

УДК

DOI <https://doi.org/10.32782/uad.2024.3.7>**Коваленко Сергій Григорович,**

аспірант кафедри мистецтвознавчої

експертизи імені Казимира Малевича

Національної академії керівних кадрів культури і мистецтв

ORCID ID: 0009-0006-1674-3660

kovalenko.sergey2023@gmail.com

ДОСВІД ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В ПРОЦЕСІ АУТЕНТИФІКАЦІЇ ТА АТРИБУЦІЇ РОБІТ КАЗИМИРА МАЛЕВИЧА

У статті досліджується застосування технологій машинного навчання для аутентифікації та атрибуції творів Казимира Малевича. Особливу увагу приділено необхідності впровадження інноваційних підходів у мистецтвознавчій експертизі, що стає все більш актуальним у зв'язку зі складністю процесів ідентифікації та перевірки автентичності художніх творів. Підкреслюється, що традиційні методи не завжди можуть забезпечити належний рівень точності, тоді як використання алгоритмів машинного навчання дозволяє значно підвищити ефективність цих процесів, автоматизуючи збір, обробку та аналіз великих обсягів даних.

Розглядаються різні методи техніко-технологічного аналізу, зокрема оптична мікроскопія, ультрафіолетова та інфрачервона спектроскопія, а також рентгенофлуоресцентний аналіз, які є ключовими інструментами для дослідження технічних характеристик картин Малевича. Ці методи, у поєднанні з машинним навчанням, дозволяють виявляти стилістичні особливості та технічні деталі, які є критичними для точної атрибуції творів мистецтва. На прикладі робіт Малевича, таких як «Зимовий пейзаж» і «Літній пейзаж», демонструється, як машинне навчання може сприяти виявленню унікальних стилістичних рис, що є основою для точного визначення авторства. У статті також підкреслюється важливість інтеграції різноманітних джерел даних, що дозволяє створити більш повну та достовірну картину про мистецькі твори.

Зазначається, що використання машинного навчання в мистецтвознавстві відкриває нові можливості для ідентифікації підробок та встановлення точного походження художніх творів, що особливо актуально в умовах сучасного ринку мистецтва, де кількість фальсифікацій зростає. У перспективі такі технології мають потенціал стати стандартом у галузі мистецтвознавства, сприяючи не лише підвищенню точності досліджень, але й значному зменшенню ризику помилок, що робить їх незамінними в сучасних умовах, де наукова точність і об'єктивність є вирішальними факторами.

Ключові слова: Казимир Малевич, аутентифікація, атрибуція, машинне навчання, мистецтвознавство, техніко-технологічний аналіз.

Kovalenko Serhii. EXPERIENCE IN APPLYING MACHINE LEARNING IN THE AUTHENTICATION AND ATTRIBUTION PROCESS OF KAZIMIR MALEVICH'S WORKS

The article explores the application of machine learning technologies for the authentication and attribution of works by Kazimir Malevich, one of the most renowned avant-garde artists. Special attention is given to the necessity of introducing innovative approaches in art expertise, which is becoming increasingly relevant due to the complexity of identifying and verifying the authenticity of artworks. It is emphasized that traditional methods do not always provide the required level of accuracy, whereas the use of machine learning algorithms allows for a significant increase in the efficiency of these processes by automating the collection, processing, and analysis of large volumes of data.

Various methods of technical and technological analysis are considered, including optical microscopy, ultraviolet and infrared spectroscopy, as well as X-ray fluorescence analysis, which are key tools for studying the technical characteristics of Malevich's paintings. These methods, in combination with machine learning, enable the detection of stylistic features and technical details that are critical for the accurate attribution of artworks.

Using Malevich's works, such as "Winter Landscape" and "Summer Landscape," as examples, it is demonstrated how machine learning can aid in identifying unique stylistic traits, which are essential for accurate authorship determination. The article also highlights the importance of integrating various data sources to create a more comprehensive and reliable picture of artistic works.

It is noted that the use of machine learning in art expertise opens up new possibilities for identifying forgeries and establishing the precise provenance of artworks, which is particularly relevant in the context of the modern art market, where the number of forgeries is increasing. In the future, such technologies have the potential to become the standard in the field of art history, contributing not only to the improvement of research accuracy but also to a significant reduction in the risk of errors, making them indispensable in contemporary conditions where scientific precision and objectivity are decisive factors.

Key words: Kazimir Malevich, authentication, attribution, machine learning, art expertise, technical and technological analysis.

Вступ. Аутентифікація та атрибуція творів мистецтва завжди були складними й важливими завданнями у сфері мистецтвознавства. З кожним роком зростає кількість творів мистецтва, що піддаються експертизі, а разом з цим зростають і виклики, пов'язані з точним визначенням їхнього походження, авторства та автентичності. У зв'язку зі зростаючим попитом на художні твори, а також зі збільшенням кількості підробок, мистецтвознавці та експерти стикаються з необхідністю вдосконалення традиційних методів дослідження. В умовах, коли сучасні підробки можуть бути настільки складними, що навіть досвідчені фахівці не завжди здатні відрізнити їх від оригіналів, виникає потреба у нових підходах, які могли б підвищити точність та об'єктивність мистецтвознавчої експертизи.

Одним із таких підходів є впровадження технологій машинного навчання, які відкривають нові можливості в процесі аутентифікації та атрибуції мистецьких творів. Машинне навчання, як частина штучного інтелекту, здатне аналізувати великі масиви даних, виявляти закономірності, недоступні традиційним методам аналізу, та інтегрувати різноманітні джерела інформації для отримання більш повної картини про досліджуваний об'єкт. Це особливо важливо у випадках складних або спірних творів, таких як роботи Казимира Малевича, де питання авторства і автентичності є критично важливими для їх оцінки.

Казимир Малевич, один із найвпливовіших художників ХХ століття, створив безліч робіт, які залишаються предметом інтенсивних мистецтвознавчих досліджень. Складність і різноманітність його творчого методу, а також багаточисельні спроби підробок його творів створюють значні виклики для мистецтвознавців. Традиційні методи експертизи, зокрема візуальний аналіз і техніко-технологічні дослідження, не завжди можуть забезпечити достатній рівень точності, особливо коли йдеться про роботи, виконані у схожих стилях або матеріалах.

У цій статті ми досліджуємо потенціал використання машинного навчання у процесах аутентифікації та атрибуції творів Казимира Малевича. Особливу увагу приділяється

можливостям цієї технології у виявленні стилістичних і технічних особливостей, які можуть бути вирішальними для визначення автентичності та авторства. Аналізуються конкретні приклади використання машинного навчання, демонструючи його здатність інтегрувати різні методи дослідження, що в свою чергу дозволяє отримати більш надійні та точні результати. Завдяки здатності машинного навчання обробляти великі обсяги даних і виявляти приховані закономірності, воно може стати незамінним інструментом для виявлення підробок, встановлення походження творів мистецтва та їх атрибуції. Крім того, ця технологія може допомогти в автоматизації багатьох рутинних процесів, що зазвичай виконуються вручну, що дозволить експертам зосередитися на більш складних завданнях, які потребують інтерпретації і творчого підходу.

Особливо важливою є роль машинного навчання в умовах глобалізації арт-ринку, де велика кількість творів мистецтва перебуває у приватних колекціях і регулярно змінює власників. У таких умовах точність і швидкість аутентифікації стають критично важливими для забезпечення легітимності угод і збереження культурної спадщини. Інтеграція машинного навчання в процеси мистецтвознавчої експертизи може значно підвищити рівень довіри до результатів експертизи і сприяти розвитку нових стандартів у цій галузі. Застосування технологій машинного навчання у сфері аутентифікації та атрибуції мистецьких творів відкриває нові перспективи для мистецтвознавства, забезпечуючи точніші, швидші та об'єктивніші результати. Це сприятиме не лише кращому розумінню та збереженню культурної спадщини, але й розвитку нових підходів до вивчення мистецтва в умовах цифрової ери, що є **актуальним** напрямом дослідження у сфері мистецтвознавства.

Метою даного дослідження є вивчення можливостей та ефективності застосування технологій машинного навчання для аутентифікації та атрибуції творів мистецтва, зокрема робіт Казимира Малевича. Дослідження має на меті визначити, яким чином

машинне навчання може підвищити точність, об'єктивність і надійність мистецтвознавчої експертизи, а також розробити рекомендації щодо інтеграції цих технологій у процеси визначення автентичності та авторства мистецьких творів.

Матеріали і методи. У цьому дослідженні для досягнення поставленої мети було використано кілька типів матеріалів і методів. Основними об'єктами аналізу стали твори Казимира Малевича, що представляють один період його творчості. Було залучено як відомі картини з підтвердженою атрибуцією, так і ті, що викликають сумніви щодо їхньої автентичності.

Для дослідження використовувалися високоякісні цифрові копії робіт Малевича з різних колекцій. Ці зразки були оцифровані з використанням сучасних методів цифрової фотографії та сканування. Крім того, залучені бази даних, які містять техніко-технологічні характеристики картин, включаючи інформацію про пігменти, полотно, підписи, а також рентгенографічні та інфрачервоні зображення. Важливим компонентом дослідження стали алгоритми машинного навчання, зокрема нейронні мережі, методи кластеризації та регресійні моделі, які були застосовані для аналізу цифрових зображень і супутніх даних.

Техніко-технологічний аналіз складався з дослідження картин за допомогою оптичної мікроскопії, ультрафіолетової та інфрачервоної спектроскопії, а також рентгенофлуоресцентного аналізу (РФА). Ці методи дали змогу вивчити структуру фарби та основи, а також визначити матеріали, використані при створенні творів мистецтва. Аналіз зображень за допомогою машинного навчання включав застосування алгоритмів глибокого навчання для автоматизованого аналізу цифрових копій картин. Це забезпечило можливість розпізнати стилістичні та технічні особливості, характерні для робіт Малевича, а також виявити аномалії, що можуть свідчити про можливу підробку.

Порівняльний аналіз результатів, отриманих завдяки машинному навчанню, з традиційними методами експертизи дозволив оцінити ефективність нових технологій. Інтеграція даних з

різних джерел і методів створила комплексну модель, яка допомогла більш точно визначити автентичність та атрибуцію творів мистецтва. Цей підхід надав можливість провести всебічний аналіз і сформулювати висновки щодо потенціалу та обмежень використання машинного навчання в мистецтвознавстві.

Результати. Аутентифікація є процесом перевірки автентичності твору мистецтва, тоді як атрибуція включає встановлення авторства, місця та часу його створення на основі всебічної наукової експертизи, що також охоплює вивчення походження твору та його життєвого шляху. Машинне навчання (ML) – це галузь науки, яка займається розробкою алгоритмів і статистичних моделей, які комп'ютерні системи використовують для виконання завдань без явних інструкцій, покладаючись на виявлення шаблонів і закономірностей у даних. Це дозволяє комп'ютерним системам аналізувати великі обсяги статистичних даних і робити більш точні прогнози на основі вхідних даних. Наприклад, спеціалісти можуть навчити програму-експерта діагностувати право власності на твори мистецтва, використовуючи цифрові зображення та методи аналізу, такі як ультрафіолетова (УФ), інфрачервона (ІЧ) спектроскопія, рентгеновська флуоресценція (РФ) і інфрачервона спектроскопія з перетворенням Фур'є (FTIR). Ці методи допомагають у вивченні цифрових баз даних, що містять мільйони відсканованих зображень і відповідні дані з попередніх досліджень [1].

Машинне навчання суттєво допомагає дослідницьким лабораторіям вирішувати складні проблеми, автоматизуючи й оптимізуючи процеси аналізу даних. Використовуючи програмне забезпечення для аналізу великих обсягів даних з високою швидкістю, лабораторії можуть досягати значних результатів у наукових дослідженнях набагато швидше. Центральна ідея машинного навчання базується на математичній залежності між вхідними та вихідними даними. Хоча модель машинного навчання не знає заздалегідь про ці зв'язки, вона здатна виявляти їх, якщо надати достатню кількість навчальних наборів даних. Це означає, що кожен алгоритм машинного навчання побудований на основі

модифікованої математичної функції [2]. Наприклад, алгоритм може бути навчений на базі кількох комбінацій вхідних і вихідних даних, а потім використовувати цю інформацію для передбачення результатів для нових наборів даних.

Машинне навчання також використовує детермінований підхід, орієнтований на точність і обсяг зібраних даних, а також недетермінований підхід, що враховує випадкові фактори. Алгоритми машинного навчання можуть містити вбудовані інструменти для кількісного оцінювання невизначеності під час навчання та спостереження.

Комп'ютерний зір, як одна з галузей машинного навчання, забезпечує точне відображення того, як мистецтвознавець аналізує твори мистецтва. Це дозволяє комп'ютерам бачити, спостерігати та реагувати на візуальну інформацію, подібно до того, як безпілотні автомобілі використовують комп'ютерний зір для зчитування дорожніх знаків. Хоча терміни «машинне навчання» та «штучний інтелект» часто використовуються як синоніми, штучний інтелект є більш широким терміном, що охоплює різні методи, які дозволяють машинам виконувати завдання, подібні до людських [3]. Машинне навчання є однією з багатьох складових штучного інтелекту, але не всі дії штучного інтелекту можна класифікувати як машинне навчання.

Основними перевагами моделей машинного навчання є можливість виявлення закономірностей у даних, автоматизація процесів після налаштування, покращення точності результатів з часом та обробка великих обсягів даних у динамічних середовищах. Однак ці моделі також мають недоліки, такі як дорогий і трудомісткий процес навчання, висока ресурсомісткість і складність інтерпретації результатів без участі фахівця.

Машинне навчання, як важлива складова штучного інтелекту, використовує алгоритми для аналізу даних та формулювання висновків. Глибоке навчання є одним з методів машинного навчання, де комп'ютери навчаються на основі даних без вчителя. Для ефективного використання машинного навчання в мистецтвознавстві важливо створити великі бази

даних, що дозволить підвищити якість роботи експертів і науково-дослідних лабораторій.

Вирішення проблем атрибуції за допомогою машинного навчання

Процес атрибуції творів мистецтва – визначення їх авторства, часу та місця створення – завжди був складним завданням у мистецтвознавстві. Традиційно ці завдання виконуються людиною-експертом (експерт «А»), чий досвід і знання дозволяють ідентифікувати твір на основі візуального аналізу. Однак, для живопису, де проблема авторства є особливо актуальною, візуальної ідентифікації може бути недостатньо, і тоді на допомогу приходять експертний комп'ютер з алгоритмами машинного навчання (експерт «Б»), що виступає як колективний людський розум.

Експерт «А» розпочинає аналіз із візуальної ідентифікації твору, що може дати попередню інформацію про автора. Проте, якщо візуальний аналіз не дозволяє зробити точний висновок, функцію ідентифікації бере на себе експерт «Б», який проводить пошук у світових базах даних. Машинне навчання дозволяє експерту «Б» проводити комплексний стилістичний та техніко-технологічний аналіз із високою швидкістю та точністю.

Зважаючи на специфіку живопису, такі методи, як мікроскопічний аналіз, рентгенологічне дослідження в ультрафіолетовому та інфрачервоному випромінюванні, а також хімічний аналіз шару фарби, є необхідними для точного визначення автентичності твору. Експерт «Б» може швидко надати висновки щодо стану збереження твору, справжності підпису, технологічних особливостей, а також зробити припущення щодо датування роботи.

Мікроскопічний аналіз, наприклад, дозволяє встановити ступінь реставраційних втручань, спосіб нанесення підпису, шаруватість фарби та інші технічні аспекти, які можуть свідчити про оригінальність твору або його підробку [4]. Дані, отримані в результаті цього аналізу, порівнюються зі світовими базами даних, що дозволяє експерту «Б» визначити відповідність твору часу, на який він претендує, та оцінити ймовірність його автентичності.

У процесі атрибуції важливо не лише встановити стильову схожість твору з роботами

відомого художника, але й проаналізувати технологічні особливості картини, зокрема, час і характер підпису, відповідність технік нанесення фарби. Навіть за наявності підпису, нанесеного одночасно з фарбою, існує ризик фальсифікації, тому кожен елемент потребує ретельного аналізу.

Крім того, експерт «Б» здатний виявити імітаційні твори (підробки), що відтворюють зразки або частково копіюють стиль оригінальних робіт. Такий підхід був поширений, наприклад, у XVIII столітті, коли наслідування вважалося нормою. Експерт «Б» може швидко та точно визначити такі твори, що значно полегшує роботу мистецтвознавців.

Технічний та технологічний аналіз також є незамінним для атрибуції графічних творів. Вивчення паперу та графічних матеріалів дозволяє зробити точні висновки щодо достовірності малюнка, що важливо для виявлення сучасних копій та встановлення авторства [5].

Застосування машинного навчання у вирішенні проблем атрибуції творів мистецтва є не лише перспективним напрямком, але вже реальністю, яка значно підвищує ефективність експертних оцінок. Хоча деякі можуть побоюватися, що розвиток штучного інтелекту призведе до зниження ролі людини-експерта, важливо пам'ятати, що саме людина створює як твори мистецтва, так і алгоритми, які допомагають ці твори аналізувати. Відповідно, співпраця людини та машинного інтелекту відкриває нові горизонти для мистецтвознавства, забезпечуючи більш точні, об'єктивні та швидкі результати.

Традиційні та інноваційні процеси аутентифікації та атрибуції на прикладі робіт Казимира Малевича

З розвитком цифрових технологій комп'ютерний аналіз зображень став новим інструментом для підтримки атрибуції та аутентифікації творів мистецтва. Комп'ютерні методи атрибуції та аутентифікації почали розвиватися на межі тисячоліть, з першими спробами використання «візуальної стилеметрії» (наприклад, у [11]). Ці дослідження були спрямовані на розробку спеціальних методів вилучення ознак (включаючи фрактальний аналіз, коефіцієнти хвильових перетворень та виявлення країв) для представлення

візуальних художніх особливостей, таких як мазки пензля. На основі цих ознак створювалися моделі машинного навчання, які навчалися розрізняти роботи одного художника від робіт, схожих за стилем, інших художників.

Відмінні можливості розпізнавання образів, що мають Convolutional Neural Networks (конволюційні нейронні мережі, далі CNN), привели до нової хвилі досліджень, які демонструють вражаючі результати в завданнях класифікації мистецтва та багатьох інших візуальних задачах. Ці дослідження зазвичай використовують складні архітектури CNN, які навчаються на великих цифрових колекціях творів мистецтва. Зазвичай до CNN додають останній щільний (повністю з'єднаний) шар, який подає інформацію на один вихідний нейрон у випадку аутентифікації або на кілька вихідних нейронів для атрибуції твору одному з кількох художників.

Слід зазначити, що комп'ютерна атрибуція та аутентифікація мають свої обмеження та виклики. Перша група обмежень пов'язана з цифровою природою зображень, що використовуються в цій техніці. Ці зображення можуть мати деформації та втрати інформації через такі фактори, як роздільна здатність зображення, умови освітлення, тип камери та рівень стиснення під час обробки. Друга група обмежень стосується експертизи творів мистецтва. У сучасних дослідженнях (наприклад, [2], [14]) широко обговорюється питання ролі машини як нового типу мистецтвознавця, відповідального за атрибуцію та аутентифікацію. Белл і Офферт [2] підкреслили важливі подібності між підходами людського та машинного експерта, такі як знання численних робіт одного художника та пов'язаних творів. Однак існують помітні відмінності, які є обмеженнями комп'ютерних методик. Комп'ютер покладається виключно на оптичну інформацію (зображення), тоді як людський експерт також враховує контекстну інформацію, включаючи, але не обмежуючись, історичними знаннями, провенансом та науковими результатами.

Хоча більшість ранніх досліджень у цій сфері (див. [3], [4], [5], [6]) зосереджувалися переважно на традиційному машинному навчанні для завдань атрибуції мистецтва, наша робота присвячена більш специфічному завданню

автентифікації творів мистецтва, використовуючи твори Каземира Малевича в якості прикладу. У нашій статті ми намагаємося провести порівняльну оцінку ефективності візійних трансформерів (vision transformers або ViT) та CNN у завданні автентифікації та визначити рівень результативності, якого можна досягти у цій складній задачі (див. [7]).

Конволюційні нейронні мережі та трансформери для обробки зображень

Конволюційні нейронні мережі (CNN) здобули значну популярність після випуску моделі AlexNet у 2012 році, яка суттєво перевершила всі попередні моделі на змаганні ILSVRC ImageNet Challenge [8]. Цей успіх був закріплений подальшими покращеннями архітектур, серед яких найбільш відомі InceptionV3, VGG, та ResNet, а також сучасні моделі, такі як EfficientNet.

ResNet і EfficientNet є одними з найуспішніших CNN. ResNet, представлена як глибока CNN, використовує з'єднання між шарами для навчання залишкової функції, що дозволяє значно збільшити глибину мережі та її ефективність. EfficientNet, в свою чергу, є класом моделей, оптимізованих шляхом масштабування ширини, глибини та вхідної роздільної здатності з фіксованим співвідношенням. EfficientNet демонструє перевагу над ResNet у задачах класифікації зображень.

Трансформери для обробки зображень (Vision Transformers, ViTs) є відносно новими архітектурами глибокого навчання, які швидко здобули популярність у спільноті комп'ютерного зору. Вони відрізняються від традиційних CNN тим, що замість типових згорткових шарів використовують «механізми уваги»¹. Однією з головних переваг ViTs є здатність захоплювати довготривалі залежності в межах зображення, що є ключовим для багатьох завдань комп'ютерного зору. ViTs досягли найкращих результатів у кількох тестах класифікації зображень, включаючи ImageNet і показали багатообіцяючі результати в задачах, таких як виявлення об'єктів та семантична сегментація.

¹ По суті, «механізми уваги» дозволяють нейронним мережам зосереджуватися на певних частинах вхідних даних під час їх обробки. Це особливо корисно під час роботи з послідовностями даних (такими як текст, зображення або відео), де різні частини вхідних даних можуть мати різні рівні важливості для поточного завдання.

Останнім часом було запропоновано Swin Transformer як загальну основу на базі трансформерів для комп'ютерного зору. Ця архітектура є ієрархічною та використовує ефективний механізм «самоуваги з перемиканням вікон». Її ієрархічна структура дозволяє захоплювати багатомасштабні зв'язки, а перемикання вікон знижує зростання обчислювальної складності при збільшенні розміру зображення.

Архітектура Swin Transformer складається з чотирьох стадій. На першому етапі зображення поділяється на патчі, які вбудовуються в «токени» за допомогою лінійного шару. Потім ці токени проходять через блоки Swin Transformer, які включають шар нормалізації, «багатоголову увагу» та багатошарові перцептрони. У наступних стадіях здійснюється «злиття патчів», що дозволяє створити ієрархічне представлення, подібне до піраміди.

У наших експериментах ми використовували варіанти Swin-Tiny та Swin-Base для досягнення оптимальних результатів у задачах класифікації зображень².

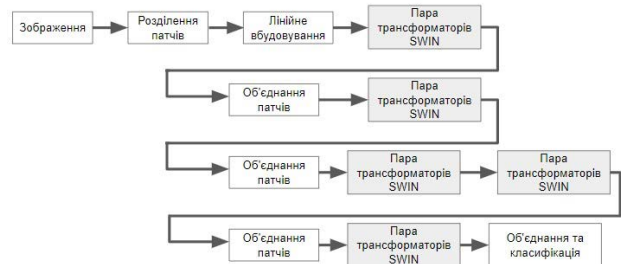


Схема 1. Схематичне представлення «крихітного» трансформатора Swin (Swin-Tiny). На основі [7]



Схема 2. Ілюстрація внутрішньої структури трансформаторної пари Swin. На основі [7]

² Логіка процесу подана у спрощеному вигляді для того, щоб не розголошувати використані алгоритми. Ці методи є конфіденційними і представляють новий рівень know-how у сучасних техніках аутентифікації.

Датасет Казимира Малевича

Наш датасет для задачі автентифікації був ретельно зібраний і складається з 88 зображень автентичних картин (автентичний набір) і 27 зображень неавтентичних творів. Роздільна здатність зображень варіюється залежно від репродукції. Далі ми детально описуємо автентичний набір і дві версії контрастного набору: «стандартний контрастний набір» і «удосконалений контрастний набір». Як буде описано далі, розвиток удосконаленого контрастного набору був мотивований результатами, отриманими на стандартному контрастному наборі, які показали, що автентифікація творів мистецтва вимагає більш суворого відбору творів у контрастному наборі. Склад кожного контрастного набору описаний нижче.

Автентичний набір

При складанні нашого автентичного набору ми використовували стандартні списки картин Казимира Малевича як референс, що означає, що всі автентичні зображення, використані для тренування, записані там. Крім того, ми виключили з автентичного набору зображення, автентичність яких викликає сумніви у сучасних експертів. Такий підхід дозволяє нам знизити ризик випадкового включення фальшивих творів у оригінальний датасет.

Контрастний набір

Оскільки автентифікація творів мистецтва включає завдання бінарної класифікації, ми ретельно склали другий набір, який служить контрастом до автентичних робіт. Цей другий набір складається з негативних прикладів, тобто творів мистецтва, які не приписуються Малевичу.

Стандартний контрастний набір

Стандартний контрастний набір включає 27 підробок від різних художників. Крім того, для досягнення балансу з автентичним набором, стандартний контрастний набір також містить роботи сучасних художників, які використовували техніки і стилі, схожі на Малевича.

Удосконалений контрастний набір

Включення підробок у стандартний контрастний набір вводить стилі живопису, які суттєво відрізняються від стилю Казимира

Малевича. Тому для створення удосконаленого контрастного набору ми виключили підробки з архівів аукціонів та приватних колекцій. Також додано деякі зображення, які були каталогізовані як такі, що натхненні творчістю Казимира Малевича.

Опис робіт, які підлягають процесу автентифікації після навчання CNN

Роботи Казимира Малевича, такі як «Зимовий пейзаж. Жовтий будинок з червоним дахом» (Етюд №4, приблизно 1906 р.) і «Літній пейзаж. Сонячний день» (близько 1906 р., або 1930 р.), є яскравими прикладами його неоімпресіоністичних пошуків. Неоімпресіонізм, термін, введений у 1886 році французьким критиком Феліксом Фенеоном, відрізнявся систематичним підходом до використання кольору і форми, що його активно розробляли європейські майстри, такі як Жорж Сера, Каміль Піссарро, Альбер Дюбуа-Пілле, Поль Сіньяк та Шарль Ангранд [6]. Однак серія робіт Малевича, зокрема його експерименти з пуантилізмом, значно відрізняються від підходів цих художників.



Рис. 1. «Зимовий пейзаж. Жовтий будинок з червоним дахом» (Етюд №4, приблизно 1906 р.), Картон, олія 19,5 × 29 см. Приватна колекція

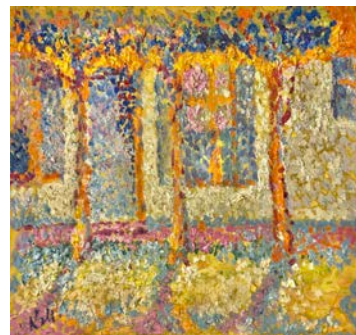


Рис. 2. Казимир Малевич. «Літній пейзаж. Сонячний день». (1906? 1930?), Картон, масло. 19,8 × 25,5 × 0,2 см. Приватна колекція

Жорж Сера прагнув підпорядкувати вільний мазок строгій методології, підпорядковуючи колір формі та дотримуючись закону взаємодоповнюючих кольорів. Казимир Малевич у своїх роботах 1928 року додав новий вимір, підкреслюючи важливість відчуттів у техніці живопису. Він стверджував, що живописний процес не обмежується кольором і формою, але є вираженням художнього почуття, яке передає зв'язок митця зі світом через його емоційні переживання. Це відчуття, за словами Малевича, перевершує форму і стає основою мистецького твору.

Роботи Малевича, такі як «Жовтий будинок» (Етюд № 4), не лише демонструють архітектурні рішення, але й відображають кольорову гамму, яка збагачує сприйняття глядача. Його дослідження виходу живописного елемента за межі контурів природного явища і звільнення художньої психіки від суб'єктивних обмежень стали важливими етапами у формуванні його унікального стилю. Доктор мистецтвознавства Жан-Клод Маркаде (Франція), один із провідних дослідників творчості Казимира Малевича, зазначає, що ці роздуми дозволяють краще зрозуміти своєрідність його раннього імпресіонізму [7]. У цьому контексті «Зимовий пейзаж. Жовтий будинок» (Етюд № 4) та його серія робіт є цінними прикладами ранньої творчості митця, який пізніше стане творцем супрематизму.

Еволюція від «Жовтого будинку» (близько 1906 року) до «Червоного дому» (1932 рік) ілюструє шлях художника від імпресіонізму до супрематизму, від пуантилізму до формалізму, що тривав 26 років. Протягом цього часу Малевич перетворився на видатного живописця, сценографа, теоретика мистецтва, педагога та засновника супрематизму. Його творчий розвиток охоплював різноманітні художні напрямки, такі як імпресіонізм, пуантилізм, експресіонізм, кубізм, футуризм, кубофутуризм, неопримітивізм, супрематизм та постсупрематизм [8]. Перехід від «Жовтого» до «Червоного дому» супроводжувався значними відкриттями, які сформував Малевича як філософа і педагога нового наукового напрямку в мистецтві, відомого як супрематизм [9, с. 45]. Цей напрямок був визнаний ще

за життя художника і увійшов у світову історію мистецтва як невід'ємна частина універсального авангарду.

Традиційна аутентифікація. Методи дослідження

Для проведення комплексного техніко-технологічного аналізу та встановлення часу створення досліджуваних робіт Казимира Малевича, були використані наступні методи: оптична мікроскопія, ультрафіолетова (УФ) та інфрачервона (ІЧ) спектроскопія, рентгенофлуоресцентний аналіз (РФА), а також інфрачервона спектроскопія з перетворенням Фур'є (FTIR). Ці методи дозволили провести детальний аналіз матеріалів, технік та пігментів, використаних при створенні картин. Традиційний аналіз було проведено Бюро науково-технічної експертизи «АРТ-ЛАБ» (Київ).

Результати візуальних та мікроскопічних досліджень картини «Зимовий пейзаж. Жовтий будинок з червоним дахом»

Дослідження підпису. У правому нижньому куті картини був виявлений підпис «КМа», виконаний синьою фарбою на білому та світло-жовтому тлі. Підпис нанесений на вологий шар фарби, що утворює загальну текстуру з підлеглим розписом, утворюючи єдину поверхню. Змішування фарби підпису та основного шару фарби демонструє загальні ознаки старіння, включаючи однаковий кракелюр. Відсутність затікань фарби підпису в тріщини підлеглому шару свідчить про те, що підпис був нанесений одночасно зі створенням картини. Мікроскопічний аналіз показав, що помел пігменту підпису відповідає помелу пігменту в синіх фарбах основного шару.

Дослідження основи. Картина написана на тонкому картоні середньої щільності жовтокоричневого кольору з товщиною основи 2 мм. Мікроскопічне дослідження виявило, що картон виготовлений переважно з деревної напівмаси, що складається з широких волокон деревини хвойних та листяних порід, а також мікроскопічної стружки. Поверхня картону гладка, що свідчить про його виготовлення без використання каландра. Краї картону рівні, за винятком сторін, обрізаних автором для зміни розмірів основи, про що свідчать сліди фарби по краях. Спостерігається крихкість картону

внаслідок природного старіння, розшарування в кутах та незначні втрати матеріалу по периметру.

Вивчення зворотної сторони картини. На зворотній стороні картону наклеєний тонкий папір коричневого кольору, який піддався подряпинам та втратам. Спостерігається реставраційне зміцнення куточків картону за допомогою фрагментів щільного картону жовтого кольору та смужок білого паперу з друкарським принтом сіро-блакитного відтінку. Напис «Етюд № 4» на зворотній стороні картини виконаний фарбою, яка має характерний блиск у бічному світлі, що вказує на використання чорнила або фарби з клейовим сполучним.

Дослідження ґрунтового шару. Ґрунтовка на картині відсутня, фарба наносилася безпосередньо на поверхню картону, що є характерним для ранніх робіт К. Малевича. Ультрафіолетове дослідження показало, що картон має тьмяно-фіолетовий відтінок, що характерно для матеріалу зі значним вмістом деревної целюлози. Паперове обклеювання на зворотній стороні картини має жовтуватий блиск в ультрафіолетовому світлі.

Обстеження в інфрачервоному (ІЧ) діапазоні. ІЧ-спектроскопія показала зниження інтенсивності ІЧ-променів в мазках, виконаних фарбами сірих відтінків. Ніяких попередніх малюнків або авторських змін у композиції не було виявлено. Підпис складно відрізнити в ІЧ-діапазоні, що характерно для синіх пігментів на основі легких металів. Напис на зворотному боці картини також не видно в ІЧ-променях.

Рентгенофлуоресцентний аналіз (РФА). Рентгенофлуоресцентний аналіз (РФА) проводився для визначення елементного складу картону та пігментів, використаних при створенні картини. Дослідження показало, що основа картону містить сполуки крейди, гіпсу, охри, цинку та домішки інших металів. Білий пігмент, що використовувався, є цинково-свинцевими білилами, які характерні для живопису кінця XIX – першої третини XX століття. У фарбах також були виявлені кадмієві жовті та оранжеві пігменти, охра, а також пігменти, що містять кобальт.

Попередні висновки: Картон, основа: Картон виготовлений на основі целюлози рослинного походження, переважно з деревної напівмаси деревини хвойних порід, що підтверджується значною кількістю лігніну. Картон склеюється каніфоллю, а як наповнювачі використовуються крейда, гіпс та каолін. Цей елементний склад характерний для картону, виготовленого в кінці XIX – першій половині XX століття.

В'язучі речовини: В'язучою речовиною виступає масло, вік якого становить приблизно 100-125 років. Порівняльний аналіз ступеня полімеризації масла в цинково-свинцевих білилах з архівними зразками показав, що ступінь старіння відповідає кінцю XIX – початку XX століття.

Покриття: Захисний покривний шар на картині відсутній.

Пігменти: Результати рентгенофлуоресцентного аналізу підтвердили наявність таких пігментів, як охра, кадмієвий жовтий (на основі баритових білил), органічний червоний барвник (темно-червоний крапак), ультрамариновий синій. В зеленій фарбі був виявлений ультрамариновий синій. Наповнювачами виступають баритові білила з домішками крейди.

Почеркознавче дослідження підпису. Підпис «КМа», розташований у правому нижньому куті картини, а також рукописна примітка «Етюд № 4» на зворотному боці, були виконані самим Казимиром Севериновичем Малевичем або іншою особою. Для встановлення цього факту було проведено почеркознавче дослідження. Порівняння було здійснено на основі вільних зразків почерку та підписів Казимира Малевича за період 1913-1931 років, включаючи рукописні нотатки та інші тексти, що збереглися в архівах. Мікроскопічний аналіз показав, що мазки підпису нанесені на ще незатверділий шар фарби, що свідчить про одночасність їхнього створення. Почеркознавчі ознаки підпису, такі як форма літер, рухи пензля, темп письма та інші елементи, збігаються з відомими зразками почерку Малевича. Ці ознаки є достатніми для категоричного висновку, що підпис та рукописна примітка були зроблені самим Казимиром Малевичем.

Науково-технічна експертиза роботи Казимира Малевича «Будинок з жовтим дахом, зимовий пейзаж, етюд № 4» дозволила встановити основні матеріали, використані при створенні роботи, та підтвердити її автентичність:

– картон: виготовлений на основі деревної напівмаси деревини хвойних порід, склеєний каніфоллю, з наповнювачами у вигляді крейди, гіпсу та каоліну.

– білила: цинково-свинцеві білила, характерні для живопису кінця XIX – першої третини XX століття.

– пігменти: кадмієвий жовтий, охра, темно-червоний крапак, ультрамариновий синій – типові для ранніх робіт Малевича.

Отримані дані свідчать про те, що картина була створена в кінці XIX – початку XX століття. Підпис на лицьовій стороні та рукописна примітка на зворотному боці були зроблені самим Малевичем, що підтверджує автентичність твору.

Результати візуальних та мікроскопічних досліджень картини «Літній пейзаж. Сонячний день».

Дослідження підпису. У лівому нижньому куті картини синьо-фіолетовою фарбою на рожево-фіолетовому та світло-жовто-помаранчевому фоні зроблено підпис «КМ». Підпис був нанесений пензлем з жорсткою щетиною по напівсухому шару фарби, що дозволило фарбі підпису змішатися з нижнім шаром, утворюючи загальну текстуру. Спостерігається великий дрібнопористий кракелюр, однак немає слідів затікання фарби в тріщини. Фарба підпису містить кілька зерен темно-синього пігменту, що свідчить про одночасність нанесення підпису та створення картини.

Дослідження основи. Картина намальована на тонкому багатошаровому картоні середньої щільності товщиною 2 мм. Природне старіння матеріалу привело до зміни кольору картону, який набув бежево-коричневого відтінку. Спостерігається нерівномірний розріз картону справа і знизу, що вказує на авторську зміну розміру основи. Мікроскопічне дослідження виявило наявність численних волокон деревини хвойних і листяних

порід, а також довгих жовтуватих волокон епідермісу однорічних рослин, що свідчить про використання вторинної сировини.

Вивчення зворотної сторони картини. Зі зворотного боку картон набув коричневого відтінку внаслідок природного старіння, з помітним потемнінням в нижній частині. Спостерігається брудність поверхні, численні подряпини та сліди руйнування. При ковзному світлі було виявлено діагональні злами у кутах, а також горизонтальні розриви у лівому нижньому куті. Мікроскопічне дослідження показало наявність біологічних пошкоджень волокон, викликаних комахами.

Розвідка ґрунту. Ґрунт жовто-коричневого відтінку, одношаровий, сухий та ламкий при промацуванні. Тоновані ґрунти не характерні для робіт Казимира Малевича. Виявлено деформаційний кракелюр, викликаний механічними пошкодженнями основи. З'єднання ґрунту з картоном задовільне, але є кілька обсіпань та поодинокі втрати в центральній частині роботи.

Дослідження шару фарби. Картина виконана в один етап (a la prima) пунктирними фактурними мазками різної щільності. Шар фарби сухий, щільний, помірно крихкий з численними дрібнопористими кракелюрами. Виявлено однорідність білої, жовтої, помаранчевої та червоної фарби. У фарбах зеленого, синього та фіолетового кольорів присутні поодинокі дрібні частинки пігментів.

Дослідження покриття. Лакового покриття на картині не виявлено. Виявлено тонкий шар рідини, що імітує природне забруднення шару фарби. Покриття напівпрозоре, в місцях ущільнення виглядає чорним і має помітний блиск.

Обстеження в ультрафіолетовому (УФ) діапазоні. В УФ-діапазоні лакового покриття не виявлено. Спостерігається тьмяна світло-жовта флуоресценція білих мазків, що свідчить про наявність у фарбі цинкових білил. Жовті та червоні штрихи мають відповідне жовте та червоне світіння, що характерно для органічних пігментів. Ґрунтовка по контурах зображення в УФ-діапазоні виглядає темно-фіолетовою, що вказує на наявність значної кількості наповнювачів.

Обстеження в інфрачервоному (ІЧ) діапазоні. В ІЧ-діапазоні деталі зображення, виконані жовтими, червоними та рожево-фіолетовими фарбами, прозорі, що характерно для органічних барвників. Зелені, сині та фіолетові фарби напівпрозорі, що свідчить про використання пігментів на основі світлих елементів.

Рентгенофлуоресцентний аналіз (РФ). Рентгенофлуоресцентний аналіз дозволив визначити елементний склад пігментів і наповнювачів, використаних при створенні роботи. Встановлено наявність охри, титаноцинкових білил, крейди/гіпсу та баритових білил у складі ґрунту. Пігменти включають цинкові білила, кадмієвий оранжевий, ультрамариновий синій, серед інших.

Результати досліджень показали, що картина створена на основі картону з деревної целюлози, з додаванням вторинної сировини. Ґрунт містить масло та тваринний клей, а також наповнювачі, такі як охра, титаноцинкові білила, крейда та баритові білила. Полімеризація в'язучого в білому шарі свідчить про те, що робота була створена в 1970-1990-х роках, що не відповідає стилістичним та матеріальним характеристикам робіт Казимира Малевича.

Порівняльний рентгенівський знімок двох робіт Казимира Малевича «Зимовий пейзаж. Жовтий будинок з червоним дахом» (Етюд № 4, близько 1906 року) і «Літній пейзаж. Сонячний день» (близько 1906 або 1930 року) показав, що ці роботи належать різним майстрам пензля, що свідчить про можливу підробку одного з творів.

Результати проведення аутентифікації визначених робіт на основі застосування машинного навчання

Для кожної архітектури було проведено 20 експериментів, результати яких представлені у вигляді середніх значень точності передбачень як для окремих патчів, так і для всіх картин. Точність для кожного твору мистецтва визначається шляхом усереднення передбачень його складових патчів, включаючи суб-зображення з квадратним центром, обрізаним від повного зображення. Для кращого розуміння ефективності моделі ми

також наводимо точності по класах, розрізняючи автентичні та контрастні класи.

Результати для стандартного контрастного набору. У таблиці представлені результати, отримані з використанням стандартного контрастного набору. Для кожної з досліджених архітектур (з варіантами попереднього навчання) наведено середню точність для патчів і всіх картин, а також кількість параметрів для кожної архітектури. На основі цих результатів ми робимо три основні висновки.

Таблиця 1
Точність тестування на основі картин для автентичного та стандартного контрастного наборів, а також для підробок

Архітектура	Точність – оригінал	Точність – оригінал	Точність – оригінал
EfficientNetB5	0.954	0.898	0.527
ResNet101	0.905	0.836	0.446
Swin-Tiny	0.912	0.880	0.526
Swin_Base	0.905	0.883	0.585

Найголовніше спостереження полягає в тому, що EfficientNetB5 демонструє найкращі результати в автентифікації творів мистецтва як на рівні патчів, так і на рівні всієї картини. Високі показники точності для автентичних картин і підробок (понад 90%) свідчать про успішне розрізнення автентичних творів та підробок. З іншого боку, точність на підробках значно нижча, незважаючи на використання вагових коефіцієнтів для зразків. Деякі підробки створені у власному стилі, який, хоча і схожий на стиль Малевича, все ж відрізняється. Водночас, підробки містять твори, які створені явно чи неявно у стилі Малевича, з чітким і близьким наслідуванням художника. Отже, ця остання категорія містить твори, які мають значно вищий ступінь подібності до автентичних. Очевидно, що автентифікація мистецтва вимагає тонкого розрізнення між підробками та автентичними творами.

Роботи Казимира Малевича «Зимовий пейзаж. Жовтий будинок з червоним дахом» і «Літній пейзаж. Сонячний день» було піддано процесу машинної аутентифікації. Результат процесу показав, що «Зимовий пейзаж. Жовтий будинок з червоним дахом» є оригіналом з ймовірністю близькою до 100%, у той час, як робота «Літній пейзаж. Сонячний день» є підробкою.

Висновки дослідження щодо аутентифікації та атрибуції творів Казимира Малевича на основі використання сучасних технологій, таких як машинне навчання та техніко-технологічний аналіз, показали важливість комплексного підходу в мистецтвознавчій експертизі. Дослідження підтвердило, що застосування машинного навчання дозволяє автоматизувати процеси аналізу великих масивів даних і підвищити точність визначення автентичності творів мистецтва.

Проведений аналіз показав, що картини, такі як «Зимовий пейзаж. Жовтий будинок з червоним дахом» і «Літній пейзаж. Сонячний день», демонструють суттєві відмінності у використаних матеріалах та техніках, що може свідчити про їхнє різне походження. Виявлені у дослідженні пігменти, наповнювачі та полімеризація в'язучих речовин вказують на те, що одна з картин, можливо, є підробкою, створеною у 1970-1990-х роках, що не відповідає датуванню та стилістиці оригінальних робіт Малевича.

Отримані результати підкреслюють важливість інтеграції різних методів дослідження для більш точного визначення автентичності творів мистецтва. Зокрема, поєднання традиційних методів, таких як оптична мікроскопія, ультрафіолетова та інфрачервона спектроскопія, з інноваційними підходами на основі машинного навчання, забезпечує більш надійні результати і може стати стандартом у мистецтвознавстві.

Порівняльна оцінка CNN і Vision Transformers. Ми провели порівняльну оцінку конволюційних нейронних мереж (CNN) та vision transformers і виявили, що EfficientNetB5 перевершує Swin-Tiny та Swin-Base transformers на стандартному контрастному наборі, краще класифікуючи підробки. Це показує, що EfficientNetB5 краще здатний розрізняти роботи Казимира Малевича та його сучасників, ніж обидва Swin transformers. Водночас, Swin-Tiny transformer показав незначну перевагу над EfficientNetB5 на удосконаленому контрастному наборі (який містить лише підробки), що краще відображає суть автентифікації мистецтва. Для Swin-Tiny transformer зміна контрастного набору призвела до значного покращення точності кла-

сифікації підробок: з 0.53 на стандартному контрастному наборі до 0.84 на удосконаленому контрастному наборі.

Хоча для визначення загальної здатності цих результатів до узагальнення на інших датасетах художників потрібні додаткові тести, ми також підкреслюємо, що підхід до автентифікації мистецтва на основі глибокого навчання має перевагу в порівнянні з усіма методами інженерії ознак. Цей підхід вимагає мінімального налаштування гіперпараметрів і не залежить від окремої ознаки (наприклад, мазка пензля), яка може бути не видимою в роботах усіх художників.

Наші результати дозволяють зробити висновок, що архітектури на основі vision transformers є щонайменше настільки ж перспективними для автентифікації мистецтва, як і CNN, і що їхні передбачення здебільшого збігаються. У нашій майбутній роботі ми будемо досліджувати, як саме vision transformers реалізують свою перевагу, та визначимо, якою мірою останні вдосконалення Swin transformer, зокрема cross-shaped window transformer, можуть покращити завдання автентифікації мистецтва.

Майбутні дослідження також повинні враховувати обмеження, пов'язані з цифровою природою тренувальних зображень. Ми наголошуємо на важливості розробки методологій, які можуть забезпечити інваріантність до різних типів зйомок, роздільних здатностей і масштабів. Крім того, цікавою напрямком досліджень може стати інтеграція контекстуальної інформації в моделі з використанням мультимодальності та текстового керування. Отримані результати підкреслюють важливість інтеграції різних методів дослідження для більш точного визначення автентичності творів мистецтва. Зокрема, поєднання традиційних методів, таких як оптична мікроскопія, ультрафіолетова та інфрачервона спектроскопія, з інноваційними підходами на основі машинного навчання, забезпечує більш надійні результати і може стати стандартом у мистецтвознавстві. Таким чином, впровадження сучасних технологій у процеси аутентифікації та атрибуції творів мистецтва є необхідним кроком для забезпечення високої точності експертиз і збереження культурної спадщини в умовах цифрової ери.

Література:

1. Schaer L., Postma E., Popovici C. Art authentication with vision transformers, Neural Computing and Applications. 2024. 36: 11849–11858.
2. Bell P., Offert F. Reflections on connoisseurship and computer vision. Journal of Art Historiography. (24). 2021.
3. Qi H., Taeb A., Hughes S.M. Visual stylometry using background selection and wavelet-HMT-based Fisher information distances for attribution and dating of impressionist paintings. Signal Process. 2013. 93(3): 541–553.
4. Liu H., Chan R.H., Yao Y. Geometric tight frame based stylometry for art authentication of van gogh paintings. ApplComput Harmon Anal. 2016. 41(2): 590–602.
5. Lyu S., Rockmore D., Farid H. A digital technique for art authentication. In: Proceedings of the National Academy of the U.S.A. 2004. 101(49), pp. 17006–17010.
6. Hughes JM., Graham DJ., Rockmore DN. Quantification of artistic style through sparse coding analysis in the drawings of Pieter Bruegel the Elder. Proc Natl Acad Sci. 2010. 107(4): 1279–1283.
7. Liu Z., Lin Y., Cao Y., Hu H., Wei Y., Zhang Z., Lin S., Guo B. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows. In: Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision (ICCV). 2021.
8. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton GE. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Commun ACM. 60 (6): 84–90.
9. Салата О. (2021). Казимир Малевич в авангардних дискусіях 1928-1930 років. Київські історичні студії, 2017. 2 (13). С. 36–41.
10. Markade J.-C. «Жіночий торс №1» Малевича: прообраз нової постсупрематичної іконності. 2020. URL: <https://www.vania-marcade.com/%D0%B6%D0%B5%D0%BD%D1%81%D0%BA%D0%B8%D0%B9-%D1%82%D0%BE%D1%80%D1%81-%E2%84%96-1-%D0%BC%D0%B0%D0%BB%D0%B5%D0%B2%D0%B8%D1%87%D0%B0-%D0%BF%D1%80%D0%BE%D0%BE%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B7-%D0%BD%D0%BE/>
11. Postma EO., Herik HJvd. Discovering the visual signature of painters. Future directions for intelligent systems and information sciences. The future of speech and image technologies, brain computers, WWW, and Bioinformatics. Springer, Heidelberg, 2000. pp. 129–147.
12. Drutt M. Kazimir Malevich: Suprematism. Guggenheim Museum Publications. 2003.
13. Liu Z., Hu H., Lin Y., Yao Z., Xie Z., Wei Y., Ning J., Cao Y., Zhang Z., Dong L., Wei F., Guo B. Swin transformer v2: scaling up capacity and resolution. In: CVPR 2022.
14. Zhu Y., Ji Y., Zhang Y., Xu L., Zhou AL., Chan E. Machine: the new art connoisseur. arXiv preprint arXiv:1911.10091. 2019.

References:

1. Schaer, L., Postma, E., & Popovici, C. (2024). Art authentication with vision transformers, Neural Computing and Applications. 36 : 11849–11858.
2. Bell, P., & Offert, F. (2021). Reflections on connoisseurship and computer vision. Journal of Art Historiography. (24).
3. Qi, H., Taeb, A., & Hughes, S.M. (2013). Visual stylometry using background selection and wavelet-HMT-based Fisher information distances for attribution and dating of impressionist paintings. Signal Process. 93(3): 541–553.
4. Liu, H., Chan, R.H., & Yao, Y. (2016). Geometric tight frame based stylometry for art authentication of van gogh paintings. ApplComput Harmon Anal. 41(2) : 590–602.
5. Lyu, S., Rockmore, D., & Farid, H. (2004). A digital technique for art authentication. In: Proceedings of the National Academy of the U.S.A. 101(49), pp. 17006–17010.
6. Hughes, JM., Graham, DJ., & Rockmore, DN. (2010). Quantification of artistic style through sparse coding analysis in the drawings of Pieter Bruegel the Elder. Proc Natl Acad Sci. 107(4): 1279–1283.
7. Liu, Z., Lin, Y., Cao, Y., Hu, H., Wei, Y., Zhang, Z., Lin, S., & Guo, B. (2021). Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows. In: Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision (ICCV).
8. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, GE. (2017). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Commun ACM. 60 (6): 84–90.
9. Salata, O. (2021). Kazimir Malevich v avangardnykh diskusijakh 1928-1930 rokiv [Kazimir Malevich in Avant-Garde Discussions in 1928–1930]. Kyjivsjki istorychni studiji, 2 (13). S. 36–41. [in Ukrainian].
10. Markade, J.-C. (2020). «Zhenskyj tors #1» Malevycha: proobraz novoj postsuprematicheskoj ykonnosti ["Female Torso No. 1" by Malevich: a prototype of the new post-supreme iconography]. Retrieved from <https://www.vania-marcade.com/%D0%B6%D0%B5%D0%BD%D1%81%D0%BA%D0%B8%D0%B9-%D1%82%D0%BE%D1%80%D1%81-%E2%84%96-1-%D0%BC%D0%B0%D0%BB%D0%B5%D0%B2%D0%B8%D1%87%D0%B0-%D0%BF%D1%80%D0%BE%D0%BE%D0%B1%D1%80%D0%B0%D0%B7-%D0%BD%D0%BE/>
11. Postma, EO., & Herik, HJvd. (2000). Discovering the visual signature of painters. Future directions for intelligent systems and information sciences. The future of speech and image technologies, brain computers, WWW, and Bioinformatics. Springer, Heidelberg, pp. 129–147.
12. Drutt, M. (2003). Kazimir Malevich: Suprematism. Guggenheim Museum Publications.
13. Liu, Z., Hu, H., Lin, Y., Yao, Z., Xie, Z., Wei, Y., Ning, J., Cao, Y., Zhang, Z., Dong, L., Wei, F., & Guo, B. (2022). Swin transformer v2: scaling up capacity and resolution. In: CVPR 2022.
14. Zhu, Y., Ji, Y., Zhang, Y., Xu, L., Zhou, AL., & Chan, E. (2019). Machine: the new art connoisseur. arXiv preprint arXiv:1911.10091.