	71.80	63.89	66.55	72.92	82.71

З використанням препроцесингу і рескейлінгу даних, а також тюнінгу алгоритму точність за дескрипторами варіюється від 66% до 73%. Загальна точність за датасетом 82.71%. Конфігурацію запропонованого алгоритму, яка забезпечила такий рівень точності, наведено в табл. 4.3.

Таблиця 4.3

Конфігураційні параметри алгоритму класифікації

Назва параметра конфігурації алгоритму	Алгоритм побудови дерева пошуку	Метрика	Техніка розрахунку вагових коефіцієнтів	Найкраща кількість сусідніх точок у мікрорайоні	Найкращий розмір листа дерева пошуку
Значення параметра	BallTree	Евклідова	Значення ваги є величиною, зворотною відстані між точками	11	1

Таблиця 4.4.

Результати класифікації картин за художниками за роками створення

Ім'я	Амедео Модільяні	Василій Кандинський	Дієго Рівера	Клод Моне	Рене Магрітт	Сальвадор Далі	Густав Клімт	Казимир Малевич	Михайло Врубель
Точність, %	82.55	80.48	80.02	82.29	81.62	81.92	81.80	80.71	82.18

Практичне значення отриманих результатів полягає в скороченні часу та вартості митної перевірки законності експорту картин.

Перспектива подальших досліджень пов'язана з подальшим підвищенням точності категоризації шляхом модифікації алгоритму k-найближчих сусідів.

4.2. Дослідження використання графа знань для прогнозування художника, стилю та жанру творів живопису

Оскільки провенанс у цьому завданні є невід'ємною частиною вихідного масиву інформації, необхідно підбирати дані для навчання системи відповідним чином. Багато музеїв зі світовою популярністю під час оцифрування картин також включають і метадані в словесні описи цінностей. Розгорнутих переліків усіх документів, що верифікують усю історію продажів картини, у таких описах немає, але навіть короткі відомості про час, місце створення, стиль, жанр, школу тощо, підвищуватимуть точність багатозадачної класифікації.

У цій роботі було використано датасети [142, 56], що перебувають у вільному доступі. Вони містять зображення картин світових майстрів, які творили в 15 – 20 століттях, у різних техніках, стилях і жанрах. Крім того, ці датасети містять короткі відомості, які стосуються провенансу.

У зв'язку з необхідністю застосування розробленої системи в умовах України, вочевидь, потрібно доповнити ці набори зображеннями картин українських художників, наприклад, з фондів Національного художнього музею України [58]. Метадані про ці картини і художників можуть бути зібрані як на порталі музею, так і у Вікіпедії.

В [138] розглянута класифікаційна модель, яка використовується для прогнозування художника, стилю та жанру творів живопису. Модель натхненна мультимодальним навчанням: графові вбудовування витягуються з ArtGraph за допомогою node2vec для надання контекстної інформації про твір живопису; ця інформація призначена для підвищення точності візуальних особливостей, витягнутих з ілюстрації за допомогою попередньо навченої сучасної CNN, тобто ResNet50 [150, 151]. Основна ідея полягає в тому, щоб навчитися проектувати візуальні ознаки, отримані за допомогою ResNet50, у контекстній простір, наданий вбудовуваними графами. Це робиться за допомогою модуля кодеру, що складається з двох повністю з'єднаних шарів з тангенціальною функцією активації, так що його значення знаходяться між -1 і +1. Фаза навчання фокусується на мінімізації середньоквадратичної похибки (MSE Mean Squared Error) між прогнозованим значенням ознаки p_j та істинним контекстним значенням u_j , для заданого екземпляра об'єкта експертизи (твору живопису) j :

$$L_{Provenance}(p_j, u_j) = \|p_j - u_j\|_2^2. \quad (4.1)$$

Потім передбачені контекстні ознаки об'єднуються (шляхом конкатенації) з візуальними ознаками. Замість того, щоб додавати один

вихідний шар i навчати кожну задачу класифікації окремо, автори застосовують багатозадачне рішення. Таким чином, ознаки розподіляються між завданнями, що дозволяє моделі одночасно використовувати семантичну кореляцію між ними для досягнення кращої точності. Маючи певну кількість завдань $T=3$ (що відповідають класифікації художника, стилю та жанру) та набору з N екземплярів (твору живопису), загальна функція втрат має вигляд:

$$L = (1 - \gamma) \left[\sum_{i=1}^T \lambda_i \sum_{j=1}^N l_c(z_{ij}, class_{ij}) \right] + \gamma \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N l_e(p_j, u_j) \quad (4.2)$$

де γ – вага похибки модуля кодера, λ_i – гіперпараметри, які важать внесок кожної задачі i , l_e – вищезгадані втрати MSE і l_c – функція перехресних ентропійних втрат визначена як:

$$l_c(z_j, class_j) = -\log \left(\frac{\exp(z_j[class_j])}{\sum_i \exp(z_j[i])} \right) \quad (4.3)$$

де для заданого твору j , z_j – прогнозований результат, а $class_j$ – істинна мітка. Загальну схему інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень визначення художника, стилю та жанру показано на рис. 4.3 [138].

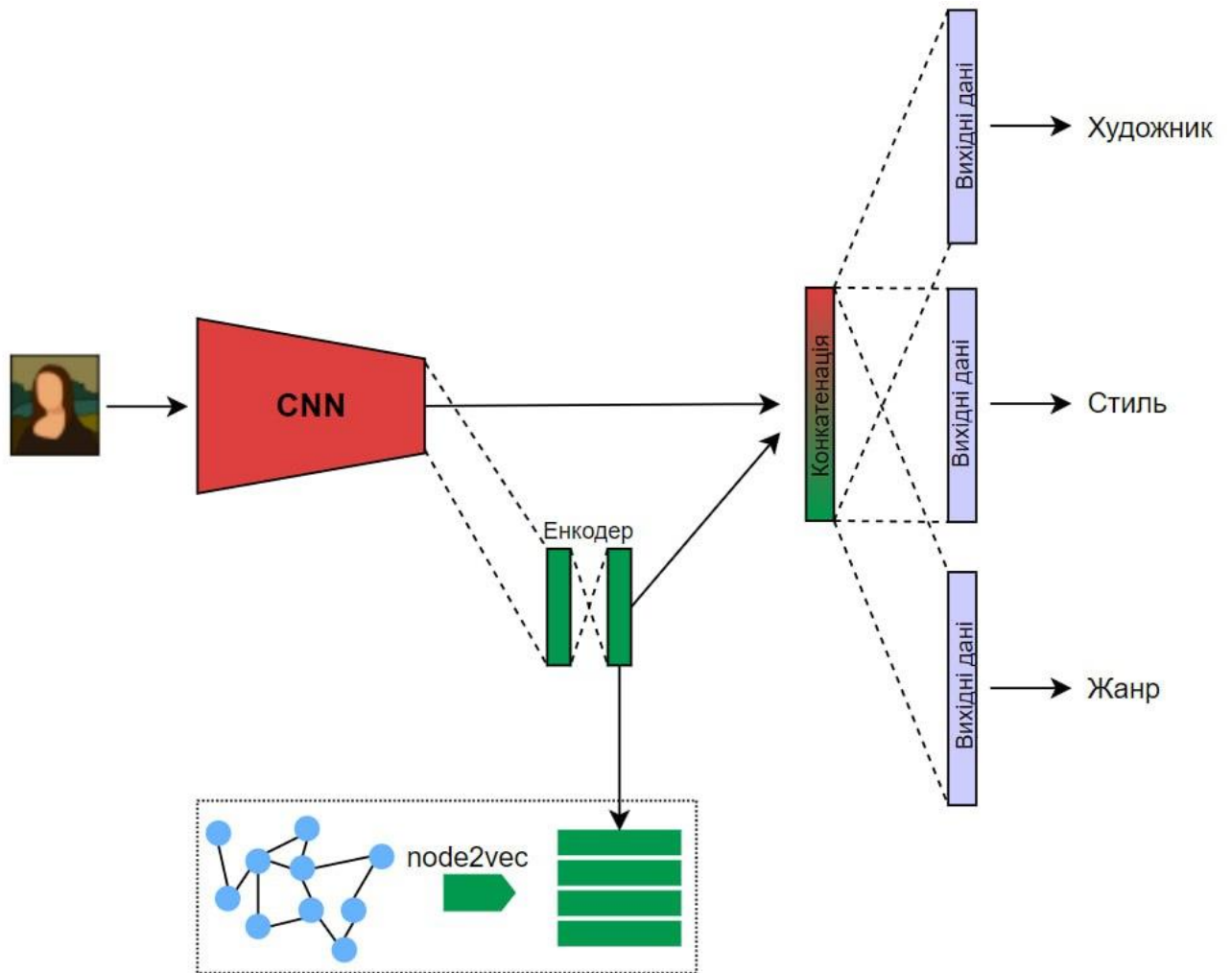


Рис. 4.3. Загальна схема інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень визначення художника, стилю та жанру

Експерименти були проведені в Google Colaboratory мовою програмування Python з використанням стандартних процедур з бібліотек OpenCV та NumPy. Зображення ілюстрацій було змінено до розміру 224×224 , як того вимагає ResNet50, та нормалізовано за допомогою середнього значення та стандартного відхилення ImageNet. Розмір візуальних вбудовувань, отриманих за допомогою ResNet50 (без вихідного шару), становить 2048, тоді як розмір обраний для вбудовування node2vec - 128. В якості оптимізатора були використані Adam зі швидкістю навчання 10^{-4} та імпульсом 0.9. Розмір пакету було встановлено 32. Крім того, емпірично були знайдені наступні значення для: γ , яке було встановлено на

рівні 0.4; λ художника, що дорівнює 0.5; λ стилю, що дорівнює 0.2; та λ жанру, що дорівнює 0.2. Для порівняння запропонованого методу з моделлю ContextNet, розробленої Garcia et та ін. [148], яка базується на оцифрованих зображеннях. ResNet50 і використовує вбудовування графів лише як "регуляризаційного" сигналу, а не як додатковий вхідний режим під час навчання. Шар конкатенації отримує як внесок візуальних вбудовувань, витягнутих з ResNet50, навченого на оцифрованих зображеннях творів мистецтва, так і графові вставки, витягнуті з розробленого KG, відповідно. Мережа в цілому навчається мінімізувати помилки, щоб передбачити правильного художника, стиль та жанр заданого входу i , в той же час, зменшити втрати MSE при проектуванні візуальних та контекстуальних особливостей у тому ж багатовимірному просторі.

Отримані результати, виражені в термінах точності класифікації, наведено в табл. 4.5.

Таблиця 4.5

Точності класифікації художника, стилю и жанру

Метод	Художник	Стиль	Жанр
Fine-tuned ResNet	61.13%	62.65%	65.32%
ContextNet	62.20%	62.24%	65.93%
Запропонований	62.50%	65.93%	66.52%

Більш зручне та наочне представлення отриманих даних представлено на рис. 4.4.

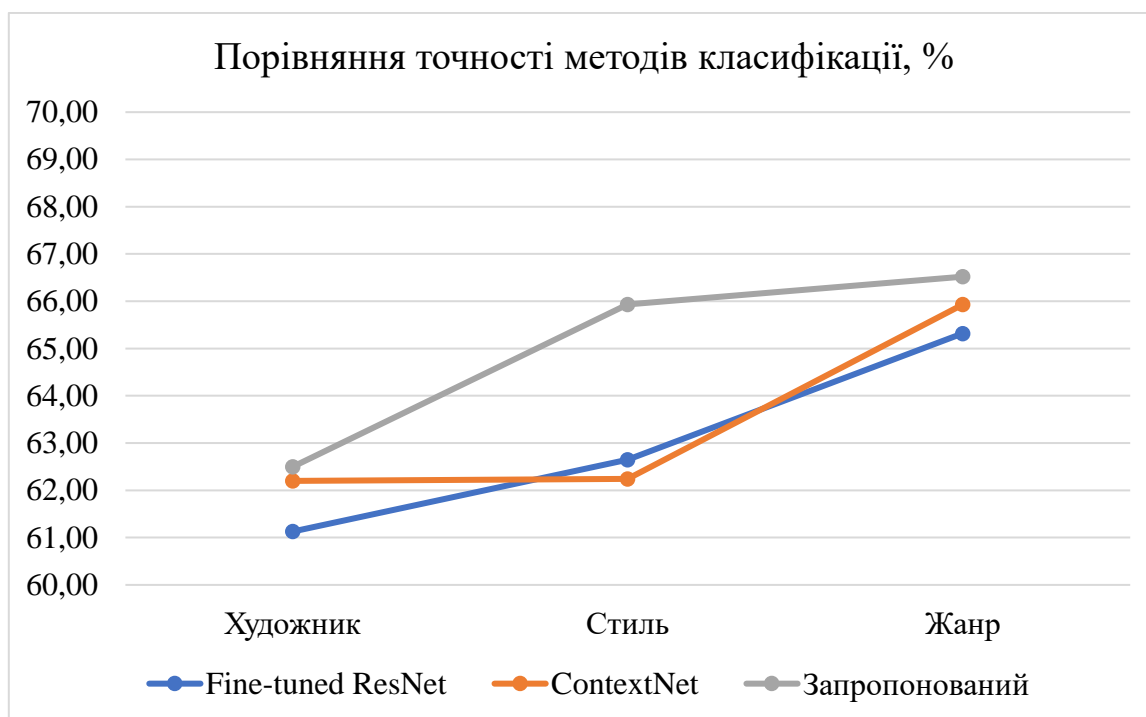


Рис. 4.4. Точності класифікації художника, стиля і жанру різними методами

Можна побачити, що моделі, які включають контекстні знання, є кращими за базовий метод, що базується лише на візуальних ознаках. Більш того, модель здатна краще використовувати контекстне представлення, з вищою точністю, ніж ContextNet, для всіх трьох завдань: художник, стиль, жанр.

Таким чином, розглянутий ArtGraph-граф мистецьких знань, призначений насамперед для того, щоб надати мистецтвознавцю, який проводить музейну експертизу, зручний і простий у використанні інструмент для виконання класифікації оцифрованих творів живопису з урахуванням його провенанса. Мистецтвознавець, який проводить музейну експертизу зацікавлений не лише у використанні інформації з KG для вивчення класів, але й у тому, щоб допомогти у вирішенні завдань з пошуку додаткових знань необхідних для проведення повної музейної експертизи.

4.3. Розробка автоматизованої системи класифікації оцифрованих творів живопису для проведення повної музейної експертизи

В Україні проводиться робота з каталогізації музейних фондів і складання науково уніфікованих паспортів. Хоча вона далека від завершення, проте ведеться вона відповідно до врахування міжнародного досвіду (вимоги ICOM, Model export certificate for cultural objects ЮНЕСКО тощо) [152]. З урахуванням умов України, структуру графа KG для проведення повної музейної експертизи пропонується модифікувати (рис. 4.5).

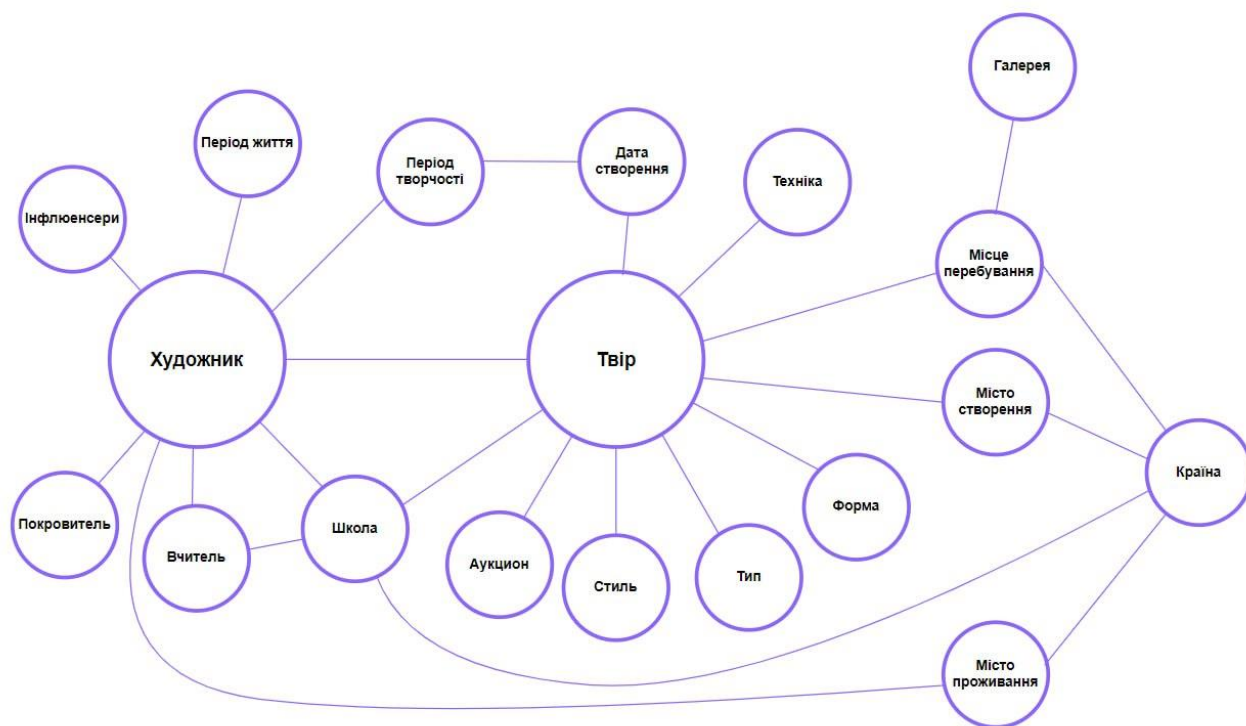


Рис. 4.5. Модифікована структура графу знань

Структура вказана на рис. 4.5 показує вузли та ребра графу знань за атрибутами провенанса метаданих про твір живопису. Вбудовані графи витягуються з моделі за допомогою енкодера – попередньо навченої CNN, яка реалізує перетворення node2vec [149] та вирішує задачу класифікації картини за атрибутами провенансу, представленими у вигляді графової моделі.

Нині найвищу точність класифікації у подібних завданнях демонструють мережі типу ResNet50, ResNet101, ResNet152 [150, 151]. Навчання мережі пропонується здійснювати за допомогою функції втрат виду (4.1).

4.4. Використання механізмів методу Fine-Grained Image Analysis для класифікації творів живопису

Навіть досвідчені мистецтвознавці іноді помиляються при визначенні авторства або датування картин, написаних в одному стилі, у вузькому часовому проміжку. Крім результатів хімічних, спектроскопічних, рентгеноскопічних досліджень, у розв'язанні цього завдання може допомогти підхід FGIA, що дає змогу використовувати інформацію про відмінності в дрібних деталях об'єктів, які належать до одного класу. Основною складністю в реалізації підходу є збереження інформації про регіональні ознаки, коли мережа вчиться на сотнях тисяч прикладів зображень. Механізм уваги дає змогу відшукувати найбільш значущі регіональні ознаки на зображеннях і зберігати відомості про них, незважаючи на значні розміри датасетів для навчання.

У роботі [153] пропонується формувати спеціальні регіони, що зберігають інформацію про окремі характерні особливості об'єктів, що належать до підкласів – Searching and Learning Discriminative Regions (SDR, LDR пошук і вивчення дискримінаційних регіонів).

Подібно до того, як глобальні характерні ознаки виокремлюються в зображеннях за допомогою CNN, і на основі зіставлення векторів цих ознак визначаються вектори ознак класів зображень. У дискримінаційних регіонах глибока мережа формує вектори ознак у межах окремих частин зображень, які у певному сенсі подібні одна до одної. Прикладом таких завдань є розрізнення літаків за типами, птахів за підвидами в межах одного сімейства тощо. У

результуючий вектор включаються як глобальні ознаки, властиві зображенням класу, так і приватні (partial), властиві зображенням підкласу.

Searching Discriminative Regions призначені для пошуку і визначення місця розташування приватних ознак у зображенні [153]. Схема формування пошукових регіонів показана на рис. 4.6.

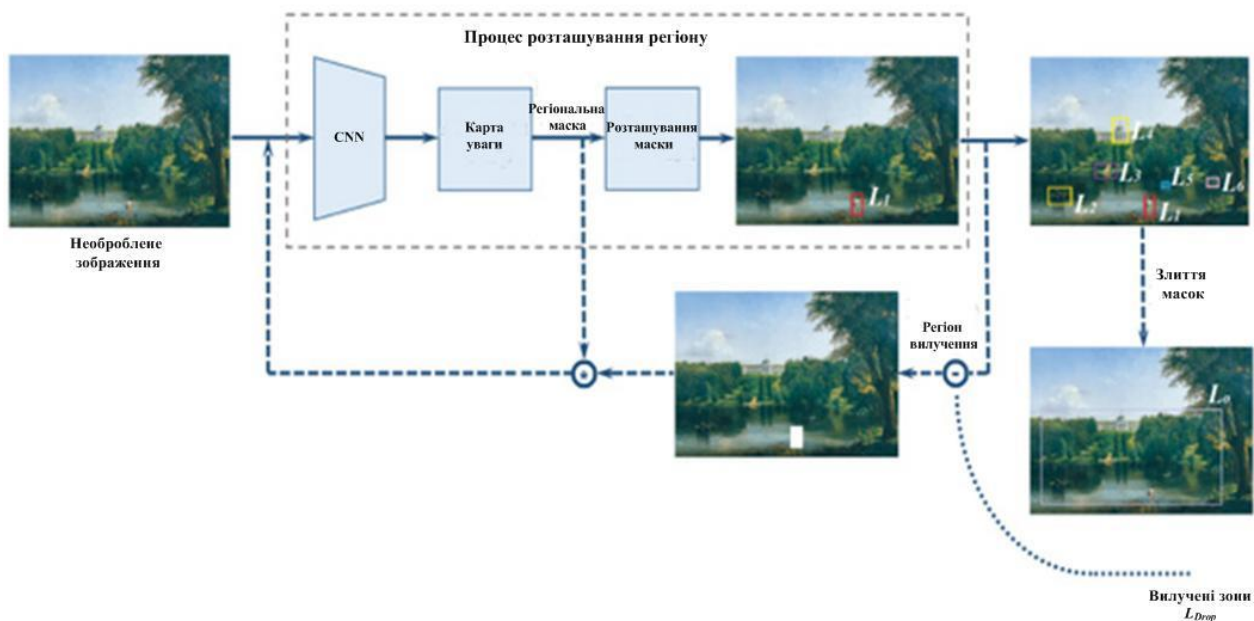


Рис. 4.6. Схема формування пошукових регіонів

В основі дії цього блоку системи - пошуковий механізм на основі уваги. Згорткова нейронна мережа тут забезпечує пошук і виокремлення всіх можливих ознак у зображенні, і лише завдяки функції уваги з'являється можливість в одному зображенні відшукувати різноманітні характерні ознаки L_1, L_2, \dots, L_n , і використовувати їх як еталони для пошуку на інших зображеннях картин.

Мережа навчається під час мінімізації цільової функції, що описує кутову міру відмінностей θ_y між фактичними логітами (ознаками) категорій і їхніми значеннями, які прогнозує мережа:

$$L_{arc} = -\log \frac{\exp(s(\cos \theta_y))}{\sum_{j=1, j \neq y}^C \exp(s(\cos \theta_j)) + \exp(s(\cos \theta_y))} \quad (4.4)$$

де C – кількість категорій для класифікації. У цьому завданні вона дорівнює кількості порівнюваних картин у базі.

Під час локації пошукових регіонів на зображенні необхідно мінімізувати втрати, пов'язані з характеристиками зон, що виключаються:

$$L_{Drop} = \sum_{i=1}^n L_{drop-arc} \left(C_d(em_{d_i}) \right) \quad (4.5)$$

де em_{d_i} – сформовані мережею ознаки зображення, які за межі мережі не виходять (ембедінги) d_i , $i = 1, \dots, n$, пов'язані з картиною, поданою на вхід, C_d – класифікатор, що відображає ембедінги на ознаки категорій об'єктів класифікації (логіти).

Після виявлення пошукових регіонів потрібно скласти їхні описи з урахуванням їхнього можливого зовнішнього вигляду в інших зображеннях датасету. З цією метою на основі SDR формуються навчальні регіони Learning discriminative regions, відповідно до схеми рис. 4.7.

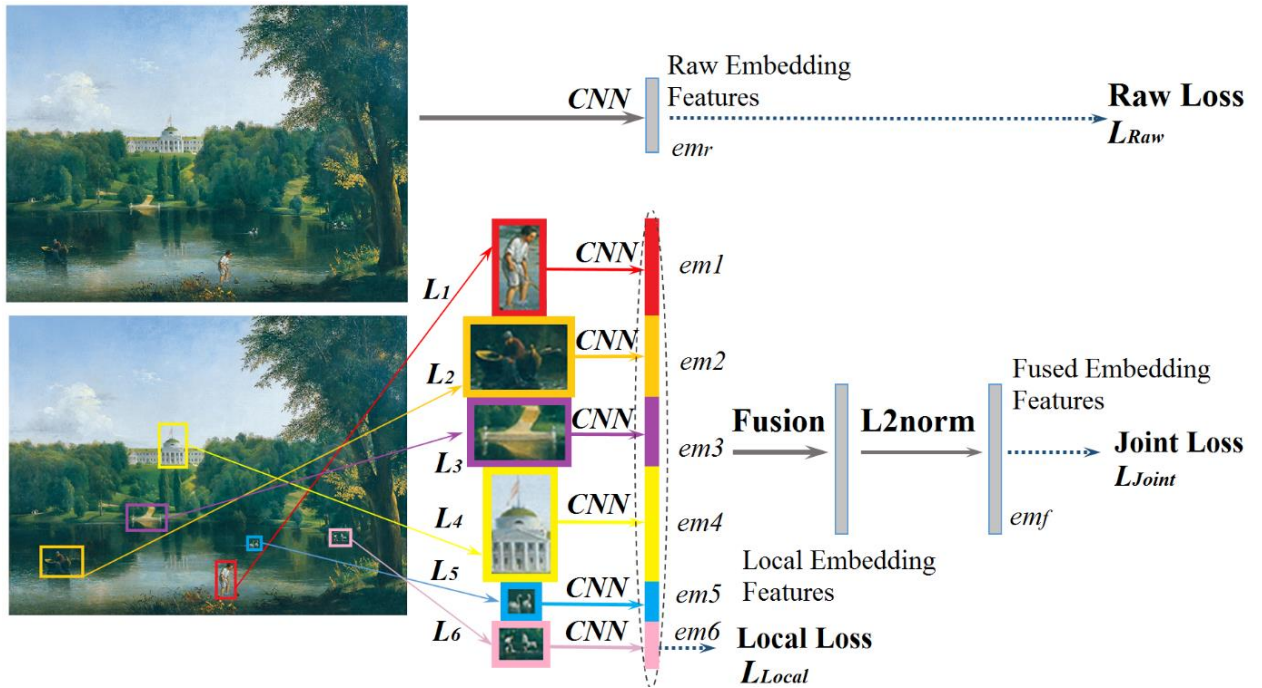


Рис. 4.7. Схема підходу до формування навчаних регіонів

За аналогією з (4.5), визначаються функції втрат для навчання згорткових мереж, що формують ембеддинги $em_r, em_1, \dots, em_6, \dots, em_{d_m}, em_f$:

$$\begin{cases} L_{Raw} = L_{Raw-arc}(C_r(em_r)) \\ L_{Local} = \sum_{i=1}^n L_{Local-arc}(C_l(em_i)) \\ L_{Joint} = L_{Joint-arc}(C_f(em_f)) \end{cases} \quad (4.6)$$

де $em_r, em_1, \dots, em_6, \dots, em_{d_m}, em_f$ - ембеддинги, пов'язані з окремими пошуковими регіонами, виділеними на зображенні картини, поданої на вхід, C_r, C_l, C_f - класифікатори, які відображають ознаки ембеддінгів у ознаки категорій (логіти).

Локальні регіональні ознаки (ембеддинги) об'єднуються в модулі Fusion, утворюючи узагальнений вектор em_f :

$$em_f = \text{Fusion}(em_r, em_1, \dots, em_6, \dots, em_{d_m}). \quad (4.7)$$

Злиття можна реалізувати конкатенацією або конволюцією. У другому випадку в архітектуру мережі потрібно буде додати 1D конволюційний шар з N каналами, тоді розмірність узагальненого вектору ембедінгів становитиме $(n+2)N$.

4.5. Розробка системи класифікації картин з використанням Knowledge Graph і Fine-Grained Image Analysis

Для розв'язання задачі класифікації картин з урахуванням провенансу у векторному поданні та з можливістю розрізнення характерних особливостей художників одного жанру, однієї часової епохи запропоновано систему, побудовану з використанням представлення знань у вигляді графової структури, де виокремлення ознак на зображеннях картин виконується за допомогою SDR і LDR.

Загальну схему системи класифікації картин показано на рис. 4.8. Основна ідея полягає в тому, щоб навчити конволюційну мережу проектувати метадані про картину та її fine-grained ознаки в простір об'єктів класифікації. Розв'язання здійснюється в багатозадачному (multi-task) режимі завдяки конкатенації ембедінгів візуальних ознак з вихідного зображення, ембедінгів провенансу від енодера та ембедінгів fine-grained ознак з SDR і LDR. Функція втрат системи в багатозадачному режимі класифікації визначається як:

$$L = (1 - \gamma) \left(\lambda_{Raw} \sum_{j=1}^N L_{Raw-arcj} (C_r(em_r)) + \lambda \sum_{j=1}^N L_{Joint-arcj} (C_f(em_f)) \right) + \\ (\lambda_{Local} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N L_{Local-arcj} (C_l(em_i))) + \\ \lambda_{Drop} \sum_{j=1}^N L_{Drop-arcj} (C_f(em_f)) + \gamma \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N L_{Provenance} (p_j, u_j), \quad (4.8)$$

де γ – ваги помилок модулів системи, λ_i – гіперпараметри, що враховують внесок окремих задач в результат класифікації.

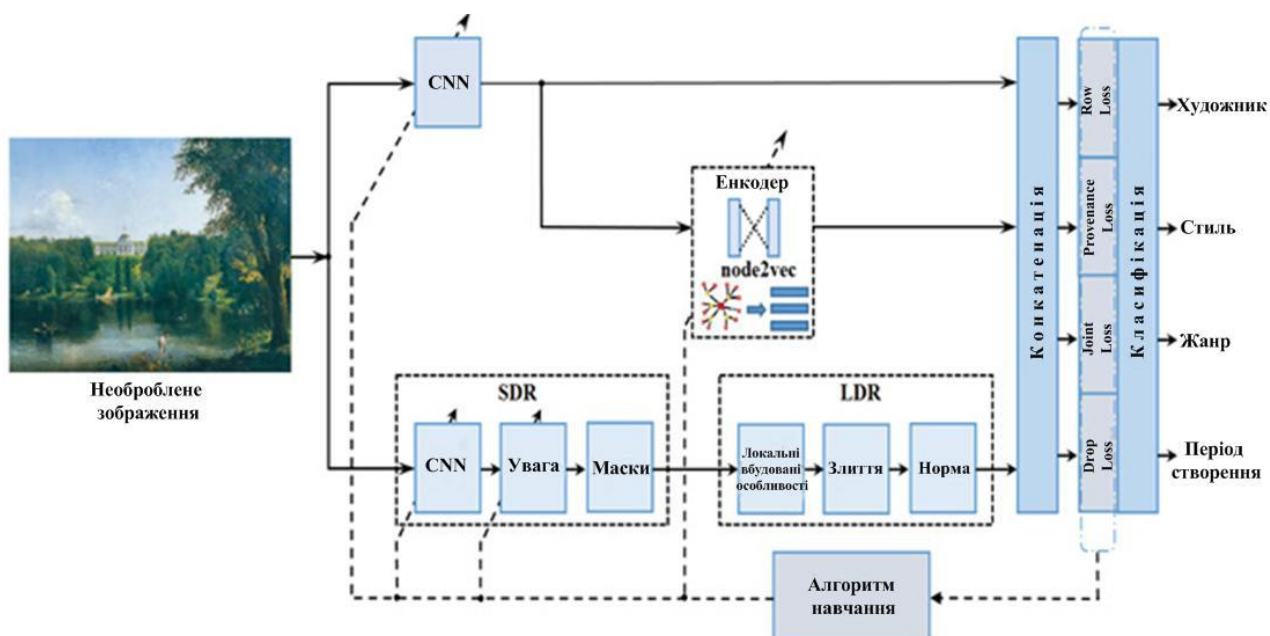


Рис. 4.8. Схема автоматизованої системи класифікації картин з використанням Knowledge Graph і Fine-Grained Image Analysis

4.6. Концептуальна модель інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень ідентифікації культурних цінностей

Слід зазначити, що більшість завдань і проблем ідентифікації культурних цінностей або знаходяться в стадії часткового вирішення, або тільки формулюються, що пов'язано, в першу чергу, з особливостями саме цієї задачі. Таким чином розробка концептуальної моделі є одним з важливих етапів створення відповідної ІСППР, який враховує особливості предметної галузі та визначає основні елементи майбутньої системи та зв'язки між ними, а також принципи їх роботи.

При ідентифікації об'єктів КЦ на початковому етапі користувачам та експертам доводиться покладатися виключно на свій досвід та на наявність в них довідкових матеріалів (каталогів чи інформаційних систем з предметної галузі). Як зазначають експерти, рішення про детальну експертизу в спеціалізованих лабораторіях доводиться приймати, в більшості випадків,

виключно в результаті візуального огляду об'єкта та його певних ознак чи характеристик, відповідно до типу КЦ. На сьогодні не існує універсальної інформаційно-довідкової та/або інтелектуальної СППР для ідентифікації КЦ. Впровадження та використання сучасних математичних та програмно-апаратних засобів, підходів та інструментів при створенні систем подібного типу та використання системного підходу є більш ефективним.

Задача розробки концептуальної моделі тісно пов'язана з такими напрямками, як інтелектуальний аналіз даних та процесів, системи штучного інтелекту та саме проектування та розробка принципів створення СППР. Аналіз робіт по даному напрямку, що було зроблено в попередніх розділах дозволяє зробити висновок, що, концептуальна модель майбутньої ІСППР, яка враховує особливості саме розглянутої предметної галузі є ключовим фактором, який впливає на ефективність та якість роботи системи. Саме на етапі розробки моделі ІСППР науковцями та розробниками закладаються принципи роботи системи, визначаються основні поняття та критерії з якими працюватиме система в цілому.

На сьогодні не існує єдиної універсальної моделі побудови ІСППР, оскільки галузь застосування систем подібного типу накладає низку відповідних притаманних саме цієї предметної галузі критеріїв та обмежень. Слід зазначити, що розробка сучасних підходів та інструментів також є важливим фактором, і моделі, що було розроблено раніше не будуть дієвими з цими технологіями, тобто для більш ефективної та якісної роботи слід розробляти нову модель ІСППР.

Система підтримки прийняття рішень призначена для підтримки багатокритеріальних рішень у складному інформаційному середовищі. При цьому під багатокритеріальністю розуміється той факт, що результати прийнятих рішень оцінюються не по одному, а по сукупності багатьох показників (критеріїв) розглянутих одночасно. Інформаційна складність визначається необхідністю врахування великого обсягу даних, обробка яких без допомоги сучасних інформаційних практично нездійсненна.

В роботах [8 – 18] зазначається, що в Україні не існує єдиної загальнодержавної системи обліку культурних цінностей та їх реєстрації і ідентифікації, в наслідок чого виникає ряд проблем з якими стикаються фахівці в ході виконання своєї професійної діяльності. Впровадження комп'ютерної автоматизованої інтелектуальної системи, для допомоги користувачам, які приймають рішення в складних умовах, та для повного і об'єктивного аналізу предметної діяльності, дозволить отримувати користувачеві інформацію, ґрунтуючись на вхідних даних, та допоможе швидко і точно оцінити ситуацію і прийняти рішення. За останній час вченими та дослідниками були запропоновані сучасні та ефективні методи та засоби ідентифікації об'єктів та побудови сучасних ІСППР. Також слід зазначити, що сучасні рішення дозволяють уникнути або зменшити ряд недоліків, які існували в попередніх рішеннях.

Роботу ІСППР спрямовано на вирішення таких завдань: вибір найкращого рішення з безлічі можливих та/або впорядкування можливих рішень по перевазі (ранжування). В обох задачах першим і найбільш важливим моментом є вибір сукупності критеріїв, на основі яких в подальшому будуть оцінюватися і зіставлятися можливі рішення.

Для аналізу і виробки рішень (звітів) в ІСППР можуть використовуватися різні методи, наприклад: інформаційний пошук, інтелектуальний аналіз даних, пошук знань в базах даних, міркування на основі прецедентів, імітаційне моделювання, еволюційні обчислення і генетичні алгоритми, нейронні мережі, ситуаційний аналіз, когнітивне моделювання та ін. СППР являє собою комплекс програмних інструментальних засобів для аналізу даних, моделювання, прогнозування та прийняття управлінських рішень.

При розробці моделі ІСППР слід враховувати й тип взаємодії системи з користувачем, наприклад: пасивні допомагають в процесі прийняття рішень, але не можуть висунути конкретної пропозиції в той же час активні безпосередньо беруть участь в розробці правильного рішення чи припускають

взаємодію СППР з користувачем. Запропоновану системою пропозицію користувач може доопрацювати, вдосконалити, а потім відправити назад в систему для перевірки. Після цього пропозиція знову видається користувачеві, і так до тих пір, поки він не схвалить рішення. Таким чином, найбільш актуальним й перспективним є активний тип ІСППР.

За способом підтримки є доцільним розглянути та використовувати СППР, що орієнтовані на дані, та мають доступ до часових рядів організації й використовують в роботі не тільки внутрішні, а й зовнішні дані. Також СППР, орієнтовані на документи, маніпулюють неструктурованою інформацією, укладеної в різних електронних форматах й СППР, орієнтовані на знання, надають спеціалізовані рішення проблем, засновані на фактах.

Щодо архітектури ІСППР, то в роботі розглядається та планується до використання СППР на основі трирівневого сховища даних. Такі СППР застосовують сховище даних, з якого формуються вітрини даних, що використовуються групами користувачів, які вирішують подібні завдання. Таким чином, забезпечується доступ, як до конкретних структурованих даних, так і до єдиної консолідованої інформації. Наповнення вітрин даних спрощується з огляду на використання перевірених і очищених даних, що знаходяться в єдиному джерелі [26].

Концептуальна модель. Основні поняття з якими працює система:

- об'єкт ідентифікації – об'єкт культурної цінності, що ідентифікується (має опис та критерії для аналізу/ідентифікації);
- користувач – фізична або юридична особа, яка в установленому законодавством порядку отримала право доступу до інформації в ІСППР;
- доступ до інформації в системі – отримання користувачем можливості обробляти інформацію в системі;
- обробка інформації в системі – виконання однієї або кількох операцій, зокрема: збирання, введення, записування, перетворення, зчитування, зберігання, знищення, реєстрації, приймання, отримання,

передавання, які здійснюються в системі за допомогою технічних і програмних засобів.

Вищезазначені поняття є основними, та наведені для розуміння роботи системи.

Вважається доцільним в розробленій моделі організувати управління доступом до системи на основі ролей, при якому права доступу суб'єктів (користувачів) системи на об'єкти (інформація, що обробляється та зберігається в системі) групуються з урахуванням специфіки їх застосування, утворюючи ролі [155, 156].

Формування ролей покликане визначити чіткі і зрозумілі для користувачів ІСППР правила розмежування доступу. Рольове розмежування доступу дозволяє реалізувати гнучкі та динамічні зміни в процесі функціонування системи правила розмежування доступу. Рольовий підхід доцільно використовувати в системах, для користувачів яких чітко визначено коло їх посадових повноважень і обов'язків. Оскільки привілеї не призначаються користувачам безпосередньо і отримуються ними тільки через свою роль (або ролі), управління індивідуальними правами користувача по суті зводиться до призначення йому ролей. Це спрощує такі операції, як додавання користувача або зміна підрозділу користувачем.

Для визначення моделі RBAC визначаються наступні умови:

- S = Суб'єкт = Людина або автоматизований агент (множина користувачів);
- R = Роль = Робоча функція або назва, яка визначається на рівні авторизації (множина ролей);
- P = Дозволи = Затвердження режиму доступу до ресурсу (множина прав доступу на об'єкти системи);
- SE = Сесія = Відповідність між S, R та / або P
- SA = Призначення суб'єкта

- $PA: R \rightarrow 2^p$ - функція, що визначає для кожної ролі множину прав доступу; при цьому для кожного $p \in P$ існує $r \in R$ така, що $p \in PA(r)$;
- $RH =$ Частково впорядкована ієрархія ролей.

RH може бути ще записана так:

- один суб'єкт може мати кілька ролей;
- одну роль можуть мати декілька суб'єктів;
- одна роль може мати кілька дозволів;
- один дозвіл може належати кільком ролям.

Ролі призначаються суб'єктам, внаслідок чого суб'єкти отримують ті чи інші дозволи через ролі. $RBAC$ вимагає саме такого призначення, а не прямого призначення дозволів суб'єктам, інакше це призводить до складно контрольованих відносин між суб'єктами і дозволами. На можливість успадкування дозволів від протилежних ролей накладається обмежувальна норма, яка дозволяє досягти належного поділу режимів. Наприклад, одній і тій же особі може бути не дозволено створити обліковий запис для когось, а потім авторизуватися під цим обліковим записом.

Використовуючи нотацію теорії множин:

- $PA \subseteq P \times A$, при цьому дозволи призначаються зв'язкам ролей у відношенні «багато до багатьох».
- $SA \subseteq S \times R$, при цьому суб'єкти призначаються зв'язкам ролей і суб'єктів у відношенні «багато до багатьох».
- $RH \subseteq R \times R$.

Суб'єкт може мати множину одночасних сесій з різними дозволами.

Діаграма випадків роботи користувачів з ІСППР наведено на рис. 4.9.

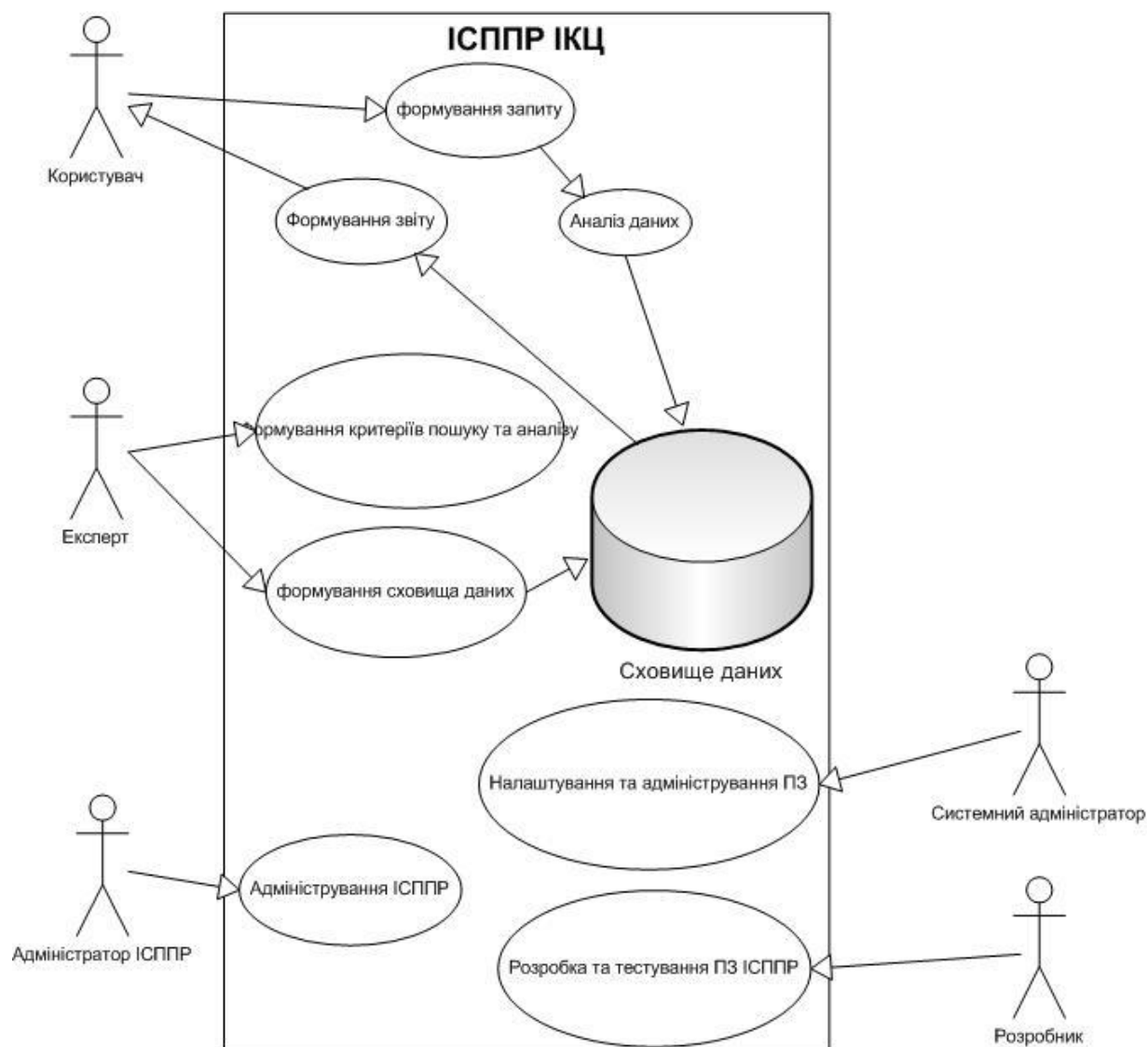


Рис. 4.9. Діаграма випадків роботи користувачів з інтелектуальною системою підтримки прийняття рішень

Розробку та використання в майбутньому пропонується ІСППР реалізувати на базі клієнт-серверної архітектури, а доступ до системи може бути здійснений як через Web-версію, так і через мобільні додатки для різних ОС. Доступ до системи через Web-версію може бути здійснений за допомогою одноразових динамічних паролів.

Переглянувши схему, запропоновану в роботі [19], було прийнято рішення винести зі схеми ІСППР ідентифікації КЦ такі елементи як користувачі та зовнішні джерела даних, а роботи цих елементів зробити незалежними від самої системи та зв'язок між ними організувати через

відповідні програмні інтерфейси. Також було доопрацьовано роботу користувачів інформаційної системи, додавши до вже описаних в роботі [19] такі категорії як: адміністратори (системний, безпеки, веб ресурсу, тощо), розробник, власник системи. Схематично систему зображено на рис. 4.10.

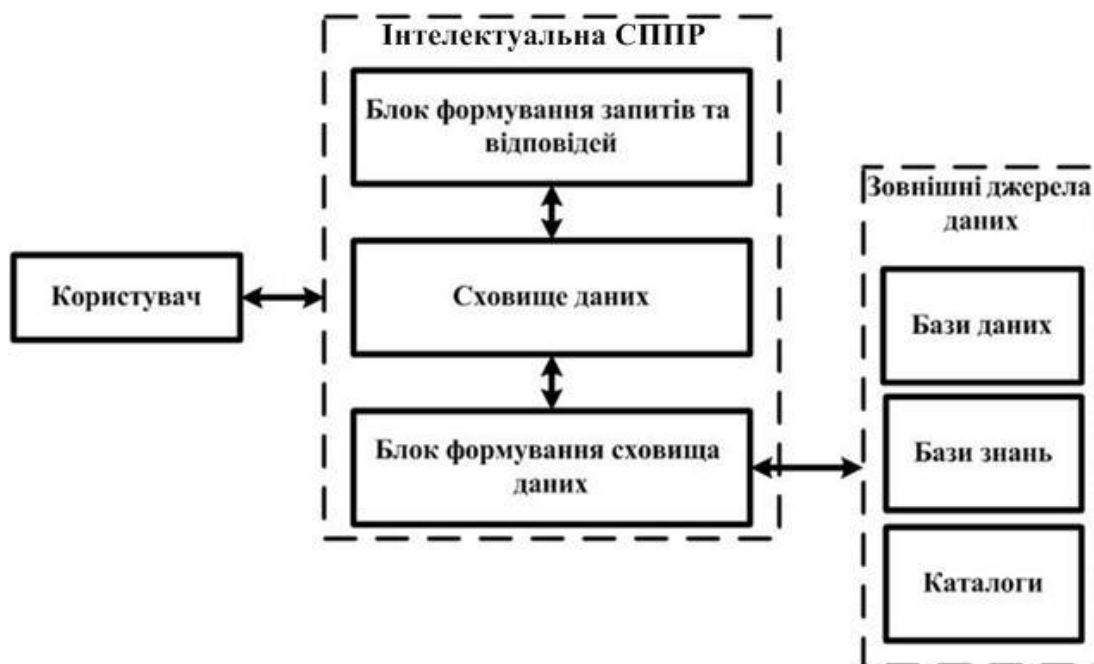


Рис. 4.10. Схема системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей

Оскільки питання інформаційної безпеки є важливими, то пропонується реалізація ІСППР ІКЦ відповідно до відповідних нормативних документів [30 – 32] та залучення відповідних фахівців.

Нижче наведено типовий сценарій формування запиту (спрощено):

1. Користувач, особа яка в процесі ідентифікації, потребує допомоги ІСППР обирає найбільш зручний програмний клієнт (веб сайт, мобільний додаток).
2. За допомогою обраного клієнта у відповідних полях вводить критерії пошуку та аналізу об'єкта ідентифікації.
3. Виконав введення початкових(вхідних) даних, передає запит («Блок формування запитів та відповідей»).

4. ІСППР отримує критерії пошуку та аналізу, потім обробляє їх для формування запиту до сховища даних («Блок формування запитів та відповідей»).

5. Відповідно з введеними критеріями відбувається пошук даних (блок «Сховище даних»).

6. В результаті пошуку може виникнути декілька варіантів: перший варіант - інформація є та повністю задовольняє запиту; другий - інформація є, але не повністю влаштовує запиту; третій варіант - інформація про об'єкт ідентифікації у сховищі відсутня.

7. При першому варіанті (п.6.), через «Блок формування запитів та відповідей» система видає звіт, в якому буде вказана в якою долею вірогідності та посилаючись на які джерела, зроблено висновок/висновки про результати аналізу того чи іншого об'єкту ідентифікації КЦ.

8. У випадках варіантів 2 та 3 (п.6.), система запропонує додатково, користувачу через «Блок формування сховища даних» зробити запит до зовнішніх джерел інформації, але це може потребувати додаткового часу та ресурсів, також ці данні не будуть перевірені експертом.

9. Виведення та за необхідністю друк звіту для подальшого його опрацювання користувачем.

4.7. Структура та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей

Велика кількість типів та різновидів об'єктів КЦ може значно ускладнити розробку моделей та алгоритмів, які б враховували би всі ці особливості, тому на начальному етапі, для апробації результатів, та для доцільності подальшого розвитку системи, робиться акцент на таких об'єктах як картини (оригінальні художні твори живопису), як одного з типів об'єктів КЦ, це питання розглянуто в роботі [22].

Запропонована система має великі перспективи використання та велику потенційну аудиторію користувачів. Але, як зазначалося, користувачам буде надано різні права та права доступу. Таким чином система, що розробляється, має працювати за відповідними режимами [19, 22].

В роботі пропонується в системі розробити два принципово різні режими її роботи:

– Інформаційно-довідковий режим. В першу чергу призначений для користувачів, які будуть використовувати систему для пошуку довідкової інформації за певними ознаками, наприклад, назва, автор, розмір і т.п. Даний режим може бути цікавим, наприклад: для експертів в області культурних цінностей та предметів мистецтва для вивчення та вдосконалення своїх знань; навчальним закладам; організаціям для створення та наповнення каталогів культурних цінностей та предметів мистецтва; пересічним користувачам системи (гостям ресурсу); історикам; аукціонам з продажів культурних цінностей та предметів мистецтва; тощо.

– Режим ІСППР. В першу чергу призначений для користувачів, які будуть використовувати систему для аналізу об'єкта для формування довідки при прийнятті рішень щодо подальших дій з об'єктом. Окрім пошуку співпадінь зображення об'єкта з зображеннями бази даних системи, та формування додаткових довідкових відомостей, у функціонал ІСППР закладається й функція аналізу цього об'єкту. Під аналізом, автором розуміється результат роботи нейронної мережі для встановлення оригінальності об'єкту, його відповідності еталонному зображенню, що знаходиться в базі даних, а також співвідношення його основних ознак.

Інформаційно-аналітична система, що розробляється в межах даного наукового дослідження має бути універсальна та охоплювати всі аспекти ідентифікації всіх типів КЦ, тобто, при проектуванні структури системи, закладаються можливості подальшого масштабування та вдосконалення системи.

Було прийнято рішення умовно розділити систему на три окремі складові, що значно спрощує як етап проектування так і розробки:

- «База даних КЦ»;
- «Аналітичний модуль СППР»;
- «Користувацький інтерфейс».

Ідентифікація культурних цінностей з урахуванням їх особливостей, в свою чергу, формує різні умови і обмеження для задачі прийняття рішення та формування довідки. Врахування різних категорій ознак різних типів об'єктів КЦ, та поєднання в одній БД та СППР відрізняється від типового рішення задачі прийняття рішення. Окрім процесу ідентифікації об'єкта, за певними характерними рисами та показниками, система матиме змогу надавати аналітичну довідку про оригінальність, приналежності руки автора, епохи або часового діапазону. Саме в такій різниці від існуючих СППР й буде оригінальність підходу рішення задачі та наукова новизна роботи.

Оскільки на початковій стадії розробки для апробації роботи системи акцент робиться на картинах, то для зазначеної категорії в першу чергу необхідно визначити список ознак/критеріїв, важливість та актуальність цього розглянуто раніше. Було проаналізовано предметну галузь та визначено наступний типовий список ознак/характеристик що стосуються творів живопису. Додатково можна ввести такі характеристики як: джерело надходження інформації до БД, та ступінь довіри до нього.

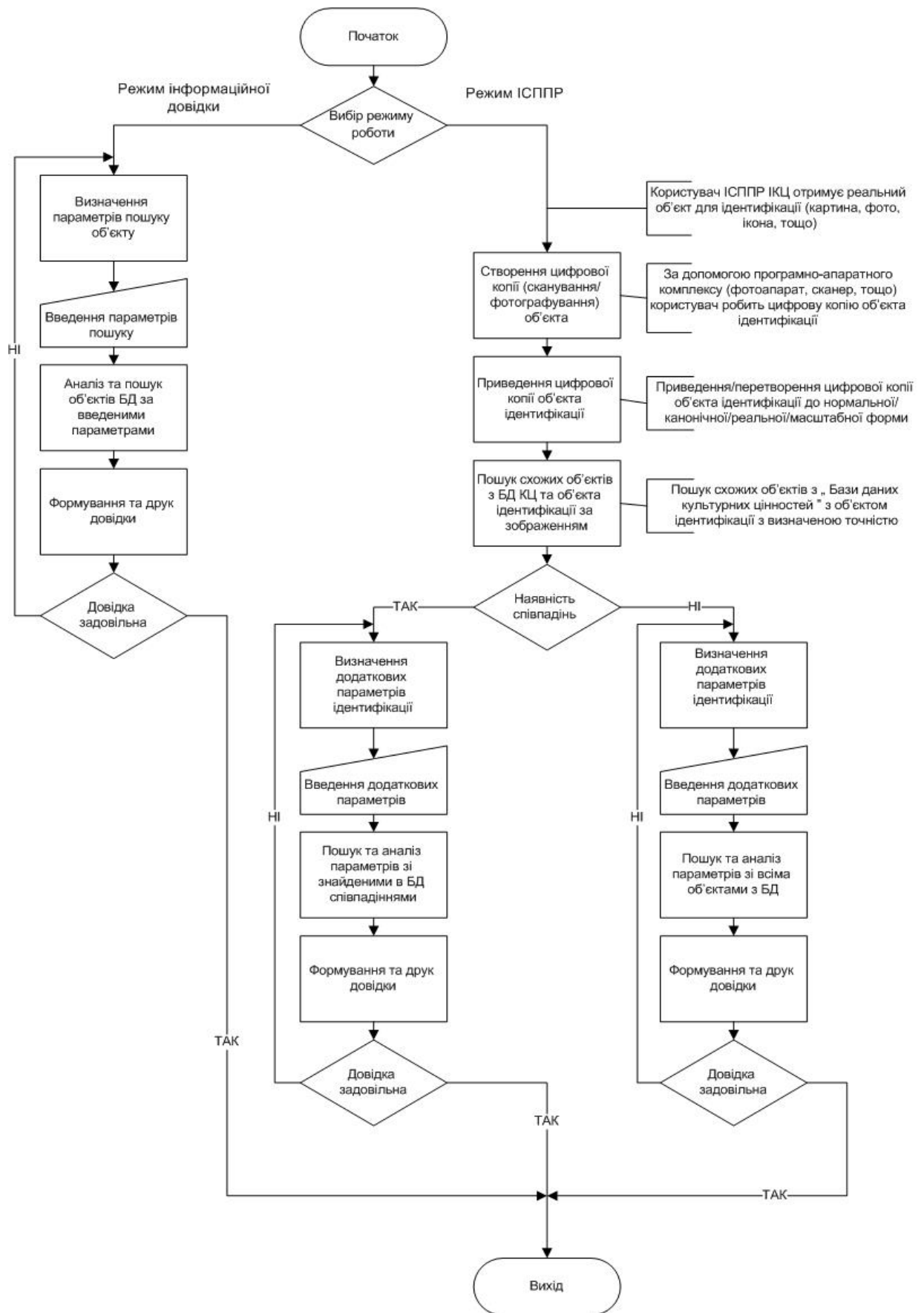


Рис. 4.11. Блок-схема алгоритму роботи користувача з системою ідентифікації та класифікації культурних цінностей

На рис. 4.11. наведено типовий алгоритм роботи інтелектуальної СППР ідентифікації КЦ. В роботі [22] в запропонованій концептуальній моделі даної системи було розглянуто питання можливої роботи з системою за різними ролями та категоріями користувачів: саме користувач, експерт, адміністратор СППР, системний адміністратор програмно-апаратного комплексу та розробник системи. В даній роботі розглядається саме робота користувача та його дії при ідентифікації об'єкта.

Функціонування системи відбувається за такими ключовими етапами:

1-й етап. Вибір режиму роботи, на якому користувач визначається з функціоналом для використання: «Інформаційно-довідковий» чи «Режим ІСППР».

2-й етап. За допомогою системи технічних (програмно-апаратних засобів) користувач робить скан або фотокопію об'єкта для ідентифікації, доцільність її використання зазначалася авторами в роботах [19, 26]. Далі відбувається процес приведення/перетворення цифрової копії об'єкта ідентифікації до визначеної масштабної форми для подальшої роботи з пошуку відповідей цифрової копії об'єкта з об'єктами, що містяться в БД, системі необхідно привести її до встановлених розмірів. В даному випадку, можна використовувати один з відомих алгоритмів масштабування.

Після приведення цифрової копії об'єкта до зазначених (визначених) значень, він подається на вхід НМ. На даному етапі система обробляє БД лише за зображенням об'єкта і визначає співпадіння з визначеною/зазначеною точністю/ймовірністю та проводить його певний аналіз. Питання використання НМ, в якості інструментарію побудови системи, було розглянуто в роботі [23].

3-й етап. Після опрацювання НМ цифрової копії об'єкта, що було подано на її вхід, система в подальшому матиме два можливі сценарії роботи:

– якщо знайдено в БД КЦ співпадіння, то користувачу надається можливість визначитися з додатковими ознаками та серед знайдених в БД

об'єктів (від одного до декілька об'єктів), подати ці ознаки на вхідний шар іншої додаткової НМ і додатково провести пошук і аналіз об'єкта КЦ для збільшення точності ідентифікації;

– якщо співпадінь за зображенням з зазначеною точністю в БД КЦ не знайдено, то користувачу також надається можливість визначитися з ознаками об'єкта та серед всіх об'єктів в БД (яких може бути сотні тисяч різних типів) і подати ці ознаки на вхідний шар НМ та додатково провести пошук і аналіз об'єкта КЦ для збільшення точності ідентифікації, але це може значно збільшити час обробки.

4-й етап. Формування та друк довідки СППР, де у випадку якщо довідку буде прийнято користувачем задовільною, то він завершує роботу з системою. В разі, якщо під час ознайомлення з довідкою у користувача виникнуть додаткові питання та ідеї щодо додаткової перевірки, то він матиме можливість повернутися на попередні етапи та додатково уточнити ознаки/параметри ідентифікації та отримати нову уточнену довідку від системи.

Використання зазначеної системи побудованої на базі НМ та сучасних програмно-апаратних засобах дозволить користувачу, в умовах невизначеності та в умовах обмеження часу, отримати додаткову допомогу при прийнятті рішення при ідентифікації КЦ, використання системи подібного типу є актуальним та перспективним [24].

Запропонований підхід до створення зазначеної системи є зручний та ефективний, має потужний потенціал для подальшого розвитку та вдосконалення системи. Поєднання в одній системі баз даних та знань разом з потужним математичним і аналітичним апаратом дозволить вийти на більш високий рівень в порівнянні лише зі звичайними базами даних та каталогами.

Також при аналізі предметної галузі прийшлося стикнутися з такими питаннями, які є завданням на подальше вдосконалення системи:

- особливості різних категорій КЦ та відмінності в підходах до їх ідентифікації;
- часові обмеження ідентифікації;
- необхідні інструменти, обладнання, лабораторії та тести;
- довідкові джерела інформації, за допомогою яких експерти обґрунтовують і підкріплюють свої висновки;
- юридична правомірність тих чи інших видів досліджень по ідентифікації та юридичні наслідки прийнятих рішень по ідентифікації КЦ.

4.8. Інструменти практичної реалізації інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень

В даний час набули поширення ряд систем та інструментів для побудови складних об'єктів, до яких відносяться і ІСППР. Для вирішення задачі побудови ІСППР, чи моделювання ідентифікації КЦ, може бути розглянуто і використано існуюче програмне забезпечення [9]: Alyuda NeuroIntelligence, Amygdala, Annie, Artificial Intelligence Recurrent Asymmetric Networks (NARIA), Cortex, DELVE, EasyNN, ECANSE, FANN, Fann Neural Network for Mathematica, Genesis, Java library, Joone (Java Object Oriented Neural Engine), libF2N2, Lightweight Neural Network ++, LTF-Cimulator, Netlab, NetMaker, Neurak, Neural Network Framework, Neural Network Leaves Recognition, Neural Network Models in Excel, Neural Network Toolbox for MATLAB, Neural Networks at your Fingertips, NeuralWorks- Professional II / PLUS, NeuroBox-dotNET, Neuromat, NeuroMine, Neuropilot Project, NeuroShell Predictor, NeuroSolutions, NeuroXL, NNSYSID Toolbox, Penguinwerks, Pythia, Simbrain, Temporal Difference Learning Project, Tiberius, Torch, Tradecision, Xerion, Neuroph, University of Hertfordshire Neural Network Software.

Слід зазначити, що програмне забезпечення в списку представляє собою інструменти різного типу і призначення: середовища розробки, нейромережеві фреймворки, нейромережеві бібліотеки або симулятори. Таким чином, певне

ПЗ призначене для вирішення відповідних завдань і не завжди чи не повною мірою задовольнятиме саме задачі побудови ІСППР. Таким чином, для розробки програмно-апаратного комплексу майбутньої ІСППР, особливу увагу слід приділити середовищам розробки та відповідним нейромереживим бібліотекам різних об'єктно-орієнтованих мов програмування високого рівня, наприклад, Python, C#, C++, Java, Lua, тощо.

Вибір мови та середовища програмування в першу чергу залежить від компетентності та кваліфікації розробника та наявності для мови та середовища відповідних бібліотек. Також існує ряд фреймворків саме для розробки та використання ШНМ, наприклад: Tensor Flow, Microsoft CNTK, Caffe, Theano, MXNet, Torch т.п.

При проектуванні ІСППР на базі ШНМ, значну роль відіграє і тип НМ. Відповідно до принципів побудови НМ, мережа складається з шарів та обов'язково включає в себе перший (вхідний) шар нейронів, який не виконує перетворень і обчислень, він приймає та розподіляє вхідні сигнали по іншим нейронам. Далі в залежності від критеріїв класифікації, ШНМ можуть бути одношаровими (більш простими) чи багатошаровими (більш складними).

Крім кількості шарів, нейронні мережі можна класифікувати по напрямку розподілу інформації по синапсах між нейронами: нейромережі прямого поширення (односпрямовані), рекурентні нейронні мережі (із зворотними зв'язками), радіально-базисні функції чи карти що самоорганізуються.

Щоб підкреслити велику кількість типів НМ, можна зазначити, що також можна класифікувати:

- в залежності від типів нейронів: однорідні, гібридні;
- в залежності від методу нейронних мереж з навчання: навчання з учителем, без вчителя, з підкріпленням;
- за типом вхідної інформації: аналогові, виконавчі, образні;
- за характером налаштування синапсів: з фіксованими зв'язками, динамічними зв'язками.

Також слід зазначити, що на теперішній час набули популярності та розповсюдження більше двох десятків різних типів нейронних мереж, що в свою чергу в черговий раз підкреслює складність та важливість адекватного вибору. Таким чином можна зробити висновок, що головними їх параметрами є тип, кількість вхідних ознак (якісні, кількісні) та їх значення для системи (вагові коефіцієнти).

Також, після аналізу різних типів НМ, можна зазначити, що різні типи НМ можуть бути використані в одній ІСППР при розробці її окремих підсистем, але також за умов чіткого визначення вхідних та вихідних сигналів.

Таким чином, в комплексі повинна вирішуватися і задача обґрунтування і дослідження характеристик і властивостей самих ознак (вхідних параметрів).

У зв'язку з великою кількістю типів/видів об'єктів КЦ і при цьому кожен тип може бути описаний різними характеристиками (параметрами), рішення ідентифікації всіх об'єктів КЦ є завданням дуже складною і трудомісткою. Виходячи зі сказаного, для спрощення процесу моделювання (створення принципової схеми, моделі) було прийнято рішення в подальших роботах сконцентрувати увагу та відпрацювати на прикладі ідентифікації та аналізі одного виду/типу КЦ – картин. Перевірка на адекватність моделі (системи) може бути виконана на прикладі картин, і в подальшому поширена на інші типи об'єктів КЦ.

Після аналізу питання створення та навчання нейронних мереж, можна зазначити, що все більшої популярності набувають попередньо навчанні мережі, результати яких можуть вбудовуватися в мережу що розробляється. Використання існуючих архітектур передбачених мереж, та їх результатів значно покращують вирішення задачі класифікації та ідентифікації зображень. Як зазначає автор в роботі [164], що за останні роки з'явилася велика кількість моделей, створених та навчених професіоналами з використанням великої кількості даних та величезних обчислювальних потужностей. Багато з цих моделей знаходяться у відкритому доступі, і будь-хто може використовувати їх для вирішення своїх завдань абсолютно

безкоштовно. Так, наприклад, в роботі [165] автором наведено порівняння доступних 400 нейронних мереж для завдання класифікації на понад 8000 класів, розглянуто такі групи мереж:

- група мереж VGG;
- група мереж DenseNet;
- група мереж ResNet;
- група мереж ResNeXt;
- група мереж ReXNet/ResNeSt/Res2Net;
- група мереж RegNet;
- група мереж Inception/Xception;
- група мереж MNASNet/NASNet/PnasNet/SelecSLS/DLA/DPN;
- група мереж MobileNet/MixNet/HardCoRe-NAS;
- група мереж трансформерів;
- BeiT/CaiT/DeiT/PiT/CoaT/LeViT/ConViT/Twins;
- група мереж ViT (Visual Transofrmer);
- група мереж ConvNeXt;
- група мереж ResMLP/MLP-Mixer;
- група мереж NFNet-F;
- група мереж EfficientNet;
- інші передбачені моделі мереж.

Також популярним останнім часом є джерело для навчання штучних нейронних та вирішення проблем ідентифікації та класифікації проект ImageNet. ImageNet – це постійна дослідницька робота, спрямована на надання дослідникам у всьому світі даних зображень для навчання великомасштабних моделей розпізнавання об'єктів [166]. Більш детально про проект та його можливості наведено в роботах [167 – 174].

4.9. Висновки до розділу 4

Результати експериментальних досліджень приведені в розділі підтвердили ефективність розробленого методу розв'язання задачі автоматизованої класифікації картин за роком їх створення для митної експертизи творів живопису.

Уперше розроблено архітектуру автоматизованої системи класифікації картин з використанням Knowledge Graph і Fine-Grained Image Analysis для інтелектуальної системи прийняття рішень на етапі музейної експертизи. Система класифікації картин виконує автоматичний збір візуальних ознак та аналіз Fine-Grained ознак з оцифрованого зображення картини, формування вектору провенансу та ідентифікацію картини за ім'ям автора, стилем, жанром і часом створення на основі мереж глибокого навчання для автоматизованої класифікації картин з урахуванням їхнього провенансу.

Запропоновано застосування Knowledge Graph для формалізації провенансу та його використання як атрибута під час ідентифікації картин за допомогою Fine-Grained Image Analysis, реалізованої в архітектурі згорткових нейронних мереж глибокого навчання.

Для організації навчання класифікатора пропонується використовувати функцію втрат на основі кутової неузгодженості між внутрішньомережевими уявленнями об'єктів класифікації.

Також наведені в розділі результати експериментальних досліджень підтвердили ефективність розробленого методу розв'язання задачі автоматизованої класифікації картин за ім'ям автора, стилем, жанром і часом створення для підтримки ухвалення рішень експертами мистецтвознавцями під час проведення повної музейної експертизи оцифрованих творів живопису.

В розділі зазначено що вибір інструментів побудови сучасних ІСППР є комплексною задачею, де слід враховувати всі складові та елементи ІСППР та для вирішення окремих питань, наприклад, для обґрунтування критеріїв для аналізу та ідентифікації об'єктів КЦ, слід залучати відповідних фахівців в

галузі мистецтвознавства, чи звертатися до нормативно-правових документів в галузі роботи в зазначеній галузі.

Для полегшення та більш ефективного розв'язання задач класифікації та ідентифікації творів живопису можна використовувати вже готові набори даних та попередньо навчанні нейронні мережі.

Також було розроблено та наведено структуру та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей; концептуальну модель інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень ідентифікації культурних цінностей.

Результати цього розділу відображені в роботах автора [19 – 26, 154].

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі на основі отриманих теоретичних і експериментальних досліджень розв'язана задача розробки моделей та методів організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації культурних цінностей за рахунок використання сучасних штучних нейронних мереж.

При цьому отримано такі основні наукові, теоретичні та прикладні результати:

1. Проведено аналіз сучасного стану задачі ідентифікації культурних цінностей. Проаналізовано передумови розробки методів та моделей обробки даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису з метою підвищення ефективності та скорочення часу митної експертизи.

2. На основі аналізу сучасної теорії і методів обробки та аналізу даних підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису розроблено двоетапну процедуру автоматизованої експертизи для встановлення авторства та справжності картин. На відміну від традиційного підходу з'явилася можливість підвищити ефективність ідентифікації твору живопису та знизити людський фактор при попередній експертизі.

3. Запропоновано та розроблено нову архітектуру інтелектуальної системи прийняття рішень класифікації творів живопису за атрибутом часу його створення в режимі real time. На відміну від відомих систем вдалося підвищити ефективність роботи експерта та скоротити час при встановленні віку твору живопису при попередній експертизі та при прийнятті рішення щодо подальшого його аналізу.

4. Порівняно з іншими системами, за рахунок запровадження автоматизованого збору візуальних ознак та аналіз Fine-Grained ознак із зображення картини, формування вектору провенансу та ідентифікації

картини на ім'я автора, стилю, жанру та часу створення на основі мереж глибокого навчання розроблено нову архітектуру інтелектуальної системи прийняття рішень. Це дозволило підвищити якість та ефективність роботи інтелектуальної системи прийняття рішень для ідентифікації та класифікації творів живопису.

5. Запропоновано метод класифікації картин з урахуванням провенансу у векторному представленні та з можливістю розрізнення характерних особливостей художників одного жанру, однієї часової епохи з використанням уявлення знань у вигляді графової структури, де виділення ознак на зображеннях картин виконується за допомогою механізмів методів *Searching Discriminative Regions* та *Learning Discriminative Regions*. На відміну від інших методів це створило передумови для прийняття ефективних рішень щодо експертизи творів за мінімально можливий час.

6. Для формалізації провенансу та його використання, як атрибута під час ідентифікації картин проведені дослідження застосування згорткових нейронних мереж з функцією уваги, яка діє в мультизадачному режимі. Це дозволяє, на відміну від інших систем, проводити повну музейну експертизу творів живопису.

7. Розроблені в дисертації методи та моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису спрямовано на поліпшення якості та швидкості експертизи, атрибуції творів живопису, виявлення та запобігання підробок і фальсифікацій. Результати дисертації впроваджено й підтверджено відповідними актами в діяльність наступних організацій:

- Дніпровській митниці Держмитслужби;
- Дніпровському художньому музеї;
- в учбовому процесі НТУ «Дніпровська політехніка».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Закон України "Про вивезення, ввезення та повернення культурних цінностей". [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1068-14#Text>
2. Калашникова О.Л. Ідентифікація та вартісна оцінка культурних цінностей: Навчальний посібник. – К.: Вища освіта, 2006. – 287 с
3. Ульяновська Ю.В. Моделі та методи обробки даних в єдиній автоматизованій інформаційній системі митної служби, автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук, 05.13.06 – автоматизовані системи управління та прогресивні інформаційні технології, Харків – 2005
4. Закон України "Про культуру". [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2778-17#Text>
5. Наказ Міністерства культури України "Про затвердження Переліку державних установ, закладів культури, інших організацій, яким надається право проведення державної експертизи культурних цінностей" № 267 від 31.03.2017. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0529-17#Text>
6. Порядок проведення державної експертизи культурних цінностей, затверджено постановою Кабінету Міністрів України № 1343 від 26 серпня 2003р. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.kmu.gov.ua/npas/2585812>
7. Карпов В. В. Державна політика у сфері надання послуг з експертизи культурних цінностей / В. В. Карпов // *Вісник Національної академії керівних кадрів культури і мистецтв.* - 2017. - № 2. - С. 3-7. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/vdakkkm_2017_2_3
8. Калашникова О.Л. Порівняльний аналіз міжнародної та української систем реєстрації та ідентифікації культурних цінностей / О. Л.

Калашникова // *Митна безпека*. – 2013. – № 2. – С. 70-75. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/mb_2013_2_12.

9. Калашникова О.Л. Стандартизація каталогізації артефактів як засіб збереження культурної спадщини в умовах збройного конфлікту. Історія та теорія права. Правова позиція, № 1 (16), 2016

10. Калашникова О.Л. Правові наслідки недосконалості опису та обліку музейних колекцій. Міжнародне право та право європейського союзу. *Актуальні проблеми вітчизняної юриспруденції* № 2. Том 2. 2018. [Електронний ресурс] // Режим доступу: http://apnl.dnu.in.ua/2_2018/tom_2/32.pdf

11. Індутний В.В. Оцінка культурних цінностей: підручник / В.В. Індутний. – Київ : Київ. нац. торг.-екон. ун-т, 2016. – 880 с.

12. Індутний В.В. Оцінка пам'яток культури – К.: СПД Моляр С.В., 2009. – 537 с.

13. Індутний В.В. Оцінка культурних цінностей / В. В. Індутний, Е. В. Чернявська, С. М. Шкляр. – К. : АЯКС ПРІНТ, 2006. – 608 с.

14. Платонов Б.О. Новації в навчанні оцінювачів культурних цінностей. Модель трьох активів / Б. О. Платонов. – К., 2013.

15. Платонов Б. О. Основи оціночної діяльності / Б. О. Платонов. – К.: НАКККІМ, 2013. – 227 с.

16. Платонов Б.О. Аналіз прибутковості творів мистецтва / Платонов Борис Олексійович // *Вісник НАКККІМ*. – 2017. – № 1. – С. 86 – 90.

17. Бітаєв В.А. Методичні засади експертного дослідження культурних цінностей [навч.-метод. посібник] / Бітаєв В.А., Шульгіна В.Д., Шман С.Ю. – К.: НАКККІМ, 2010. – 128 с.

18. О.С. Романчук Аналіз методики дослідження творів мистецтва. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.myslenedrevo.com.ua/uk/Sci/Archeology/Archeometry/Methods/ArtStudies.html>

19. Martynenko, A., MorozB., & HulinaI. (2020). An intelligent decision support system for cultural property identification. *Computer-integrated technologies: education, science, production*, (39), P.78-82. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-39-13>

20. А. Мартиненко, Б. Мороз, І. Гуліна. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень ідентифікації культурних цінностей. *Перспективні напрямки сучасної електроніки, інформаційних і комп'ютерних систем (MEICS-2019)*. Тези доповідей на IV Всеукраїнській науково-практичній конференції: 27-29 листопада 2019 р., м. Дніпро / Укладачі Іванченко О. В., Вашерук О. В. – Дніпро, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара, Кременчук: ПП Щербатих О. В., 2019. – С.33 – 34

21. Мартиненко А.А. Проблеми створення системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей. *Проблеми використання інформаційних технологій в освіті, науці та промисловості: XVI міжнар. конф.* (15 грудня 2021 р., м. Дніпро): зб. наук. пр. [Електронний ресурс] / ред. кол.: О.О. Азюковський та ін.; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Електрон. текст. дані – Дніпро: НТУ «ДП», 2022. – № 6. – 256 с. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/160316>. – Назва з екрана. – С. – 218 – 222.

22. MartynenkoA., MorozB., HulinaI., & SyrotkinaO. (2020). Conceptual model of an intelligent decision support system to identify cultural values. *Computer-integrated technologies: education, science, production*, (40), 51-57. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-40-08>

23. MartynenkoA., Moroz, B., & HulinaI. (2020). Building tools of an intelligent decision support system to identify cultural values . *Computer-integrated technologies: education, science, production*, (41), P.71-75. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-41-12>

24. Мартиненко А.А. Структура та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей // *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць*. – Випуск 6(137). – Дніпро, 2021. – С.62 – 71. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-137-2021-07>

25. Мартиненко А.А. Проблеми практичної реалізації СУБД в якості основного компонента інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей // *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць*. – Випуск 1(138). – Дніпро, 2022. – С.3 – 12. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-138-2022-01>

26. Мартиненко А. А. Сховища даних системи підтримки прийняття рішень ідентифікації культурних цінностей / А. А. Мартиненко, Б. І. Мороз, І. Г. Гуліна // *Проблеми використання інформаційних технологій в освіті, науці та промисловості : 14-а міжнар. конф.*, м. Дніпро, 28-29 листопада 2019 р.: зб. наук. пр.- Дніпро : НТУ "ДП", 2020. - № 4. - С. 35-39

27. А.А. Martynenko, A.D. Tevyashev, N.E. Kulishova, B.I. Moroz. "System analysis of the problem of establishing the authenticity and authority of painting works". *System Research & Information Technologies*, 2022, № 1 – P.50 – 60. <http://journal.iasa.kpi.ua/article/view/250498/255766>

28. Mironova A., Robache F., Deltombe R., Guibert R., Nys L., Bigerelle M. Digital Cultural Heritage Preservation in Art Painting: A Surface Roughness Approach to the Brush Strokes // *Sensors* 2020, 20, 6269; doi:10.3390/s20216269.

29. Zreik K., Bouhai N. Post-digital design: The Hyperheritage project. In Proceedings of the SHoCK—Sharing of Computable Knowledge; Fioravanti, A., Cursi, S., Elahmar, S., Gargaro, S., Eds.; *eCAADe 35*: Rome, Italy, 2017; pp. 49–54.

30. Elkhuizen W.S.; Callewaert T.W.J.; Leonhardt E.; Vandivere A.; Song Y.; Pont S.C.; Geraedts J.M.P.; Dik J. Comparison of three 3D scanning techniques for paintings, as applied to Vermeer's 'Girl with a Pearl Earring'. *Herit. Sci.* 2019, 7, 89.

31. Van Hengstum M.J.W.; Essers T.T.W.; Elkhuizen W.S.; Dodou D.; Song Y.; Geraedts J.M.P.; Dik J. Development of a high resolution topography and color scanner to capture crack patterns of paintings. // *Proceedings of the EUROGRAPHICS Workshop on Graphics and Cultural Heritage*, Vienna, Austria, 12–15 November 2018; pp. 11–20.
32. Carbon C.-C.; Hesslinger V.M. On the nature of the background behind Mona Lisa // *Leonardo* 2015, 48, 183–184.
33. Eumelen G.J.A.M.; Bosco, E.; Suiker, A.S.J.; van Loon, A.; Iedema, P.D. A computational model for chemo-mechanical degradation of historical oil paintings due to metal soap formation // *J. Mech. Phys. Solids* 2019, 132, 103683.
34. Shamir L., Macura T., Orlov N., Eckley M.D., Goldberg I.G. Impressionism, Expressionism, Surrealism: Automated Recognition of Painters and Schools of Art // *ACM Transactions on Applied Perception*, Vol. 7 (2), February 2010, pp. 1–18.
35. Khan F. S., Beigpou, S., Van de Weijer J., Felsberg M. Painting-91: a large scale database for computational painting categorization // *Machine Vision and Applications*, 25(6), 2014. – Pp. 1385-1397. <https://doi.org/10.1007/s00138-014-0621-6>
36. Wang D., Chen Y. Calculation and Application of Xin'an Painting School Art Style Model // *ICAITA* 2020 1651 (2020) 012033; doi:10.1088/1742-6596/1651/1/012033
37. Liu L.; Chen J.; Fieguth P.; Zhao G.; Chellappa R.; Pietikäinen M. From BoW to CNN: Two decades of texture representation for texture classification // *Int. J. Comput. Vis.* 2019, 127, 74–109.
38. Saleh B., Elgammal A. Large-scale Classification of Fine-Art Paintings: Learning The Right Metric on The Right Feature // *Digital Art History*, No. 2, 2016. <https://doi.org/10.11588/dah.2016.2.23376>
39. The UCI Machine Learning Repository [Электроний ресурс]. – Режим доступа: <http://archive.ics.uci.edu/ml/>.

40. Hartigan, J. A. & Wong, M. A. (1978). Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm. *Applied Statistics*, 28, 100-108. doi:10.2307/2346830.
41. Деркач О.І. Аналітична обробка текстової інформації за допомогою засобів кластеризації [Електроний ресурс]. – Режим доступу <http://molodyvcheny.in.ua/files/journal/2016/7/39.pdf>.
42. He K., Lu Y., Sclaroff S. Local descriptors optimized for average precision // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018.
43. Srinivasan R., Uchino K. Quantifying Confounding Bias in Generative Art: A Case Study // arXiv: 2102.11957v1 [cs.CY] 23 Feb 2021.
44. Elgamma, A.; Liu B.; Elhosein, M.; Mazzone M. Can: Creative adversarial networks, generating "art" by learning about styles and deviating from style norms // *International Conference on Computational Creativity (ICCC)*, 2017.
45. Sung M. The ai renaissance portrait generator isn't great at painting people of color, 2019. [Електроний ресурс]. – Режим доступу <https://mashable.com/article/ai-portrait-generator-pocs/>.
46. Tan W.R., Chan Ch.S., Tanaka K. ArtGAN: Artwork synthesis with conditional categorical GANs// *2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2017. – Pp. 3760-3764. DOI: 10.1109/ICIP.2017.8296985
47. Lowe D.G. Object recognition from local scale-invariant features // *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, 2, 1999. - Pp. 1150–1157. doi:10.1109/ICCV.1999.790410
48. Fairchild M. D. Color Appearance Models. John Wiley and Sons, 2005. 340 p.
49. Guo Z., Zhang L., Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification // *IEEE Trans. on Image Processing*, v. 19, Issue 6, 2010. - Pp. 1657-1663.
50. WikiArt – visual art encyclopedia. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.wikiart.org/en/>
51. Arkyves. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <http://arkyves.org/>

52. Art UK. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://artuk.org/>
53. Artsy. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.artsy.net/>
54. Behance. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.behance.net/>
55. Artnet. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.artnet.com/>
56. Kaggle. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.kaggle.com/ikarus777/best-artworks-of-all-time/tasks>
57. Collections hermitage [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <http://collections.hermitage.ru/entity/COLLECTION>
58. Стародавнє мистецтво — Early Art [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <http://namu.kiev.ua/ua/gallery/whole-gallery.html>
59. Живопис: її види, стилі, жанри, техніки та історія виникнення [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://veryimportantlot.com/ru/news/blog/zhivopis-ee-vidy-i-istoriya-vozniknoveniya#news-tag-2>
60. Westlake N, Cai H, Hall P (2016) Detecting people in artwork with CNNs. In: *European Conference on Computer Vision*. Springer, pp 825-841
61. Wilber MJ, Fang C, Jin H, Hertzmann A, Collomosse J, Belongie S (2017) BAM! The Behance artistic media dataset for recognition beyond photography. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp 1202-1211
62. Shen X, Efros AA, Aubry M (2019) Discovering visual patterns in art collections with spatially-consistent feature learning. In: *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pp 9278–9287
63. Garcia N, Vogiatzis G (2018) How to read paintings: semantic art understanding with multi-modal retrieval. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*

64. Stefanini M, Cornia M, Baraldi L, Corsini M, Cucchiara R (2019) Artpedia: a new visual-semantic dataset with visual and contextual sentences in the artistic domain. In: *International conference on image analysis and processing*. Springer, pp 729-740
65. Mohammad S, Kiritchenko S (2018) Wikiart emotions: an annotated dataset of emotions evoked by art. In: *Proceedings of the eleventh international conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2018)*
66. Zhang GP (2000) Neural networks for classification: a survey. *IEEE Trans Syst Man Cybern Part C (Appl Rev)* 30(4):451-462
67. Постанова КМУ від 20.06.2000 року N 983 "Про затвердженні Положення про Державну службу контролю за переміщенням культурних цінностей через державний кордон України". [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/983-2000-%D0%BF#Text>
68. Лист Держмитслужби від 30.12.99 N 09/1619 "Щодо митного контролю за переміщенням культурних цінностей". [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v4198342-99#Text>
69. Cetinic, E., Lipic, T., Grgic, S.: Fine-tuning convolutional neural networks for fine art classification. *Expert Systems with Applications* 114, 107–118 (2018)
70. Garcia, N., Renoust, B., Nakashima, Y.: ContextNet: Representation and exploration for painting classification and retrieval in context. *International Journal of Multimedia Information Retrieval* 9(1), 17–30 (2020)
71. Ventrella F. Feminine Inscriptions in the Morellian Method. Constance Jocelyn Ffoulkes and the Translation of Connoisseurship. In: *Costa M.T., Hnes H.Ch. (Eds.). Migrating Histories of Art. Berlin: De Gruyter Pub.-2018.-P. 37-58*
72. Carneiro G, da Silva NP, Del Bue A, Costeira JP (2012) Artistic image classification: an analysis on the printart database. In: *European Conference on Computer Vision*. Springer, pp 143–157

73. Khan FS, Beigpour S, Van de Weijer J, Felsberg M (2014) Painting-91: a large scale database for computational painting categorization. *Mach Vis Appl* 25(6):1385–1397
74. Shamir L, Macura T, Orlov N, Eckley DM, Goldberg IG (2010) Impressionism, expressionism, surrealism: automated recognition of painters and schools of art. *ACM Trans Appl Percept (TAP)* 7(2):8
75. Arora RS, Elgammal A (2012) Towards automated classification of fine-art painting style: a comparative study. In: *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, pp 3541-3544
76. Bengio Y, Courville A, Vincent P (2013) Representation learning: a review and new perspectives. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 35(8):1798-1828
77. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G (2015) Deep learning. *Nature* 521(7553):436-444
78. Liu W, Wang Z, Liu X, Zeng N, Liu Y, Alsaadi FE (2017) A survey of deep neural network architectures and their applications. *Neurocomputing* 234:11–26
79. McCulloch WS, Pitts W (1943) A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bull Math Biophys* 5(4):115–133
80. Rosenblatt F (1958) The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychol Rev* 65(6):386–408
81. Rumelhart DE, Hinton GE, Williams RJ (1986) Learning representations by back-propagating errors. *Nature* 323(6088):533–536
82. LeCun Y, Boser B, Denker JS, Henderson D, Howard RE, Hubbard W, Jackel LD (1989) Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Comput* 1(4):541–551
83. Hochreiter S, Schmidhuber J (1997) Long short-term memory. *Neural Comput* 9(8):1735–1780

84. Russakovsky O, Deng J, Su H, Krause J, Satheesh S, Ma S, Huang Z, Karpathy A, Khosla A, Bernstein M et al (2015) Imagenet large scale visual recognition challenge. *Int J Comput Vis* 115(3):211–252
85. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE (2012) Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In: *Advances in neural information processing systems*, pp 1097–1105
86. Шитиков В. К., Мастицький С. Е. (2017) Класифікація, регресія, алгоритми Data Mining з використанням R. – [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://github.com/ranalytics/data-mining>
87. Барсегян, А. А. Б26 Аналіз даних та процесів: навч. посібник / А. А. Барсегян, М. С. Купріянов, І. І. Холод, М. Д. Тесс, С. І. Єлізаров. -. 3-тє вид. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <http://kist.ntu.edu.ua/textPhD/AnalizDannyhIProcessov.pdf>
88. Cascone L, Nappi M, Narducci F and Russo S. (2022). Classification of fragments: recognition of artistic style. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 10.1007/s12652-022-04472-x. 14:4. (4087-4097). Online publication date: 1-Apr-2023. <https://link.springer.com/10.1007/s12652-022-04472-x>
89. Classification of Paintings by Artistic Style Using Color and Texture Features Ivan Nunez-Garcia, Rocio A. Lizarraga-Morales, Uriel H. Hernandez-Belmonte, Victor H. Jimenez-Arredondo, Alberto Lopez-Alanis *Comp. y Sist. vol.26 no.4 Ciudad de México oct./dic. 2022 Epub 17-Mar-2023* <https://doi.org/10.13053/cys-26-4-4022>
90. LeCun Y, Bengio Y et al (1995) Convolutional networks for images, speech, and time series. *Handb Brain Theory Neural Netw* 3361(10):1995
91. Simonyan K, Zisserman A (2014) Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556
92. He K, Zhang X, Ren S, Sun J (2016) Deep residual learning for image recognition. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp 770-778

93. Van Noord N, Hendriks E, Postma E (2015) Toward discovery of the artist's style: learning to recognize artists by their artworks. *IEEE Signal Process Mag* 32(4):46-54
94. Strezoski G, Worring M (2017) OmniArt: multi-task deep learning for artistic data analysis. arXiv preprint arXiv:1708.00684
95. Yosinski J, Clune J, Bengio Y, Lipson H (2014) How transferable are features in deep neural networks?. In: *Advances in neural information processing systems*, pp 3320-3328
96. Budnik M, Gutierrez-Gomez E-L, Safadi B, Pellerin D, Que'not G (2017) Learned features versus engineered features for multimedia indexing. *Multimed Tools Appl* 76(9):11941-11958
97. Garcia N, Renoust B, Nakashima Y (2020) ContextNet: representation and exploration for painting classification and retrieval in context. *Int J Multimed Inf Retrieval* 9(1):17-30
98. Castellano G, Vessio G (2020) Deep convolutional embedding for painting clustering: case study on Picasso's artworks. In: *International conference on discovery science*. Springer, pp 68-78
99. Liu L, Ouyang W, Wang X, Fieguth P, Chen J, Liu X, Pietika'inen M (2020) Deep learning for generic object detection: a survey. *Int J Comput Vis* 128(2):261-318
100. Zou Z, Shi Z, Guo Y, Ye J (2019) Object detection in 20 years: a survey. arXiv preprint arXiv:1905.05055
101. Girshick R, Donahue J, Darrell T, Malik J (2014) Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp 580-587
102. Redmon J, Farhadi A (2018) Yolov3: an incremental improvement. arXiv preprint arXiv:1804.02767
103. Crowley EJ, Zisserman A (2014) In search of art. In: *European Conference on Computer Vision*. Springer, pp 54-70

104. Cai H, Wu Q, Corradi T, Hall P (2015) The cross-depiction problem: computer vision algorithms for recognising objects in artwork and in photographs. arXiv preprint arXiv:1505.00110
105. Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville A, and Bengio Y (2014) Generative adversarial nets. In: *Advances in neural information processing systems*, pp 2672-2680
106. Pan Z, Yu W, Yi X, Khan A, Yuan F, Zheng Y (2019) Recent progress on generative adversarial networks (GANs): a survey. *IEEE Access* 7:36322-36333
107. Elgammal A, Liu B, Elhoseiny M, Mazzone M (2017) CAN: creative adversarial networks, generating “art” by learning about styles and deviating from style norms. arXiv preprint arXiv:1706.07068
108. Wiatrak M, Albrecht SV (2019) Stabilizing generative adversarial network training: a survey. arXiv preprint arXiv:1910.00927
109. Goldberg Y (2017) Neural network methods for natural language processing. *Synth Lect Hum Lang Technol* 10(1):1-309
110. Graves A, Mohamed A, Hinton G (2013) Speech recognition with deep recurrent neural networks. In: *2013 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing. IEEE*, pp 6645-6649
111. Yu Y, Si X, Hu C, Zhang J (2019) A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures. *Neural Comput* 31(7):1235-1270
12280 *Neural Computing and Applications* (2021) 33:12263–12282 123
112. Hopfield JJ (1982) Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc Natl Acad Sci* 79(8):2554-2558
113. Cho K, Van Merriënboer B, Gulcehre C, Bahdanau D, Bougares F, Schwenk H, Bengio Y (2014) Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. arXiv preprint arXiv:1406.1078
114. Mikolov T, Chen K, Corrado G, Dean J (2013) Efficient estimation of word representations in vector space. arXiv preprint arXiv:1903.026780

115. Pennington J, Socher R, Manning CD (2014) Glove: global vectors for word representation. In: *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)*, pp 1532-1543
116. Garcia N, Ye C, Liu Z, Hu Q, Otani M, Chu C, Nakashima Y, Mitamura T (2020) A dataset and baselines for visual question answering on art. In: *European conference on computer vision. Springer*, pp 92–108
117. Cetinic E (2021) Iconographic image captioning for artworks. In: Del Bimbo A et al (eds) *Pattern recognition. ICPR international workshops and challenges. ICPR 2021. Lecture Notes in Computer Science*, vol 12663. Springer, Cham
118. Mao H, Cheung M, She J (2017) Deepart: learning joint representations of visual arts. In: *Proceedings of the 25th ACM International Conference on Multimedia. ACM*, pp 1183-1191
119. Bar Y, Levy N, Wolf L (2014) Classification of artistic styles using binarized features derived from a deep neural network. In: *European Conference on Computer Vision. Springer*, pp 71-84
120. Karayev S, Trentacoste M, Han H, Agarwala A, Darrell T, Hertzmann A, Winnemoeller H (2013) Recognizing image style. arXiv preprint arXiv:1903.026783
121. Mensink, T. and Van Gemert, J. (2014). The rijksmuseum challenge: Museum-centered visual recognition. In *Proceedings of International Conference on Multimedia Retrieval*, pages 451–454.
122. Saleh B, Elgammal A (2015) Large-scale classification of fineart paintings: learning the right metric on the right feature. arXiv preprint arXiv:1505.00855
123. Cetinic E, Lipic T, Grgic S (2018) Fine-tuning convolutional neural networks for fine art classification. *Expert Syst Appl* 114:107-118
124. Gonthier N, Gousseau Y, Ladjal S (2021) An analysis of the transfer learning of convolutional neural networks for artistic images. In: *Del Bimbo A et al.*

(eds) *Pattern recognition. ICPR International Workshops and Challenges. ICPR 2021. Lecture Notes in Computer Science*, vol 12663. Springer, Cham

125. Google Arts and Culture [Электроний ресурс]. – Режим доступу: <https://artsandculture.google.com/>

126. Sandoval C, Pirogova E, Lech M (2019) Two-stage deep learning approach to the classification of fine-art paintings. *IEEE Access* 7:41770-41781

127. Belhi A, Bouras A, Foufou S (2018) Leveraging known data for missing label prediction in cultural heritage context. *Appl Sci* 8(10):1768

128. Visualizing and Understanding Convolutional Neural Networks Matthew D. Zeiler Rob Fergus (2013) <https://arxiv.org/pdf/1311.2901v2.pdf>

129. Dhairya Kumar (2019) Introduction to FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering. [Электроний ресурс]. – Режим доступу: <https://medium.com/analytics-vidhya/introduction-to-facenet-a-unified-embedding-for-face-recognition-and-clustering-dbdac8e6f02>

130. Xiu-Shen Wei, Chen-Wei Xie, Jianxin Wu, Mask-CNN: Localizing Parts and Selecting Descriptors for Fine-Grained Image Recognition, *29th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2016)*, Barcelona, Spain, pp.1-9

131. Data Analytics for Cultural Heritage: Current Trends and Concepts / Eds.: A. Belhi, A. Bouras, A. Kh. Al-Ali, A. H. Sadka. – Springer, 2021. – 279 p.

132. Fiorucci M. Machine learning for cultural heritage: A survey / M. Fiorucci, M. Khoroshiltseva, M. Pontil, A. Traviglia, A. Del Bue, S. James // *Pattern Recognition Letters*, 2020. – Vol. 133. – P.102–108.

133. Cetinic E., Lipic T., Grgic S. Fine-tuning Convolutional Neural Networks for fine art classification// *Expert Systems with Applications*, Volume 114, 2018. – Pp. 107-118. doi.org/10.1016/j.eswa.2018.07.026

134. Zhao W., Zhou D., Qiu X., Jiang W. Compare the performance of the models in art classification// *PLoS ONE* 16(3), 2021. doi.org/10.1371/journal.pone.0248414

135. Pancaroglu D. Artist, style and year classification using face recognition and clustering with convolutional neural networks// *Eds.: D.C. Wyld et al. COMIT, SIPO, AISCA, MLIQB, BDHI – 2020, CS & IT – CSCP 2020.* – P. 41–54. doi: 10.5121/csit.2020.101604
136. Kelek M., Calik N., Yildirim T. Painter Classification Over the Novel Art Painting Data Set via The Latest Deep Neural Networks// *Procedia Computer Science*. 154. (2019).369-376. 10.1016/j.procs.2019.06.053.
137. Sabatelli M. Deep transfer learning for art classification problems / M. Sabatelli, M. Kestemont, W. Daelemans, P. Geurts // *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2018. https://doi.org/10.1007/978-3-030-11012-3_48.
138. Castellano G., Sansaro G., Vessio G. Integrating Contextual Knowledge to Visual Features for Fine Art Classification// arXiv:2105.15028v2 [cs.CV] 28 Sep 2021.
139. Garcia, N., Renoust, B., Nakashima, Y.: ContextNet: Representation and exploration for painting classification and retrieval in context. *International Journal of Multimedia Information Retrieval* 9(1), 17{30 (2020).
140. Wei X.-S., Luo J.-H., Wu J., Zhou Z.-H. Selective convolutional descriptor aggregation for fine-grained image retrieval// *IEEE Trans. Image Process.*, vol.26, no.6, pp.2868–2881, 2017.
141. Zeng X., Zhang Y., Wang X., Chen K., Li D., Yang W. Fine-grained image retrieval via piecewise cross entropy loss// *Image and Vision Computing*, vol.93, p.103820, 2020.
142. Open Access at the National Gallery of Art [Электроний ресурс]. – Режим доступа: <https://www.nga.gov/open-access-images.html>
143. Castellano, G., Vessio, G.: Deep learning approaches to pattern extraction and recognition in paintings and drawings: an overview. *Neural Computing and Applications* pp. 1–20 (2021)

144. Cetinic, E., Lipic, T., Grgic, S.: Fine-tuning convolutional neural networks for fine art classification. *Expert Systems with Applications* 114, 107–118 (2018)
145. Sandoval, C., Pirogova, E., Lech, M.: Two-stage deep learning approach to the classification of fine-art paintings. *IEEE Access* 7, 41770–41781 (2019)
146. Strezoski, G., Worring, M.: Omniart: a large-scale artistic benchmark. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)* 14(4), 1–21 (2018)
147. Goyal, P., Ferrara, E.: Graph embedding techniques, applications, and performance: A survey. *Knowledge-Based Systems* 151, 78–94 (2018)
148. Garcia, N., Renoust, B., Nakashima, Y.: ContextNet: Representation and exploration for painting classification and retrieval in context. *International Journal of Multimedia Information Retrieval* 9(1), 17–30 (2020)
149. Grover, A., Leskovec, J.: node2vec: Scalable feature learning for networks. In: *ACM SIGKDD*. pp. 855–864 (2016)
150. Deep Residual Networks (ResNet, ResNet50) – 2022 Guide: [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://viso.ai/deep-learning/resnet-residual-neural-network/>
151. RESNET50. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://pytorch.org/vision/main/models/generated/torchvision.models.resnet50.html#resnet50>
152. Калашникова О.Л. Правові наслідки недосконалості опису та обліку музейних колекцій. *Міжнародне право та право європейського союзу. Актуальні проблеми вітчизняної юриспруденції* № 2. Том 2. 2018 - [Електронний ресурс] // Режим доступу: http://apnl.dnu.in.ua/2_2018/tom_2/32.pdf
153. Sun K., Zhu J. Searching and Learning Discriminative Regions for Fine-Grained Image Retrieval and Classification // *IEICE TRANS. INF. & SYST.*, VOL.E105–D, NO.1 JANUARY 2022, pp. 141 – 147.

154. Martynenko A. A., Tevyashev A. D., Kulishova N. Ye., Moroz B. I., Sergienko A. S. Automatic classification of paintings by year of creation// *Radio Electronics, Computer Science, Control*, № 2(61) 2022. – P. 80-89.

155. Role-Based Access Controls. Ferraiolo D.F., Kuhn D.R. (October 1992). *15th National Computer Security Conference*: 554—563. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://csrc.nist.gov/CSRC/media/Publications/conference-paper/1992/10/13/role-based-access-controls/documents/ferraiolo-kuhn-92.pdf>

156. Role-Based Access Control Models. Sandhu R., Coyne E.J., Feinstein H.L., Youman C.E. (August 1996). *IEEE Computer (IEEE Press)* 29 (2): 38–47. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://csrc.nist.gov/CSRC/media/Projects/Role-Based-Access-Control/documents/sandhu96.pdf>

157. Закон України «Про захист інформації в інформаційно-телекомунікаційних системах». [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/80/94-%D0%B2%D1%80#Text>

158. НД ТЗІ 3.7-003-05 «Порядок проведення робіт із створення комплексної системи захисту інформації в інформаційно-телекомунікаційній системі». – [Електронний ресурс] – Режим доступу: http://www.dsszzi.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=46074&cat_id=38835

159. НД ТЗІ 3.7-001-99 «Методичні вказівки щодо розробки технічного завдання на створення комплексної системи захисту інформації в автоматизованій системі». – [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://www.dsszzi.gov.ua/dsszzi/control/uk/doccatalog/list?currDir=42271>

160. Haykin S. *Neural networks. Complete course* 2nd ed. Per. from English. - М.: Publishing house "Williams", 2006. - 1104 p.

161. Rutkovskaya D., Pilinsky M., Rutkovsky L. "Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems" 2nd ed., Stereotype. 2013.- 384 p.

162. Bodyansky E.V., Rudenko O.G. Artificial Neural Networks: Architectures, Learning, Applications. Kharkov: Teletekh, 2004. - 369 p.

163. Artificial neural networks (ANN) [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.it.ua/ru/knowledge-base/technologyinnovation/iskusstvennye-nejronnye-seti-ins>

164. Як побудувати класифікатор зображень на основі попередньої нейронної мережі [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://habr.com/ru/articles/344222/>

165. Михайло Утробін. Велике порівняння 400 нейронних мереж для завдання класифікації на понад 8000 класів. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://habr.com/ru/articles/666314/>

166. ImageNet [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://imagenet.org/index.php>

167. Кайю Ян, Клінт Цінамі, Лі Фей-Фей, Цзя Ден і Ольга Русаковська. На шляху до більш справедливих наборів даних: фільтрація та збалансування розподілу піддерева людей в ієрархії ImageNet. Конференція з чесності, підзвітності та прозорості, 2020.

168. Ольга Русаковська, Цзя Денг, Хао Су, Джонатан Краузе, Санджив Сатіш, Шон Ма, Чжихен Хуан, Андрей Карпаті, Адітя Хосла, Майкл Бернштейн, Олександр С. Берг і Лі Фей-Фей. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *International Journal of Computer Vision*, 2015.

169. Дж. Денг, О. Русаковський, Й. Краузе, М. Бернштейн, А. Берг, Л. Фей-Фей. Масштабована анотація з кількома мітками. *Конференція АСМ про людський фактор в обчислювальній техніці (CHI)*, 2014.

170. О. Русаковський, Дж. Денг, З. Хуанг, А. Берг і Л. Фей-Фей, Виявлення авокадо до цукіні: що ми зробили і куди йдемо?, Матеріали Міжнародної конференції комп'ютерного зору (ICCV). 2013.

171. Дж. Денг, А. Берг, К. Лі та Л. Фей-Фей, Що говорить нам класифікація понад 10 000 категорій зображень? Матеріали 12-ї Європейської конференції з комп'ютерного зору (ECCV). 2010.

172. О. Русаковський і Л. Фей-Фей, Вивчення атрибутів у великомасштабних наборах даних. Матеріали 12-ї Європейської конференції з комп'ютерного бачення (ECCV), 1-го міжнародного семінару з частин і атрибутів. 2010.

173. Дж. Денг, В. Донг, Р. Сочер, Л.-Ж. Лі, К. Лі та Л. Фей-Фей, ImageNet: великомасштабна ієрархічна база даних зображень. *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2009.

174. J. Deng, K. Li, M. Do, H. Su, L. Fei-Fei, Construction and Analysis of a Large Scale Image Ontology. In *Vision Sciences Society (VSS)*, 2009.

175. В. В. Москаленко Моделі і методи інтелектуального аналізу багатовимірних даних за умов апріорної невизначеності. Монографія. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: https://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream/123456789/77692/3/Moskalenko_analiz_dan_ykh.pdf

176. Weber, Roger; Schek, Hans-J.; Blott, Stephen. A Quantitative Analysis and Performance Study for Similarity-Search Methods in High-Dimensional Spaces. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.vldb.org/conf/1998/p194.pdf>

177. Colaboratory [Електроний ресурс]. – Режим доступу: https://colab.research.google.com/?utm_source=scs-index

178. Art Recognition - There is a better way to authenticate art. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://art-recognition.com/>.

179. Downtown Chicago's #1 Museum | The Art Institute of Chicago. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.artic.edu/>.

180. The Art Institute of Chicago. [Електроний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.gochicago.com/tourist-attraction/the-art-institute-of-chicago/>.

181. About Google Cultural Institute. [Электроний ресурс]. – Режим доступа: <https://about.artsandculture.google.com/>.

182. Google Arts & Culture - Wikipedia. [Электроний ресурс]. – Режим доступа: https://en.wikipedia.org/wiki/Google_Arts_%26_Culture.

183. Google Arts & Culture - Apps on Google Play. [Электроний ресурс].
– Режим доступа:
<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.google.android.apps.cultural>.

ДОДАТОК А
СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ РОБОТИ

1. Martynenko A.A., Tevyashev A.D., Kulishova N.E., Moroz B.I.. System analysis of the problem of establishing the authenticity and authority of painting works. *System Research & Information Technologies*, 2022, № 1 – P.50 – 60. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2022.1.04> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Scopus).
2. Martynenko A.A., Tevyashev A.D., Kulishova N.E., Moroz B.I., Sergienko A.S. Automatic classification of paintings by year of creation. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2022. № 2 – P.80 – 89. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2022-2-8> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Web of Science).
3. Martynenko A.A., Tevyashev A.D., Kulishova N.E., Moroz B.I.. The problem of automatic classification of pictures using an intelligent decision-making system based on the knowledge graph and fine-grained image analysis. *System Research & Information Technologies*, 2022, № 4 – P.58 – 67. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2022.4.05> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Scopus).
4. Martynenko A., Moroz B., Hulina I. (2020). An intelligent decision support system for cultural property identification. *Computer-integrated technologies: education, science, production*, (39), P.78-82. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-39-13> (фахова стаття категорії Б).
5. Martynenko A., Moroz B., Hulina I., Syrotkina O. (2020). Conceptual model of an intelligent decision support system to identify cultural values. *Computer-integrated technologies: education, science, production*, (40), P.51-57. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-40-08> (фахова стаття категорії Б).
6. Martynenko A., Moroz B., Hulina I. (2020). Building tools of an intelligent decision support system to identify cultural values. *Computer-integrated*

technologies: education, science, production, (41), P.71-75.
<https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-41-12> (фахова стаття категорії Б).

7. Мартиненко А.А. Структура та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей // *Системні технології*. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. - Випуск 6(137). – Дніпро, 2021. – С.62 – 71. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-137-2021-07> (фахова стаття категорії Б).

8. Мартиненко А.А. Проблеми практичної реалізації СУБД в якості основного компонента інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей // *Системні технології*. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. - Випуск 1(138). – Дніпро, 2022. – С.3 – 12. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-138-2022-01> (фахова стаття категорії Б).

9. Мартиненко А., Мороз Б., Гуліна І. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень ідентифікації культурних цінностей. Перспективні напрямки сучасної електроніки, інформаційних і комп'ютерних систем (MEICS-2019). Тези доповідей на IV Всеукраїнській науково-практичній конференції: 27-29 листопада 2019 р., м. Дніпро / Укладачі Іванченко О. В., Вашерук О. В. – Дніпро, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара, Кременчук: ПП Щербатих О. В., 2019. – С.33 – 34 <http://meics.dnure.dp.ua/files/MEICS-2019.pdf> (тези).

10. Мартиненко А.А. Сховища даних системи підтримки прийняття рішень ідентифікації культурних цінностей / А. А. Мартиненко, Б. І. Мороз, І. Г. Гуліна // Проблеми використання інформаційних технологій в освіті, науці та промисловості : 14-а міжнар. конф., м. Дніпро, 28-29 листопада 2019 р.: зб. наук. пр.- Дніпро : НТУ "ДП", 2020. - № 4. - С. 35-39 <http://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/157857> (тези).

11. Мартиненко А.А. Проблеми створення системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей. Проблеми використання інформаційних технологій в освіті, науці та промисловості: XVI

міжнар. конф. (15 грудня 2021 р., м. Дніпро): зб. наук. пр. [Електронний ресурс] / ред. кол.: О.О. Азюковський та ін.; М-во освіти і науки України, Нац. техн. ун-т «Дніпровська політехніка». – Електрон. текст. дані – Дніпро: НТУ «ДП», 2022. – № 6. – 256 с. – Режим доступу: <http://ir.nmu.org.ua/handle/123456789/160316>. – Назва з екрана. – С. – 218 – 222. (тези).

12. Martynenko A. The intelligent decision support system for identification of cultural values. *Scientific Collection «InterConf»*, (150): with the Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference «Modern Directions and Movements in Science» (April 16-18, 2023; Luxembourg, Grand Duchy of Luxembourg) by the SPC «InterConf». Progress Publishers, 2023. P.531-535 <https://archive.interconf.center/index.php/conference-proceeding/issue/view/16-18.04.2023/160> (тези).

13. Martynenko A. (2023). Methods and models of organization and processing of data and knowledge in an intelligent decision support system for the identification of cultural values. *Scientific Collection «InterConf+»*, (32(151), P.652–661. <https://doi.org/10.51582/interconf.19-20.04.2023.070> <https://archive.interconf.center/index.php/2709-4685/issue/view/19-20.04.2023/161> (тези).

ДОДАТОК Б

Акт впровадження в навчальний процес



ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з навчальної роботи

Юрій ХОМЕНКО

09 2023р.

**впровадження результатів дисертаційного дослідження
Мартиненка Андрія на тему «Методи і моделі організації, обробки та
аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при
ідентифікації творів живопису» в навчальний процес**

Наукові та науково-практичні результати дисертаційного дослідження на тему «Методи і моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису», що виконувалися протягом 2019-2023рр., впроваджено в 2022/2023 навчальному році у навчальному процесі на факультеті інформаційних технологій на кафедрі програмного забезпечення комп'ютерних систем при розробці дисциплін: «Машинне навчання» (доц. Приходченко С.Д.) для магістрів спеціальності 121 – Інженерія програмного забезпечення; «Сучасні методи і системи підтримки прийняття рішень» (проф. Мороз Б.І.); «Моделі та методи штучного інтелекту в комп'ютерних науках» (проф. Мещеряков Л.І.) для докторів філософії спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

Декан факультету

інформаційних технологій

Ірина УДОВИК

«11» 09 2023 р.

Завідувач кафедри

програмного забезпечення

комп'ютерних систем

Михайло АЛЕКСЄЄВ

«11» 09 2023 р.

Науковий керівник

Борис МОРОЗ

«11» 09 2023 р.

Акт впровадження в Дніпровському художньому музеї



АКТ

впровадження результатів дисертаційного дослідження Мартиненка Андрія Анатолійовича на тему «Методи і моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису»

Наукові та науково-практичні результати дисертаційного дослідження Мартиненка Андрія Анатолійовича на тему «Методи і моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису» можуть бути використані в Дніпровському художньому музеї при ідентифікації та класифікації творів живопису.

Ідентифікація, експертиза та реєстрація культурних цінностей – це важливі ланки в системі обліку та контролю за збереженням пам'яток національної культури, їх переміщенням через митний кордон, а також у сфері регулювання правовідносин розпорядництва, пов'язаними з ними майновими комплексами усіх форм власності.

Культурні цінності давно є об'єктами злочинів, зокрема вивезення їх із держави. Фальсифікація приховує твори живопису від митного контролю; її виявлення потребує тривалої експертизи з використанням різноманітних методів аналізу і відповідно швидкого прийняття рішення.

Проведення ідентифікації культурних цінностей і творів живопису, як один з етапів експертизи – складна процедура, що не піддається чітко зафіксованому формальному опису, а часто має евристичний характер і залежить від професійного рівня та професійної інтуїції експерта. Важливим напрямком розвитку інформаційних технологій є розробка систем, призначених для підтримки відповідних процесів прийняття рішення.

Основні результати дисертаційного дослідження Мартиненка Андрія Анатолійовича на тему «Методи і моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису» опубліковано в наступних його роботах:

– Мартиненко А.А. *Структура та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей* // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. - Випуск 6(137). – Дніпро, 2021. – С.62 – 71. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-137-2021-07> (фахова стаття категорії Б).

– А.А. Мартиненко, А.Д. Тевяшев, Н.С. Кулішова, Б.І. Мороз. *Системний аналіз проблеми встановлення справжності й авторства творів живопису*. System Research & Information Technologies, 2022, № 1 – P.50 – 60. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2022.1.04> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Scopus).

– Мартиненко, А. А., Тевяшев, А. Д., Кулішова, Н. С., Мороз, Б. І., & Сергієнко О. С. (2022). *Автоматична класифікація картин за роком створення*. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, (2), 80. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2022-2-8> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Web of Science)

– А.А. Мартиненко, А.Д. Тевяшев, Н.Є. Кулішова, Б.І. Мороз. *Проблема автоматичної класифікації зображень за використання інтелектуальної системи прийняття рішень на основі графа знань і точного аналізу зображень*. System Research & Information Technologies, 2022, № 4 – Р.58 – 67. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2022.4.05> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Scopus).

Акт впровадження результатів дисертаційних досліджень Мартиненка Андрія Анатолійовича видано для представлення у спеціалізовану вчену раду.

Експерт

заступник директора з наукової роботи
ІЗК і Інформаційний музей ІМФ

Неотомашні С.М.

Акт впровадження в митну справу в Дніпровській митниці


**ДЕРЖАВНА МИТНА СЛУЖБА УКРАЇНИ
ДНІПРОВСЬКА МИТНИЦЯ**

вул. Княгині Ольги, 22, м. Дніпро, 49038, тел.: (056) 373-19-10, факс: (056) 373-19-12
E-mail: dn.post@customs.gov.ua, код згідно з ЄДРПОУ ВП: 43971371

від 06.11 2023 р. № 7.5-1/7.5-00/10/674 На № _____ від _____ 20__ р.

АКТ
**впровадження результатів дисертаційного дослідження
Мартиненка Андрія Анатолійовича на тему «Методи і моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису»**

Наукові та науково-практичні результати дисертаційного дослідження Мартиненка Андрія Анатолійовича на тему «Методи і моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису» можуть бути використані в митній справі при ідентифікації та класифікації творів живопису.

Ідентифікація, експертиза, митна експертиза та реєстрація культурних цінностей – це важливі ланки в системі обліку та контролю за збереженням пам'яток національної культури, їх переміщенням через митний кордон, а також у сфері регулювання правовідносин розпорядництва, пов'язаними з ними майновими комплексами усіх форм власності.

Культурні цінності давно є об'єктами злочинів, зокрема вивезення їх із держави. Фальсифікація приховує твори живопису від митного контролю; її виявлення потребує тривалої експертизи з використанням різноманітних методів аналізу і відповідно швидкого прийняття рішення.

Проведення ідентифікації культурних цінностей і творів живопису, як один з етапів експертизи – складна процедура, що не піддається чітко зафіксованому формальному опису, а часто має евристичний характер і залежить від професійного рівня та професійної інтуїції експерта (митника). Важливим напрямком розвитку інформаційних технологій є розробка систем, призначених для підтримки відповідних процесів прийняття рішення.

Результати дисертаційного дослідження Мартиненка Андрія Анатолійовича на тему «Методи і моделі організації, обробки та аналізу даних в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень при ідентифікації творів живопису» опубліковано в наступних його роботах:

– Мартиненко А.А. *Структура та алгоритм роботи інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для ідентифікації культурних цінностей* // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. - Випуск 6(137). – Дніпро, 2021. – С.62 – 71. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-6-137-2021-07> (фахова стаття категорії Б).

– А.А. Мартиненко, А.Д. Дегтярев, Н.Є. Кулішова, Б.І. Мороз. *Системний аналіз проблеми встановлення справжності й авторства творів живопису*. System Research



& Information Technologies, 2022, № 1 – P.50 – 60. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2022.1.04> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Scopus).

– Мартиненко, А. А., Тевяшев, А. Д., Кулішова, Н. Є., Мороз, Б. І., & Сергієнко О. С. (2022). *Автоматична класифікація картин за роком створення*. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, (2), 80. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2022-2-8> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Web of Science)

– А.А. Мартиненко, А.Д. Тевяшев, Н.Є. Кулішова, Б.І. Мороз. *Проблема автоматичної класифікації зображень за використання інтелектуальної системи прийняття рішень на основі графа знань і точного аналізу зображень*. *System Research & Information Technologies*, 2022, № 4 – P.58 – 67. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2022.4.05> (фахова стаття категорії А, входить до міжнародної наукометричної бази Scopus).

Акт впровадження результатів дисертаційних досліджень Мартиненка Андрія Анатолійовича видано для представлення у спеціалізовану вчену раду.

Начальник Дніпровської митниці



Сергій БУЯЛЬСЬКИЙ