

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ**

ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ

Завідувач кафедри
економічної кібернетики

к.е.н., доц. _____ Володимир ХАРЧЕНКО
(підпис)

“ ___ ” _____ 2025 р.

БАКАЛАВРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему

**«Статистичний підхід до вивчення популярності
музичних творів»**

Спеціальність	051 – «Економіка»
Освітня програма	«Цифрова економіка»
Програма підготовки	освітньо-професійна

Гарант освітньої програми

К.е.н., доцент _____

Володимир ХАРЧЕНКО

Керівник бакалаврської

кваліфікаційної роботи, старш. викл. _____ Наталія ШУЛЬГА

Виконав:

Олександр ЛІСУЧЕВСЬКИЙ

КИЇВ – 2025

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Завідувач кафедри
економічної кібернетики
к.е.н., доц. Володимир ХАРЧЕНКО
“20” грудня 2024 р.

ЗАВДАННЯ

**до виконання бакалаврської кваліфікаційної роботи
студента Лісучевського Олександра Олександровича**

Спеціальність 051 «Економіка»
Освітня програма «Цифрова економіка»
Програма підготовки освітньо-професійна

1. Тема роботи: «Статистичний підхід до вивчення популярності музичних творів» затверджена наказом ректора НУБіП України від 16.12.2024р. № 2252»С».

2. Термін подання завершеної роботи на кафедру: 06.06.2025 р.

3. Вихідні дані до бакалаврської кваліфікаційної роботи аудіофайли з низки бібліотек Python: os, re, shutil, tkinter, tkinter.filedialog, tkinter.messagebox, yt_dlp, librosa, numpy, pandas, lyricsgenius, requests

4. Перелік графічного матеріалу: 4 таблиці, 30 рисунків

5. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, що підлягають дослідженню в роботі):

1. Історичні аспекти розвитку музики.
2. Складові популярності музичних творів.
3. Визначення ключових факторів впливу на популярність музичних творів.
4. Рекомендації щодо подальшої роботи на основі визначених факторів

6. Дата отримання завдання 20.12.2024 р.

Керівник бакалаврської кваліфікаційної роботи, старш. викл. _____ Наталія ШУЛЬГА

Завдання прийняв до виконання _____ Олександр ЛІСУЧЕВСЬКИЙ

ЗМІСТ

ВСТУП	6
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ АНАЛІЗУ ПОПУЛЯРНОСТІ МУЗИЧНИХ КОМПОЗИЦІЙ	9
1.1. Історичні аспекти розвитку музичних творів	9
1.2. Основні складові популярності музичних творів	19
1.3. Огляд існуючих досліджень в сфері популярності музичних творів	23
1.4. Огляд основних методів аналізу музичних даних	27
1.5. Огляд основних проблем, що виникають під час аналізу музичних творів	38
РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ДОСЛІДЖЕННЯ ПОПУЛЯРНОСТІ МУЗИЧНИХ КОМПОЗИЦІЙ ТА АНАЛІЗ ВИХІДНИХ ДАНИХ	41
2.1. Опис даних	41
2.2. Характеристика отриманих даних	44
2.3. Кореляційний аналіз даних	55
РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ РЕГРЕСІЙНОГО АНАЛІЗУ	60
3.1. Регресійне моделювання	60
3.2. Практичні рекомендації по результатам проведеного дослідження	94
3.3. Обмеження дослідження та перспективи подальших досліджень	96
ВИСНОВКИ	99
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	102

ВСТУП

В сучасному цифровому світі, де музична індустрія зазнає безпрецедентних трансформацій, розуміння факторів, що визначають популярність музичних творів, стає критично важливим. Від стрімкого розвитку стрімінгових платформ до глобалізації культурних впливів, динаміка споживання музики змінюється з шаленою швидкістю. В таких умовах, для музикантів, продюсерів, лейблів та маркетологів вкрай необхідно не лише інтуїтивно відчувати тренди, а й мати обґрунтовані аналітичні інструменти для прогнозування успіху. Виявлення ключових детермінант популярності дозволяє оптимізувати стратегії просування, інвестиційні рішення, а також створювати контент, який максимально відповідає очікуванням та вподобанням аудиторії. Недооцінка або відсутність системного підходу до аналізу цих факторів може призвести до значних фінансових втрат, втрати конкурентних переваг та нереалізованого потенціалу талантів. Таким чином, всебічне наукове дослідження та емпірична перевірка взаємозв'язків між різноманітними характеристиками музичних творів, їх просуванням та рівнем їхньої популярності є надзвичайно актуальним завданням для розвитку сучасної музичної індустрії.

Метою даного дослідження є розробка моделі, що дозволяє виявити і кількісно оцінити вплив ключових факторів на популярність музичних творів.

Об'єктом дослідження є процеси формування та динаміки популярності музичних творів в умовах функціонування сучасних цифрових платформ.

Предметом дослідження є сукупність кількісних та якісних факторів, що чинять прямий або опосередкований вплив на популярність музичних творів, а також кількісні взаємозв'язки між цими факторами та динамікою їхньої популярності.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

- Здійснити збір та первинну обробку даних про музичні твори (атрибути, такі як темп, тональність, тривалість, енергійність тощо) та їхню популярність (кількість прослуховувань).
- Провести кореляційний аналіз для виявлення статистично значущих взаємозв'язків між отриманими предикторами та їх вплив на популярність.
- Здійснити відбір найбільш релевантних факторів, що мають суттєвий вплив на популярність музичних творів, з урахуванням результатів кореляційного аналізу та існуючих теоретичних припущень.
- Побудувати математичні моделі залежності популярності музичних творів від відібраних факторів, використовуючи методи регресійного аналізу.
- Провести статистичну оцінку розробленої моделі, а також визначити її обмеження.
- Інтерпретувати отримані результати, сформулювати висновки щодо впливу кожного фактора на популярність музичних творів та надати практичні рекомендації для авторів, виконавців та представників музичної індустрії.

Для досягнення поставлених завдань у дослідженні будуть застосовані наступні методи:

- Теоретичні: системний аналіз, узагальнення, порівняння, класифікація – для вивчення наукових джерел, аналізу концепцій популярності та формування теоретичної основи дослідження.
- Емпіричні: збір та обробка великих масивів даних, статистичний аналіз, кореляційний аналіз, графічний аналіз – для ідентифікації взаємозв'язків та відбору факторів.
- Математичне моделювання: методи економетрики, регресійний аналіз (зокрема, лінійна регресія).

У ході дослідження будуть перевірятися наступні гіпотези:

- Гіпотеза 1 про наявність статистично значущого взаємозв'язку між певними аудіо-характеристиками музичного твору (наприклад, енергійність, темп) та його популярністю.

- Гіпотеза 2 про наявність впливу морфологічних факторів, таких як довжина тексту або довжина імені виконавця на популярність музичного твору.

Таким чином, дослідження має на меті не лише виявити та кількісно оцінити ключові фактори, що впливають на популярність музичних творів, але й розробити дієвий інструментарій для прогнозування їхнього успіху. Очікується, що результати моделювання дозволять сформулювати обґрунтовані рекомендації для всіх учасників музичної індустрії, сприяючи створенню більш релевантного контенту та ефективному його просуванню в умовах динамічного цифрового ринку.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ АНАЛІЗУ ПОПУЛЯРНОСТІ МУЗИЧНИХ КОМПОЗИЦІЙ

1.1. Історичні аспекти розвитку музичних творів

Всю історію розвитку музичних творів можна розділити на певні періоди(епохи).

1. Доісторичний період (до 3000 року до н.е.).

Орієнтуючись на дані археологічних та етнографічних досліджень, можна констатувати, що музика еволюціонувала та поступово відокремилася від початкового синкретичного прамистецтва. Це мистецтво включало елементи танцю, поезії, а також звукові наслідування птахів і подібне

Музика виникла синхронно з появою людської мови. Перші прояви музичної активності були пов'язані з імітацією природних звуків, таких як спів птахів, шум вітру та звуки води. Люди почали використовувати свій голос для створення ритмічних структур і мелодій. Люди почали використовувати голос для створення ритму та мелодії. Почали з'являтися перші музичні інструменти (наприклад, кісткові флейти зображені на Рис.1.1.) та первинні ритмічні практики, що супроводжували релігійні та обрядові події.



Рис.1.Кісткова флейта. Джерело: [1].

Музичні твори відігравали ключову роль у житті первісних спільнот, виконуючи такі основні функції:

- Ритуально-релігійна: музика супроводжувала обряди, пов'язані з поклонінням природним силам, поховальними церемоніями чи ініціаціями, сприяючи духовному єднанню спільноти.
- Соціальна: музичний супровід танців, весільних обрядів та інших колективних заходів зміцнював соціальні зв'язки й сприяв інтеграції громади.
- Комунікативна: звукові сигнали використовувалися для координації дій під час спільної праці чи полювання, забезпечуючи ефективну взаємодію в групі.

Музичні інструменти первісної епохи виготовлялися з природних матеріалів і відображали технологічні можливості того часу:

- Ударні інструменти: до них належали барабани, виготовлені зі шкіри тварин, а також порожнисті стовбури дерев, які використовувалися для створення ритмічних звуків.
- Духові інструменти: серед найдавніших знахідок — флейти, виготовлені з кісток птахів або тварин. Прикладом є флейта з печери Голенштайн-Штадель (близько 40 000 років до н.е.), що свідчить про розвиненість музичної практики.
- Струнні інструменти: прості арфи або лютні, імовірно, використовувалися для створення мелодійних звуків, хоча археологічні дані про них обмежені.

Музика в первісних суспільствах була тісно пов'язана з ритуалами та соціальною організацією. Вона виступала не лише як засіб вираження, а й як інструмент духовного та соціального об'єднання. Етномузикологічні дослідження вказують на зв'язок музики з природним середовищем. Наприклад, австралійський діджериду імітує звуки природи, що відображає глибоке сприйняття навколишнього світу первісними спільнотами.

Формування музики як самостійного виду мистецтва припадає на період розпаду первіснообщинного ладу. У цей час музика почала набувати

естетичних рис, виходячи за межі суто утилітарних функцій. Міфологія різних народів фіксує уявлення про музику як потужну силу, здатну впливати на природу, приборкувати тварин і сприяти зціленню людини. Такі уявлення підкреслюють її сакральне значення та зростаючу роль у культурному розвитку суспільства.

2. Музика Стародавніх цивілізацій (близько 4000 р. до н.е. – 476 р. н.е.).

Музика в античному світі була тісно пов'язана з релігією, філософією та політикою. Греки вважали музичну гармонію відображенням космічного порядку. В цей період музика починає виконувати не лише практичну, релігійну функції, але і естетичну. Музика розглядається як вид діяльності, подібної до науки, ремесла, релігії, як засіб магічного впливу на природу, психологічного і соціального впливу на людину (виховання моральних якостей). Тому встановлювалась регламентація на рівні суспільства, держави використання музики різних видів (в тому числі окремих ладів).

В Стародавньому Єгипті та Месопотамії музика використовувалася у релігійних обрядах та державних церемоніях, почалось формування перших систем музичної нотації та інструментальних ансамблів. Зображення єгипетських музикантів часто можна знайти на стінах гробниць(Рис.1.2.).

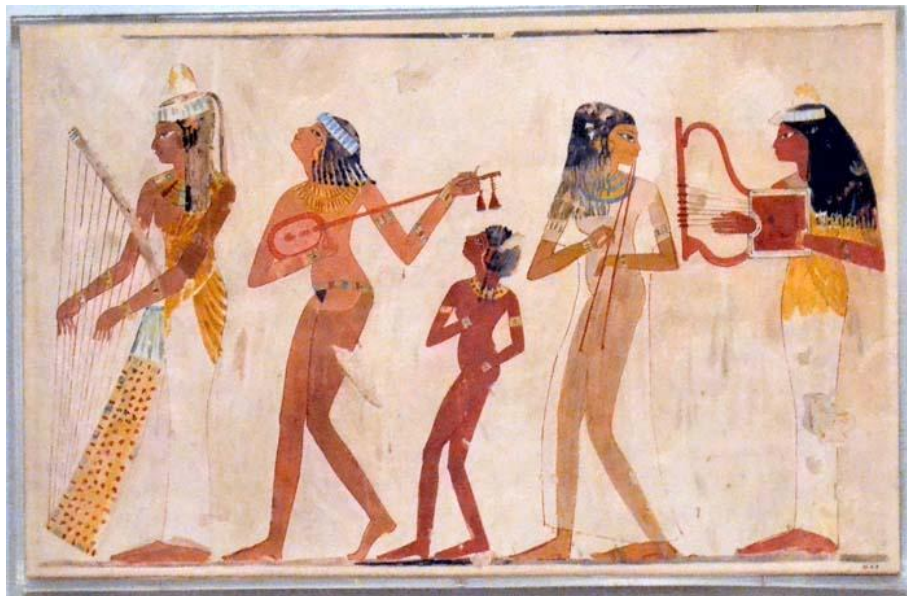


Рис.1.2. Зображення єгипетських музикантів. Джерело: [2].

В Греції та Римі відбувався розвиток музичної теорії (гармонія, мода, ритм) та естетичних уявлень, що вплинули на подальший розвиток західної музики.

Основними інструментами стали: ліра, авлос (подвійна флейта) та кітара.

Значний вклад в теорію музики зробив Піфагор, він розробив теорію музичних інтервалів. В цей період музика використовувалася в театральних виставах, релігійних церемоніях(особливо під час муміфікації царів Єгипту) та освіті.

3. Середньовіччя (476–1400 рр.)

Період домінування церковної музики, яка формувала основу музичного мистецтва.

Період Середньовіччя характеризувався визначальним впливом церковної музики, яка заклала підвалини для подальшого розвитку європейського музичного мистецтва. Ця епоха позначена низкою ключових трансформацій та досягнень.

Одним із центральних явищ стало зародження та еволюція григоріанського співу (хоралу). Цей монодичний літургійний спів не лише утвердився як основна форма богослужбової музики в Західній Європі, але й слугував фундаментальною основою для поступового формування багатоголосої музичної традиції. Раннім етапом розвитку поліфонії став органум.

Важливим кроком на шляху збереження та поширення музичних творів був розвиток системи нотного запису. Винахід та удосконалення музичної нотації, зокрема значний внесок Гвідо Аретинського в XI столітті, уможливило більш точну фіксацію та передачу композицій, що раніше існували переважно в усній традиції.

Серед видатних постатей, чия творчість репрезентує музичне мистецтво цієї доби, варто відзначити Гільдегарду Бінгенську, німецьку черницю, композиторку та полімата, а також композиторів, пов'язаних з паризькою школою Нотр-Дам, таких як Леонін та Перотін. Пізніше вагомий внесок

зробили Гійом де Машо, Джон Данстейбл та Гійом Дюфаї. Поряд із задокументованою творчістю професійних композиторів, існувала багата традиція анонімної народної вокальної музики.

Інструментарій цієї епохи включав такі інструменти, як орган, що поступово вдосконалювався та набував поширення в церковній практиці, а також лютню та гуслі, які використовувалися як у світській, так і в духовній музиці. Розвиток органу та становлення нотації є ключовими інноваціями цього періоду, що суттєво вплинули на подальший хід музичної історії.

Ця епоха не лише заклала основи для розвитку європейської музики, але й відобразила прагнення людей до гармонії, духовності та творчого самовираження. Завдяки поєднанню релігійної відданості та технічних інновацій середньовічна музика стала важливим мостом між минулим і майбутнім музичного мистецтва.

4. Відродження (Ренесанс, 1400–1600 рр.)

Період Відродження в музиці є знаковим етапом культурного відродження, що характеризується суттєвим зростанням складності та виразності музичної мови. Ця епоха, тісно пов'язана з розквітом гуманізму, мистецтв і наук, відзначалася розвитком поліфонії, де контрапункт став домінуючим методом композиції. Серед найпоширеніших інструментів того часу були клавесин, віола да гамба та лютня [3]. Саме в цей період відбувається становлення таких важливих жанрів, як мадригали — світська вокальна музика, що набула значної популярності, а також продовжується розвиток духовних жанрів, зокрема меси, та з'являються інструментальні сюїти. Ключовими інноваціями Відродження, окрім подальшого розвитку поліфонічного письма, стало створення скрипки та широка популяризація лютні як сольного та ансамблевого інструменту. Важливою культурною зміною було зростання доступності музики, чому значною мірою сприяло нотодрукування, що з'явилося у XV столітті. Також відзначається зростання ролі світських меценатів, що вплинуло на розвиток не лише церковної, а й світської музики. Визначними постатями цієї доби є композитори Джованні Палестріна в Італії та

Томас Талліс в Англії, чия творчість значною мірою визначила обличчя музичного Відродження.

5. Бароко (1600–1750 рр.)

Епоха Бароко постає як період глибоких контрастів, що проявилися у взаємодії та протиставленні релігійного і світського, емоційного і раціонального начал у музиці. Цей час ознаменувався зародженням та інтенсивним розвитком цілої низки нових жанрів і форм, які стали фундаментальними для подальшої історії музики, включаючи оперу, ораторію, концерт і сонату. Музика Бароко набуває виняткової емоційної насиченості та відзначається пишною орнаментальністю та експресією. Вагому роль відігравали такі інструменти, як орган, скрипка, клавесин та валторна, що активно використовувалися як у сольному, так і в ансамблевому та оркестровому виконавстві. Відбувається подальша кристалізація музичних форм, зокрема сонати, сюїти та ораторії. Саме в цей період з'являється перша опера – легендарний «Орфей» Клаудіо Монтеверді (1607), народжуються інструментальні концерти, як-от знамениті «Пори року» Антоніо Вівальді, та досягає вершини свого розвитку fuga. Серед ключових інновацій Бароко слід виокремити становлення та розвиток оркестру як усталеного колективу та впровадження темперації – системи налаштування інструментів, що значно розширила гармонічні можливості. У культурному вимірі Бароко пов'язане з виникненням публічних концертів та відображенням у музиці могутності монархічних дворів, прикладом чого може слугувати роль музики при дворі Людовика XIV. Провідними композиторами цієї блискучої епохи є Йоганн Себастьян Бах, Георг Фрідріх Гендель та Антоніо Скарлатті, чия спадщина є наріжним каменем західноєвропейської музики.

6. Класичний період (1750–1820 рр.)

Класичний період у музиці, що припав на епоху Просвітництва, характеризується домінуванням ідеалів раціональності, ясності та гармонії. У цей час музика прагнула до структурної чіткості та балансу, що знайшло своє втілення у подальшому розвитку сонатної форми, симфонії та струнного

квартету – жанрів, які стали центральними для цієї епохи. Основний акцент робився на простоті, врівноваженості та логіці музичної побудови, орієнтованій на вираження порядку та прозорої форми. Важливою інновацією стало створення фортепіано, яке поступово витіснило клавесин, завдяки своїм більшим динамічним можливостям. Відбувається також стандартизація складу оркестру [4]. Серед провідних жанрів епохи – симфонія, що досягла значного розвитку завдяки Йозефу Гайдну, соната, яскравим представником якої був Вольфганг Амадей Моцарт, та струнні квартети. Культурний контекст сприяв тому, що музика ставала доступнішою для ширшої аудиторії, з'являлися публічні оперні театри, що свідчило про демократизацію музичного життя. До видатних композиторів Класичного періоду належать Вольфганг Амадей Моцарт та Йозеф Гайдн. Людвіг ван Бетховен, розпочавши свій творчий шлях у рамках класичних традицій, поступово став знаковою фігурою переходу до наступної епохи – Романтизму.

7. Романтизм (1820–1910 рр.)

Епоха Романтизму в музиці глибоко пов'язана з домінуючими суспільними та культурними процесами свого часу, такими як піднесення національних рухів, численні революційні події та утвердження культу індивідуалізму. Ці фактори суттєво вплинули на формування естетичних засад романтичної музики, роблячи її винятково емоційною та експресивною. Музика цього періоду стає потужним засобом вираження глибоко особистих почуттів, індивідуальних переживань та внутрішнього світу композитора.

Характерними для Романтизму стали значні зміни у сфері музичних жанрів та форм. Розвиваються такі нові жанри, як симфонічна поема, яскравим представником якої був Ференц Ліст [5]. Відбувається розквіт національних оперних шкіл, прикладами чого є творчість Ріхарда Вагнера та Джузеппе Верді. Популярності набувають камерні форми, зокрема фортепіанні твори, такі як ноктюрни Фридерика Шопена.

Технічні та інструментальні інновації також відіграли важливу роль. Значно розширюється склад симфонічного оркестру за рахунок додавання

нових інструментів, таких як туба та арфа, що збагатило темброву палітру та динамічні можливості. Композитори активно експериментують з гармонією, досліджуючи нові акордові сполучення та тональні зв'язки.

У соціокультурному вимірі музика Романтизму часто використовувалася як інструмент політичного вираження та національної самоідентифікації (наприклад, «Гімн Свободи» Верді). Водночас, відбувається розквіт салонної культури, де музикування стає важливою частиною суспільного життя. Серед найвпливовіших композиторів цієї доби, окрім вже згаданих, варто відзначити Франца Шуберта, Роберта Шумана, Петра Ілліча Чайковського та Йоганнеса Брамса,

8. Музика 20-го століття

Музика 20-го століття є періодом безпрецедентного розмаїття, експериментаторства та динамічних змін, що відображають складні суспільні, політичні та технологічні процеси епохи. Загальною рисою століття стало використання музики не лише як естетичного явища, але й як засобу соціального вираження та навіть протесту, про що свідчать, наприклад, антивоєнні пісні. Відбувається розквіт різноманітних молодіжних субкультур (хіпі, панки), кожна з яких формує власні музичні уподобання та стилі.

У царині академічної музики 20-те століття відзначене появою модернізму та розквітом авангардних течій. Виникають такі напрями, як імпресіонізм, експресіонізм, що прагнуть до нового звукового письма та вираження [6]. Композитори активно експериментують з формою, гармонією (відходячи від традиційної тональності), ритмом та загальним звучанням.

Одним із найважливіших факторів, що визначили розвиток музики у 20-му столітті, стали технологічні інновації. Винахід та поширення звукозапису кардинально змінило способи створення, розповсюдження та споживання музики. З'являється електронна музика, розвивається комп'ютерний синтез звуку. Створення електрогітари у 1930-х роках, поява синтезаторів у 1960-х та впровадження цифрового запису у 1980-х роках відкрили нові звукові обрії та можливості для музикантів і композиторів.

Поряд з академічною музикою, 20-те століття стало епохою бурхливого розвитку популярної музики та виникнення численних жанрів. 1920-30-ті роки – це період розквіту джазу та блюзу, що характеризувалися експериментами з формою та значною роллю імпровізації. У 1940-50-х роках розвиваються свінг та бібоп, формуються перші різновиди ритм-н-блюзу. 1960-ті ознаменувалися культурною революцією та стрімким розвитком рок-музики, попу та психоделічного року, що супроводжувалося сміливими експериментами з формою. 1970-ті роки розширили жанрову палітру, додавши диско, прогресивний рок, фанк, а також давши початок панк-руху. У 1980-х роках попкультура набуває глобального масштабу, поширюється синтезаторна музика та зароджуються ранні форми хіп-хопу [7]. 1990-ті роки демонструють подальше жанрове розмаїття, включаючи гранж, альтернативний рок, активний розвиток хіп-хопу та зростання популярності електронної музики.

9. Сучасність (2000–дотепер)

На початку 21-го століття музичний ландшафт визначається передусім цифровою ерою, впливом соціальних мереж та інтенсивним глобальним обміном культурами [8]. Ці фактори сприяють безпрецедентному змішуванню жанрів та стилів, що стирає традиційні межі.

Сучасна музика представлена широким спектром жанрів. Поп-музика зберігає свою провідну роль із такими зірками, як Тейлор Свіфт та Ed Sheeran. Електронна танцювальна музика (EDM) представлена такими проектами, як Daft Punk та Swedish House Mafia. Хіп-хоп продовжує розвиватися, маючи вагомий вплив на світову музичну сцену завдяки таким виконавцям, як Kendrick Lamar та Cardi B. Особливою рисою сучасності є активний розвиток кросоверних жанрів, що поєднують елементи різних стилів, як, наприклад, K-pop (BTS).

Технологічні інновації продовжують трансформувати музичну індустрію. З'являються перші приклади створення музики за допомогою штучного інтелекту (проекти на кшталт OpenAI Jukedeck). Стрімінгові платформи (Spotify та інші) стали основним способом споживання музики. Виникають нові

формати взаємодії з музикою, такі як віртуальні концерти у цифрових просторах (наприклад, у грі Fortnite).

У культурному плані музика є невід'ємною частиною інтернет-культури, породжуючи меми та вірусні хіти у TikTok. Сучасна музика також часто підіймає важливі соціальні теми, стаючи рупором інклюзивності та боротьби за соціальну справедливість (наприклад, пісні, що стосуються руху Black Lives Matter). Серед визначних артистів сучасності, що формують актуальні музичні тренди, можна назвати Beyoncé, Billie Eilish, BTS та The Weeknd.

Узагальнено етапи розвитку музики представлено на Рис.1.3.

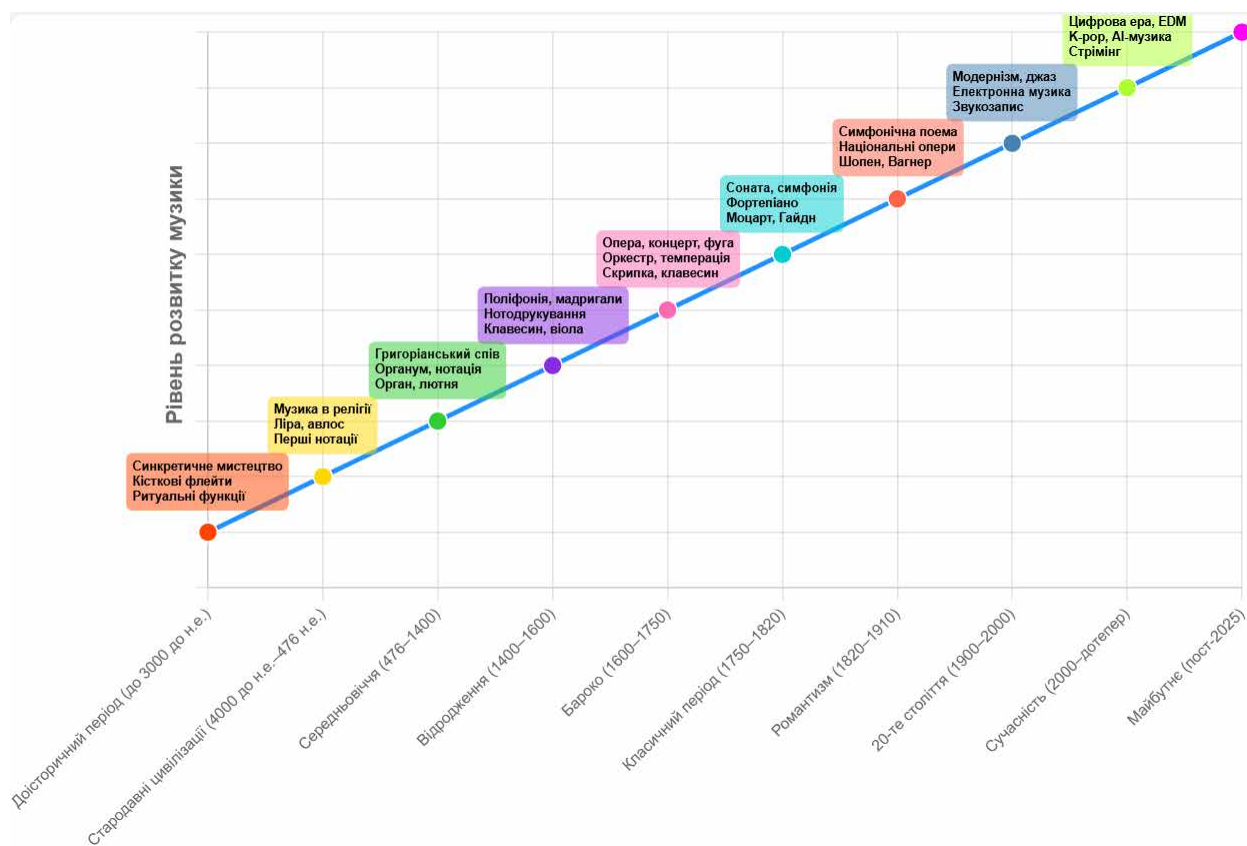


Рис.1.3. Етапи розвитку музики. Джерело: розроблено автором

Музика завжди розвивалась разом з людством. Від первісної музики до музики 20-го та 21-го століть музика завжди була поруч. А розвиток музики показав розвиток всього людства. Від кісткових флейт до AI- музики, яку створюють комп'ютери без участі людини. В 20 та 21 столітті технологічні

інновації та культурні зрушення формують унікальний музичний ландшафт – від джазу і року до електроніки та глобальних поп-трендів.

1.2. Основні складові популярності музичних творів

Популярність музичних творів визначається численними факторами, які можуть бути поділені на кілька категорій: мелодійні, текстові, культурні та соціальні. Вивчення цих факторів є складним і міждисциплінарним завданням, що потребує врахування як об'єктивних даних, так і суб'єктивних оцінок слухачів.

Успішним можна назвати той музичний твір, який є привабливим для широкої аудиторії, переконливим для донесення почуттів виконавця та комерційним (артист хоче її співати, а публіка слухати ще і ще).

Важливо розуміти, що пісня чи будь-який інший музичний твір це не просто набір звуків та пісень, це цілісний витвір музичного мистецтва, який несе свою ідею та тему з використанням елементів музичної мови.

Для написання музичного твору, втілення в ньому певного музичного образу композитори використовують засоби музичної виразності (елементи музичної мови), які представлені в Таблиці 1.1.

Якщо це пісня з лірикою, то лірика складає окрему частину успіху. Лірика повинна відображати певну емоцію. Наприклад, популярною є емоція шаленого та палкого кохання, емоція болі та розпачу від розбитого серця.

Ритм та акорди повинні відповідати емоціям пісні. Якщо пісня про розставання то варто скористатися мінорними акордами. Мелодія про розставання не повинна бути занадто веселою.

Музичний твір повинен викликати у слухача дію. Наприклад, змусити слухача плакати чи сміятися, танцювати чи стукати ногами.

Якщо це пісня, то важливо, щоб вона підходила виконавцю. Пісня повинна підходити типу голосу виконавця. Тип голосу це співочий голос, ідентифікований як такий, що має певні якості або характеристики вокального діапазону, вокальної ваги, тесситури, вокального тембру, і голосові перехідні точки, такі як перерви та підйоми всередині голосу. Класифікація голосу - це

інструмент для співаків, композиторів, місць та слухачів, щоб класифікувати вокальні властивості та асоціювати ролі з голосами.

Таблиця 1.1.

Засоби музичної виразності

1	Мелодія	Музична думка, яка виражена одноголосно (лірична, танцювальна, маршова, радісна, весела, скорботна, драматична, жартівлива).
2	Ритм	Чергування звуків та пауз однакової чи різної тривалості (чіткий, плавний, гострий, нерівномірний, одноманітний, рухливий).
3	Метр	Рівномірна пульсація сильних та слабких долей у такті (дводольний, тридольний, чотиридольний).
4	Темп	Швидкість виконання музики (швидкий, помірний, повільний).
5	Штрихи	Прийоми видобування звука (легато, нон легато, стакато).
6	Регістр	Частина діапазону музичного інструменту або голосу людини (нижній, середній, високий).
7	Динаміка	Сила звучання музики (форте, піано, кресендо, димінуендо).
8	Тембр	Забарвлення звука, властиве різним голосам та музичним інструментам (глухий, соковитий, теплий, світлий, прозорий).
9	Лад	Взаємодія стійких та нестійких ступенів, об'єднаних тяжінням до тоніки (мажорний, мінорний, дорійський, лідійський, пентатоніка).
10	Фактура	Музична тканина, що є сукупністю всіх елементів музичної мови (легка, прозора, деталізована, пишна, щільна, масштабна, важка).
11	Гармонія	Рух пов'язаних між собою акордів та співзвуч, що супроводжують мелодію (легка, підтримуюча, впевнена, важка, переважаюча).

Джерело: [9]

Правильне поєднання засобів музичної виразності є основою для подальшого успіху.

Жіночі голоси розділяють на три основні групи: сопрано, меццо-сопрано і контральто. Чоловічі - на чотири групи: контр-тенор, тенор, баритон і бас. Деякі жіночі голоси потрапляють в тенорні або баритонові групи, тоді як чоловічі, визначені як контртенори, можуть бути згруповані як контральто, меццосопрано або сопрано. При розгляді передопушеного голосу застосовується восьмий термін трібл. У межах кожної з цих основних категорій підкатегорії визначають конкретні вокальні якості, такі як колоратура та вокальна вага, щоб розрізнити голоси. Вокальний діапазон класичного виконання охоплює близько п'яти октав, від низького G1 (в науковій нотації тону) до високого G6. Голос будь-якої людини може виконувати в діапазоні від півтора до більше двох октав. Багато співаків потрапляють між групами і можуть виконувати деякі частини в будь-якому типі [10].

Успіх музичного твору в сучасному контексті визначається не лише його художньою цінністю, але й якістю технічної реалізації, що охоплює професійний студійний запис та подальшу постобробку. Високоякісний аудіопродукт характеризується здатністю до оптимального відтворення на різноманітних аудіосистемах, від базових до аудіофільського обладнання. Досягнення цього результату вимагає не тільки якісного звукозапису, але й залучення кваліфікованих фахівців на подальших етапах звукорежисури, які здатні трансформувати окремі аудіодоріжки у цілісний, гармонійно збалансований музичний твір.

Зведення (міксинг) музичного треку є ключовим етапом звукорежисури, що полягає у формуванні фінальної звукової композиції шляхом інтеграції окремо записаних або згенерованих аудіодоріжок. Цей процес включає відбір, редагування та монтаж вихідного аудіоматеріалу. Об'єднання множини аудіодоріжок в єдиний звуковий простір є мистецтвом, яке дозволяє підкреслити сильні сторони музичного матеріалу та нівелювати найдрібніші технічні недоліки. Центральним завданням інженера зведення є просторове та

частотне позиціонування кожного інструменту та вокалу для забезпечення їхньої чіткості та взаємодоповнюваності у загальній звуковій картині. Це передбачає грамотне панорамування (розміщення у стереопросторі) та ретельну роботу з частотними характеристиками кожного елемента міксу [11].

Мастеринг треку є фінальним етапом створення аудіопродукту. На цьому етапі зі зведеного та фіналізованого аудіоматеріалу формується кінцевий варіант треку – майстер-копія, призначена для подальшого тиражування та розповсюдження. В ході мастерингу здійснюється фінальна обробка, спрямована на усунення можливих незначних проблем, що могли залишитися після зведення чи запису. Цей процес суттєво збагачує загальне звучання композиції та оптимізує її характеристики для коректного відтворення на різноманітній аудіоапаратурі. Завдання мастерингу полягає у вирівнюванні загальних частотних та динамічних параметрів треку, забезпеченні його конкурентного рівня гучності та досягненні універсально якісного сприйняття.

Успішний твір повинен комунікувати з слухачем так, щоб він відчував себе героєм музичного твору. Він повинен плакати разом з виконавцем, бачити радість життя та чути спів пташок, відчувати піднесення та падіння.

Важливо розуміти, що кожен популярний твір буде мати своїх критиків та невдоволених ним.

Популярна музика поширена всюди, і її визначення залишається неоднозначним через різноманіття жанрів, стилів та впливів, які вона охоплює. Вона є не лише культурним феноменом, але й соціальним зв'язком, який об'єднує людей через спільні музичні вподобання. Здатність популярної музики створювати колективний досвід полягає у її універсальності: вона часто містить теми, мелодії чи ритми, які резонують з широкою аудиторією, незалежно від віку, національності чи соціального статусу.

Популярна музика слугує своєрідною мовою, за допомогою якої люди можуть спілкуватися та знаходити спільність, навіть якщо вони мають різні погляди або належать до різних культурних чи соціальних груп. Пісня, яка знаходить відгук у серцях мільйонів, може стати джерелом радості, натхнення

чи навіть підтримки у важкі часи. Проте одночасно вона є предметом суперечок та критики. Як правило, популярні пісні не уникають осуду з боку тих, хто відкидає певний стиль музики, не підтримує виконавця чи просто ігнорує концепцію "мейнстрімності".

Попри це, сила популярної музики полягає саме у здатності об'єднувати. Вона може стати символом певного часу чи події, спогадом, що переносить слухача у минуле. Наприклад, пісні певних десятиліть асоціюються з культурними рухами, соціальними змінами чи навіть глобальними подіями, формуючи колективну пам'ять. Її популярність часто відображає соціальні та культурні потреби суспільства, відповідаючи на них темами любові, втрат, святкувань чи викликів.

Таким чином, популярна музика – це більше, ніж просто розвага. Вона слугує інструментом соціальної інтеграції, платформою для вираження емоцій та способом формування ідентичності. І хоча її універсальність і спрощеність можуть викликати суперечки серед критиків, саме ця універсальність і робить популярну музику настільки впливовою та незамінною частиною нашого життя.

1.3. Огляд існуючих досліджень в сфері популярності музичних творів

Популярність пісень визначається багатьма факторами, які можна розділити на мелодійні, текстові, культурні, соціальні та зовнішні обставини. Розглянемо деякі аспекти цих факторів детальніше.

Спрощення мелодій: Дослідження Queen Mary University of London, яке проаналізувало 15 000 поп-пісень з чартів Billboard 100 за період з 1950 по 2023 роки, показало тенденцію до спрощення мелодій у попмузиці [12]. Це пов'язано з популярністю жанрів, таких як стадіонний рок, хіпхоп та диско, які характеризуються простими мелодіями.

Зміни в ліриці: Вчені проаналізували тексти англomовних пісень п'яти найпопулярніших жанрів — реп, кантрі, поп, R&B та рок, що вийшли з 1980го по 2020 рік [13]. Використовуючи машинне навчання, вони виділили ключові

лінгвістичні особливості цих пісень, такі як співвідношення слів, типи емоційних сигналів, оцінка читабельності та багатство словникового запасу. Висновком дослідження стало те, що за останні 40 років тексти популярних пісень стали простішими, повторюваними та егоцентричними.

Вплив глобалізації: Глобалізація сприяє популярності змішаних жанрів. Наприклад, корейська музика Крор поєднує елементи західної попмузики з локальними мотивами, що забезпечує її успіх на міжнародній арені.

Вплив стримінгових сервісів: Стримінгові платформи, такі як Spotify, Apple Music та YouTube Music, значно впливають на популярність пісень. Вони використовують алгоритми для рекомендацій, що можуть сприяти звуженню музичних смаків, оскільки користувачам пропонуються в більшості схожі треки.

Вірусний контент: Платформи, як от ТікТок, стали важливим каналом для просування музики. Короткі відео з використанням певних пісень можуть швидко стати вірусними, підвищуючи популярність треку.

Сезонність: Святкові пісні, такі як "All I Want for Christmas Is You" Марії Кері, регулярно стають популярними під час зимових свят.

Соціальні події: Пісні, що відображають актуальні соціальні чи політичні теми, можуть швидко набувати популярності, оскільки резонують із почуттями та думками широкої аудиторії.

Вплив темпу на емоційний стан: Дослідження показують, що темп музики може змінювати рівень збудження слухача [14]. Зокрема, м'яка швидка музика сприяє навчанню, тоді як гучна швидка, м'яка повільна або гучна повільна музика можуть перешкоджати цьому процесу.

Ритм та фізіологічна реакція: Швидкі та рухливі ритми можуть підняти настрій та надихнути на дії, тоді як повільна та спокійна музика може заспокоїти та розслабити. Ритм та темп музики впливають на фізіологічні показники, такі як серцевий ритм та дихання, що, в свою чергу, впливає на емоційний стан.

Вплив виконавця на популярність: Харизма та імідж артиста можуть суттєво впливати на сприйняття пісні. Виконавці, які встановлюють емоційний зв'язок зі своєю аудиторією, часто досягають більшого успіху. Наприклад, оперні співаки, такі як Енріко Карузо, були зірками свого часу, і їхня музика сприяла зростанню продажів нот у Сполучених Штатах.

Довжина лірики та кількість слів. Дослідження, проведене компанією WordTips, проаналізувало тексти пісень у різних жанрах і виявило, що жанр метал має найбільше лексичне різноманіття [15].

У середньому, пісні цього жанру містять більше унікальних слів, ніж пісні інших жанрів. Це свідчить про те, що довжина лірики та кількість слів можуть варіюватися залежно від жанру, але прямого зв'язку з популярністю пісень не встановлено.

У дисертації Ігоря Рязанова досліджуються структурні та стилістичні особливості пісенних текстів в американському репі [16]. Хоча це дослідження не встановлює прямого зв'язку між цими особливостями та популярністю пісень, воно підкреслює важливість аналізу тексту для розуміння жанрових відмінностей.

Інше дослідження, представлене на сайті Mister Coffey, аналізує хітові пісні 2000 року та виявляє, що середня тривалість рок-пісень, які потрапили в чарти, становила 242,43 секунди, тоді як для інших жанрів цей показник був 238,52 секунди [17]. Це свідчить про те, що хітові рок-пісні були дещо довшими за пісні інших жанрів.

Отже, хоча тривалість пісні може впливати на її популярність, цей вплив залежить від багатьох факторів, включаючи жанр, рік випуску та змінні тенденції в музичній індустрії.

Дослідження "A Trend Analysis on Concreteness of Popular Song Lyrics" аналізує конкретність текстів популярних пісень, використовуючи методи трендового аналізу [18].

Результати показують, що конкретність текстів популярних пісень з часом зменшується. Це свідчить про тенденцію до використання більше абстрактних та менше конкретних слів у сучасних хітових піснях.

Це дослідження підкреслює важливість лексичної конкретності в текстах пісень та її вплив на сприйняття та популярність музичних творів. Зменшення конкретності може впливати на емоційний відгук слухачів та їхню здатність ідентифікуватися з піснею.

Розуміння всіх вищезазначених аспектів успішності дозволяє музикантам та продюсерам створювати композиції, які резонують з емоціями та вподобаннями слухачів, сприяючи їхньому успіху на музичному ринку.

Стрімінгові платформи, такі як Spotify, Apple Music, YouTube Music і SoundCloud, є основними джерелами просування музичних творів. Вони дозволяють артистам завантажувати свою музику, отримувати потоки, продавати мерч і рекламувати концерти. Ці платформи також пропонують інструменти, такі як плейлисти, алгоритмічні рекомендації та аналітику, які допомагають артистам досягати нових слухачів.

Соціальні медіа, такі як TikTok, Instagram, Facebook, X і YouTube, відіграють вирішальну роль у просуванні музики, особливо для залучення молоді аудиторії.

Вони дозволяють артистам ділитися короткими кліпами, створювати вірусний контент і взаємодіяти з фанатами через пости, історії та прямі трансляції. TikTok, зокрема, став потужним інструментом для просування завдяки своїм коротким відео, які часто сприяють вірусному поширенню треків.

YouTube, хоча й є стрімінговою платформою, також функціонує як соціальна мережа завдяки коментарям, спільнотам і співпраці з іншими творцями. Відео, такі як музичні кліпи, живі виступи та закулісний контент, значно сприяють просуванню, як зазначено в статті [Audiohype](#)

Радіо та традиційні медіа, такі як телебачення та друковані видання, залишаються значущими джерелами просування, особливо для старшої аудиторії. Радіо забезпечує широке охоплення через ефірні трансляції, а

телевізійні шоу та музичні канали, такі як MTV у минулому, можуть підвищувати впізнаваність артистів.

Традиційні медіа, такі як музичні журнали та телевізійні шоу, також сприяють просуванню через рецензії та інтерв'ю, хоча їхнє значення зменшується з ростом цифрових каналів.

На основі аналізу даних і тенденцій галузі основними джерелами просування музичних творів є стрімінгові платформи, соціальні медіа та радіо з традиційними медіа. Ці канали забезпечують широкий доступ до аудиторії та сприяють відкриттю нової музики, що підтверджується статистичними звітами та дослідженнями. Артисти повинні адаптувати свої стратегії до цих платформ, враховуючи цільову аудиторію та доступні ресурси.

1.4. Огляд основних методів аналізу музичних даних

Гармонійний аналіз є методом, що використовується в музичній теорії для дослідження акордів та гармонійних прогресій у музичному творі.

Він полягає в ідентифікації та розумінні фундаментальної гармонійної структури та взаємозв'язків між акордами.

Основними принципами цього аналізу є визначення тональності, функцій акордів (таких як тоніка, домінанта та субдомінанта), а також аналіз каденцій і модуляцій.

Для здійснення гармонійного аналізу застосовуються різні інструменти. Передусім, це нотний текст, доступний як у паперовому, так і в цифровому форматі [19].

Також широко використовується спеціалізоване програмне забезпечення для нотації, як-от MuseScore.

Існує кілька підходів до гармонійного аналізу:

Класичний метод: Використовує римські цифри для позначення акордів відносно тоніки, розрізняючи мажорні (великі літери) та мінорні (малі літери) акорди.

Сучасний метод: Подібний до класичного, але часто не використовує малі літери для мінорних акордів.

Джазовий метод: Більш деталізований, часто вказує конкретний якісний склад акордів (наприклад, мажорний, мінорний, домінантний сьомий) безпосередньо поруч із римською цифрою.

Метод Нешвілла: Замінює римські цифри звичайними числами, позначаючи якість акордів додатковими символами (наприклад, "m" для мінору).

Розуміння гармонійного аналізу має фундаментальне значення для розкриття структури та емоційного змісту тональної музики, оскільки він виявляє основні акордові прогресії та їхні функції.

Вибір конкретного методу гармонійного аналізу залежить від музичного стилю та конкретного дослідницького питання.

Порівняння методів гармонійного аналізу представлені в Таблиці 1.2.

Таблиця 1.2.

Порівняння методів гармонійного аналізу

Назва методу	Основні характеристики	Приклади застосування
Класичний метод	Використання римських цифр (великі для мажору, малі для мінору), позначення акордів відносно тоніки.	Аналіз музики епохи бароко та класицизму.
Сучасний метод	Подібний до класичного, але може не розрізняти мажорні та мінорні акорди через регістр.	Аналіз сучасної академічної музики.
Джазовий метод	Детальний аналіз з позначенням конкретної якості кожного акорду (наприклад, Maj7, min7, Dom7).	Аналіз джазової музики.
Метод Нешвілла	Використання чисел замість римських цифр, якість акордів позначається додатковими символами.	Аналіз популярної та кантрі-музики.

Джерело: розроблено автором

Ритмічний аналіз є методом, що досліджує часовий аспект музики та організацію звуку у часових патернах [20]. Основними елементами цього аналізу є:

- Біт: Основна пульсуюча одиниця часу.

- Метр: Організація бітів у регулярні групи з акцентами.
- Темп: Швидкість виконання.
- Акцент: Підсилення певних нот.
- Синкопація: Акцентування слабких долей.

Крім того, ритмічний аналіз включає вивчення ритмічної напруги та розслаблення, а також ритмічних підходів (підготовчих рухів) та передбачень (очікувань слухача).

Творчість Ігоря Стравінського слугує яскравим прикладом музики, яка вимагає глибокого ритмічного аналізу. Зокрема, його балет "Весна священна" вирізняється складними та нерегулярними ритмами, частими змінами метру, поліритмією (одночасним поєднанням різних ритмів) та синкопацією. Аналіз ритмічних структур у камерній музиці Стравінського також демонструє його інноваційний підхід до ритму, де композитор використовує нерегулярні такти та складні ритмічні патерни для створення напруги та непередбачуваності [21].

Ритмічний аналіз виходить за межі простого визначення тактових розмірів та тривалості нот. Він передбачає розуміння взаємодії акцентів, змін темпу та ритмічних патернів для створення музичної виразності та напруги. Музика Стравінського є показовим прикладом того, як новаторські ритмічні структури можуть революціонізувати музичну композицію.

Аналіз форми та структури в музиці спрямований на визначення того, яким чином музичні елементи організовані у більші композиційні одиниці. Існують різноманітні усталені музичні форми, серед яких [22, 23]:

- Двійкова (бінарна) форма: Характеризується двома основними розділами (АВ або ААВВ).
- Потрійна (тернарна) форма: Включає три розділи, де третій є повторенням першого (АВА).
- Рондо: Вирізняється багаторазовим поверненням основної теми (рефрену), що чергується з контрастними епізодами (наприклад, АВАСА, АВАСАВА).

- Сонатна форма: Складна структура, що часто використовується в перших частинах сонат, симфоній та камерних ансамблів. Вона складається з трьох основних розділів: експозиції (представлення основних тем у різних тональностях), розробки (розвиток та модуляція тем) та репризи (повторне проведення тем в основній тональності).
- Фуга: Контрапунктна форма, що починається з експозиції, де тема (суб'єкт) по черзі проводиться в різних голосах, після чого слідує епізоди та нові проведення теми.
- Тема з варіаціями: Передбачає представлення основної мелодії (теми) з подальшою серією її різноманітних варіацій, що можуть відрізнитися мелодією, ритмом, гармонією, темпом тощо.

Окрім зазначених основних форм, існують більш складні методи аналізу структури, що дозволяють глибше проникнути у композиційну будову:

Шенкерівський аналіз: Спрямований на виявлення глибинної, фундаментальної структури музичного твору, зосереджуючись на тональних ієрархіях.

Нео-ріманова теорія: Пропонує спосіб аналізу гармонійних прогресій, що не обов'язково підпорядковуються традиційному тональному контексту. Вона зосереджується на зв'язках між мажорними та мінорними трізвуками через спільні тони та голосоведення [24].

Структуралізм у музичній теорії: Пропонує аналітичну основу для розуміння глибинних структур та бінарних опозицій, що формують основу музичних композицій [25].

Розуміння музичної форми є важливим для оцінки того, як композитори організовують свої ідеї та створюють цілісні музичні наративи. Шенкерівський та нео-ріманівський аналізи, зокрема, пропонують різні перспективи на музичну структуру, що дозволяє більш повноцінно інтерпретувати композиторський задум.

Обробка аудіосигналів (ОАС) є методом аналізу звукових хвиль, що використовується для вилучення релевантних характеристик[26]. Основні етапи ОАС включають завантаження аудіофайлу, його попереднє опрацювання (наприклад, нормалізацію), вилучення музичних ознак та подальший аналіз.

Характеристики аудіосигналів, що застосовуються в музичному аналізі, охоплюють:

- Спектр: Частотний склад звуку, що відображає розподіл енергії за різними частотами.
- Тембр: Якість звуку, що дозволяє розрізнити інструменти, визначається обертонами та формантами.
- Висота тону (пітч): Відповідає основній частоті звуку.
- Гучність: Інтенсивність звуку.
- Ритм та гармонія.

Для обробки та аналізу аудіосигналів використовуються різноманітні програмні інструменти. Sonic Visualiser є потужним програмним забезпеченням для візуалізації та анотації аудіо, що дозволяє відображати хвильову форму, спектрограму та інші візуалізації. Audacity, безкоштовний аудіоредактор, також надає можливість побудови спектрограм[27].

Застосування обробки аудіосигналів у музичних дослідженнях є багатовекторним:

- Автоматична транскрипція музики: Перетворення аудіозапису в нотний текст.
- Визначення музичного жанру.
- Аналіз тембру різних інструментів.
- Вивчення виконавських особливостей музикантів.
- Розпізнавання емоцій, що передаються музикою.

Для реалізації обробки аудіосигналів у програмному середовищі Python існує ряд потужних бібліотек та інструментів, таких як LibROSA, Essentia та

Madmom [28]. Ці бібліотеки надають широкий набір функцій для завантаження, аналізу та синтезу аудіосигналів, що робить їх незамінними для дослідників у галузі музичної інформатики.

Обробка аудіосигналів дозволяє проводити об'єктивний аналіз музичних виконань, фіксуючи нюанси, які можуть бути втрачені при традиційному аналізі нотного тексту [29]. Розвиток спеціалізованих інструментів та бібліотек, зокрема в Python, значно спростив доступ до складних методів аудіоаналізу для дослідників.

Символьний аналіз — це метод дослідження музики, представленої у вигляді дискретних нотних подій. До таких форматів належать MIDI-файли, MusicXML, Kern або MEI [30]. Ключовими перевагами символьного аналізу є точність представлення нотних даних та можливість автоматизованого аналізу великих обсягів музичного матеріалу.

Існує кілька поширених форматів символьних музичних даних:

MIDI (Musical Instrument Digital Interface): Стандарт для цифрового представлення музичної інформації, що охоплює ноти, їхню висоту, тривалість, динаміку та інструментацію.

MusicXML: Відкритий формат, розроблений для обміну нотними даними між різними програмами.

Kern: Текстовий формат, що використовується в Humdrum Toolkit для музичного аналізу.

MEI (Music Encoding Initiative): Формат, що надає широкі можливості для кодування музичних партитур з урахуванням історичного та структурного контексту.

Серед інструментів для символьного аналізу варто виділити:

Music21: Потужний Python-інструмент для обробки музичних даних, який надає можливості для аналізу, маніпулювання та візуалізації символьної музики.

Humdrum Toolkit: Набір утиліт, що використовуються для аналізу музики, представленої у форматі Kern.

Символьний аналіз знаходить широке застосування у музичних дослідженнях, зокрема для:

- Виявлення ключа та тональності.
- Аналізу гармонії.
- Вимірювання мелодичної схожості.
- Вивчення музичної структури.
- Класифікації композиторів та музичних творів.

Останнім часом спостерігається тенденція до використання методів обробки природної мови (NLP) для символного аналізу музики [31]. Цей підхід відкриває нові можливості для досліджень у галузі музичної генерації та інформаційного пошуку, спираючись на аналогію між музикою та мовою [32].

Символьний аналіз забезпечує структурований та точний спосіб вивчення музичних композицій, дозволяючи застосовувати обчислювальні методи для розпізнавання патернів та виявлення закономірностей.

Машинне навчання широко застосовується для автоматичної класифікації музичних жанрів на основі аудіо- або символних даних. Для навчання моделей класифікації використовуються різні музичні ознаки, такі як тембр, ритм та гармонія[33]. Наприклад, технологія Magenta від Google використовує рекурентні нейронні мережі (RNN/LSTM) для класифікації та генерації музики. Машинне навчання надає потужні інструменти для автоматичної категоризації музики за її звуковими або структурними характеристиками, що знаходить застосування в системах музичних рекомендацій та організації музичних колекцій.

Моделі машинного навчання, зокрема RNN/LSTM та Transformer-моделі, використовуються для створення нової музики. Прикладами таких технологій є Magenta (RNN/LSTM) та OpenAI Jukebox (Transformer-моделі)[34]. Для покращення якості генерованої музики використовуються структурні обмеження та музичні знання. Моделі машинного навчання здатні навчатися

складних патернів з музичних даних та генерувати нові музичні твори, відкриваючи творчі можливості для композиторів та музикантів.

Машинне навчання застосовується для створення систем, що рекомендують музику користувачам на основі їхніх уподобань та історії прослуховування. Для навчання рекомендаційних моделей використовуються дані про користувачів та музичні твори, наприклад, з Spotify API. Машинне навчання лежить в основі систем музичних рекомендацій, які покращують користувацький досвід, пропонуючи релевантну музику на основі звичок прослуховування та вподобань користувачів.

Статистичний кореляційний аналіз використовується для виявлення зв'язків між різними змінними, пов'язаними з музикою, такими як популярність треків та соціальні фактори. Джерелами даних для такого аналізу можуть слугувати Spotify API, що надає інформацію про популярність та характеристики треків, а також Last.fm, що містить дані про прослуховування користувачів. Наприклад, за допомогою кореляційного аналізу можна дослідити вплив соціальних мереж на популярність музики. Цей метод дозволяє виявити взаємозв'язки між музичними змінними, наприклад, кореляцію між популярністю треку та трендами в соціальних мережах[35].

Методи обробки природної мови (NLP) та текст-майнінгу застосовуються для аналізу змісту пісень. Це включає аналіз лірики на наявність певних тем, виявлення емоційного забарвлення (наприклад, за допомогою VADER) та дослідження стилістичних особливостей (наприклад, за допомогою NLTK). Прикладом може бути дослідження еволюції тем у популярній музиці протягом певного періоду. Текст-майнінг пісень дозволяє проводити кількісний аналіз тематичного змісту, емоційного вираження та стилістичних тенденцій у музиці.

Вивчення музики в контексті її історичної епохи, соціальних, політичних та культурних подій є важливим аспектом соціокультурного аналізу. Аналіз взаємозв'язку між музичними тенденціями та історичними змінами, наприклад, вплив протестів 1960-х років на рок-музику, допомагає краще зрозуміти значення музики. Для дослідження історичного контексту музики

використовуються цифрові архіви та бази даних. Розуміння історичного контексту є важливим для інтерпретації значення та значущості музики в її первісному культурному та суспільному середовищі[36].

Аудиторські дослідження спрямовані на вивчення музичних уподобань, поведінки слухачів та їхньої взаємодії з музикою. Для збору даних про аудиторію використовуються методи соціальних наук, такі як опитування (онлайн-анкети через Google Forms) та А/В-тестування. Аналіз впливу музики на емоційний стан, соціальну ідентичність та інші аспекти життя слухачів також є частиною аудиторських досліджень. Аудиторські дослідження надають цінну інформацію про те, як люди сприймають, переживають та взаємодіють з музикою, поглиблюючи наше розуміння її соціального та культурного впливу.

Спектрограми використовуються для графічного відображення частотного складу аудіосигналу в часі. Інструмент Audacity, наприклад, дозволяє створювати спектрограми аудіозаписів. Застосування спектрограм включає аналіз тембру різних звуків та інструментів, а також виявлення змін у частотному спектрі з часом. Спектрограми пропонують візуальне представлення частотного вмісту музики в часі, допомагаючи в аналізі тембру та еволюції звукових текстур.

Інтерактивні карти жанрів, такі як Musicmap, візуалізують взаємозв'язки між різними музичними жанрами у вигляді інтерактивних схем. Вони дозволяють досліджувати еволюцію жанрів та їхні взаємні впливи, надаючи користувачам наочне розуміння музичної історії та класифікації. Ці карти забезпечують візуальну основу для розуміння складних взаємозв'язків та історичної еволюції музичних жанрів.

Графові моделі використовуються для візуалізації зв'язків між музикантами, гуртами, жанрами тощо. Такі інструменти, як Gephi, дозволяють створювати графічні представлення музичних мереж. Застосування графових моделей охоплює аналіз музичних спільнот, виявлення впливових артистів або жанрів, а також дослідження співпраці між музикантами. Графові моделі можуть виявити складні мережі взаємозв'язків між музичними об'єктами,

такими як артисти або жанри, надаючи розуміння музичного впливу та співпраці.

Методи аналізу музичних даних мають широкий спектр практичних застосувань як у наукових дослідженнях, так і в музичній індустрії.

Теоретичні музикознавчі методи використовуються для дослідження стильових особливостей композиторів, підготовки виконавських інтерпретацій та вивчення еволюції музичних практик. Гармонійний аналіз допомагає зрозуміти структуру та емоційний зміст музики, ритмічний аналіз – дослідити часову організацію та експресію, а аналіз форми та структури – розкрити композиційні задуми та еволюцію музичних форм.

Комп'ютерний аналіз музики знаходить застосування в автоматичній транскрипції музики, ідентифікації музичних інструментів, розпізнаванні емоцій у музиці, автоматичному виявленні ключа та тональності, аналізі мелодичної схожості та побудові музичних баз даних з можливістю пошуку за змістом. Обробка аудіосигналів дозволяє аналізувати акустичні характеристики музики, а символічний аналіз – досліджувати нотні дані на великих обсягах.

Машинне навчання використовується для класифікації музичних жанрів, що є важливим для автоматичної категоризації музичних бібліотек та роботи рекомендаційних систем. Генерація музики за допомогою машинного навчання відкриває нові можливості для створення музики для різних цілей, а рекомендаційні системи персоналізують музичний контент для користувачів стримінгових платформ.

Статистичні методи, такі як кореляційний аналіз, допомагають прогнозувати популярність музичних треків та досліджувати вплив різних факторів на музику. Текст-майнінг пісень дозволяє аналізувати тренди у ліриці, виявляти емоційний вплив пісень та досліджувати авторські стилі.

Соціокультурний аналіз надає розуміння впливу історичного контексту на музику та допомагає вивчати музичні уподобання аудиторії за допомогою опитувань та інших методів.

Візуалізація музичних даних, така як спектрограми, інтерактивні карти жанрів та графові моделі, використовується для візуального аналізу тембру, дослідження взаємозв'язків між жанрами та артистами, а також для навігації великими музичними колекціями.

Методи аналізу музичних даних мають широкий спектр практичних застосувань, впливаючи як на академічні дослідження, так і на музичну індустрію в таких сферах, як рекомендація, генерація та розуміння поведінки аудиторії.

Теоретичні музикознавчі методи, такі як гармонійний, ритмічний аналіз та аналіз форми, пропонують глибоке розуміння музичної структури та контексту, але можуть бути суб'єктивними та трудомісткими, особливо при аналізі великих обсягів даних. Комп'ютерні методи аналізу, включаючи обробку аудіосигналів та символічний аналіз, забезпечують об'єктивність та масштабованість, дозволяючи аналізувати великі музичні корпуси, але можуть втрачати деякі нюанси інтерпретації, які доступні для теоретичного аналізу.

Статистичні методи та методи машинного навчання відрізняються у своїх підходах до моделювання даних та виявлення закономірностей. Статистичні методи часто спрямовані на виявлення кореляцій та причинно-наслідкових зв'язків між змінними, тоді як машинне навчання зосереджується на побудові прогностичних моделей. Статистичні моделі часто є більш інтерпретованими, тоді як моделі машинного навчання можуть мати більшу прогностичну силу, але бути складнішими для розуміння.

Соціокультурний аналіз відіграє важливу роль у доповненні формальних та обчислювальних методів, надаючи розуміння соціальних та культурних факторів, що впливають на музику. Він допомагає інтерпретувати музику в її історичному та суспільному контексті, що є важливим для повноцінного розуміння її значення.

Різні методи аналізу музичних даних є взаємодоповнюючими та можуть використовуватися разом для отримання більш цілісного розуміння музики.

Комбінування різних аналітичних підходів може призвести до більш глибокого та нюансованого розуміння музики, ніж використання лише одного методу.

Галузь аналізу музичних даних постійно розвивається завдяки прогресу в технологіях та міждисциплінарній співпраці, що обіцяє нові та інноваційні способи розуміння музики в майбутньому. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розробку гібридних методів, що поєднують сильні сторони різних підходів, а також на застосування нових технологій, таких як штучний інтелект та великі дані, для вирішення складних завдань у галузі музичного аналізу.

1.5. Огляд основних проблем, що виникають під час аналізу музичних творів

Ключові проблеми, що постають перед дослідниками, музикознавцями та розробниками алгоритмів у процесі аналізу музичних творів можна класифікувати за кількома основними напрямками.

Аналіз музичних творів ускладнюється суб'єктивністю сприйняття, зумовленою культурним контекстом, емоційним станом та індивідуальними перевагами слухачів. Це призводить до значних розбіжностей у інтерпретації музичних явищ. Наприклад, емоційне забарвлення твору може бути інтерпретоване по-різному, існуючі алгоритми часто не враховують тонкі контекстуальні нюанси, такі як іронія в ліриці. Аналогічно, символіка в класичній музиці, зокрема в симфоніях Малера, може мати множинні трактування, що ускладнює її уніфікований аналіз.

Значні виклики пов'язані з технічними обмеженнями обробки аудіосигналів. До них належать:

Шум та якість запису: Проблеми, спричинені низькою якістю старих аналогових записів, наявністю артефактів оцифрування та загальним рівнем шуму, що впливає на чіткість сигналу.

Виділення окремих інструментів: У мікшованих аудіодоріжках надзвичайно складно ізолювати окремі інструменти або вокальні партії, що є критично важливим для детального аналізу їхніх характеристик.

Одним із центральних питань є складність формалізації фундаментальних музичних елементів:

Ритм і метр: Визначення та математичний опис складних ритмічних структур, таких як синкопи або поліритмія (що часто зустрічаються в джазі чи африканській музиці), є нетривіальним завданням.

Гармонія: Традиційні гармонічні теорії виявляються недостатніми для опису атональної музики (наприклад, композицій Шенберга) або мікрохроматики, характерної для арабської музики.

Тембр: Формалізація та відтворення тембральних характеристик (наприклад, розрізнення звучання саксофона та кларнета через їхні спектральні особливості) залишається складною задачею, що потребує глибокого розуміння фізичних властивостей звуку.

Значною перешкодою для навчання моделей машинного навчання є дефіцит великих, якісно анотованих наборів даних. Створення таких датасетів, що містять інформацію про жанр, емоційне забарвлення чи інструментальний склад, є надзвичайно трудомістким процесом. Наприклад, такі ресурси, як GTZAN Genre Collection, виявляються застарілими та містять помилки у розмітці, тоді як Million Song Dataset, попри обсяг метаданих, не надає доступу до самих аудіозаписів.

Аналіз музики також ускладнюється крос-культурними відмінностями. Музичні системи не західних культур, такі як індійські раги або арабські маками, оперують унікальними ладами, ритмічними циклами (тала) та інструментами, які суттєво відрізняються від західних традицій. Існуючі алгоритми, розроблені переважно для західної музики, часто ігнорують ці особливості. Крім того, спостерігається гостра нестача розмічених датасетів для досліджень «непопулярних» музичних традицій, що обмежує можливості їхнього автоматизованого аналізу.

Важливим аспектом є правові та етичні питання, що регулюють доступ до музичних даних. Обмежений доступ до музичних записів для дослідницьких цілей, зумовлений авторським правом, створює значні перешкоди. Прикладом

може слугувати обмеження доступу до повного API Spotify для науковців. З етичної точки зору, використання даних слухачів, таких як історія прослуховувань, викликає занепокоєння щодо приватності та конфіденційності інформації.

Сучасні алгоритми машинного навчання також мають певні обмеження. Проблема перенавчання (*overfitting*) призводить до того, що моделі ефективно працюють на навчальних даних, але демонструють низьку продуктивність при аналізі нових, раніше небачених музичних стилів. Крім того, феномен «чорного ящика» у нейромережах ускладнює інтерпретацію їхніх рішень, наприклад, пояснення того, чому алгоритм класифікував певний трек як «рок». Генеративні моделі, такі як GAN та Transformers, подекуди створюють музику, що позбавлена логічної структури, а класифікатори жанрів можуть плутати стилі, такі як фолк та кантрі, через схожі інструментальні засоби.

Для повного аналізу музичного твору критично важливим є відтворення його контексту. Це включає:

Історичний контекст: Розуміння твору часто неможливе без врахування епохи його створення, як, наприклад, у випадку протестних пісень 1960-х років.

Соціальний контекст: Сучасні музичні тренди, такі як ті, що поширюються через TikTok, можуть суттєво впливати на сприйняття навіть класичних творів.

Аналіз музичних творів є комплексною міждисциплінарною проблемою, що вимагає інтеграції музикознавчої експертизи, комп'ютерних технологій, культурологічних знань та етичних принципів.

Найперспективнішими напрямками подальших досліджень є:

Розробка універсальних методологій та підходів для опису музичних явищ. Використання штучного інтелекту для аналізу незахідних музичних традицій. Вдосконалення інтерпретованих моделей машинного навчання для підвищення прозорості та обґрунтованості їхніх рішень.

Перераховані проблеми підкреслюють багатогранність завдань, що стоять перед дослідниками у сфері аналізу музичних творів, і вимагають комплексного

підходу, який враховуватиме як суб'єктивні аспекти сприйняття, так і технічні можливості обробки даних та теоретичні основи музикознавства.

Історія музичних творів – це нерозривна історія еволюції людства, що відображає його культурний, технологічний та соціальний розвиток.

Сучасна популярність музичних творів є багатогранним феноменом, що формується переплетенням естетичних, технічних, культурних та соціальних факторів.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ДОСЛІДЖЕННЯ ПОПУЛЯРНОСТІ МУЗИЧНИХ КОМПОЗИЦІЙ ТА АНАЛІЗ ВИХІДНИХ ДАНИХ

2.1. Опис даних

У контексті здійснення даного наукового дослідження було проведено комплексний збір, систематизацію та подальший аналіз даних, що стосуються музичних творів, з метою поглибленого вивчення їхньої популярності та характеристик, що впливають на неї. Зокрема, для дослідження відбиралися відеоматеріали, позначені як "official audio" або відео з офіційних каналів виконавців, розміщені на одній із провідних глобальних платформ для обміну мультимедійним контентом – YouTube. Як основний кількісний показник для оцінки ступеня поширення та суспільного резонансу музичного контенту було обрано кількість переглядів зазначених офіційних аудіозаписів. Вибір цього параметра зумовлений його здатністю об'єктивно відображати рівень зацікавленості широкої аудиторії, а також надавати можливість для числового вимірювання масштабів взаємодії користувачів із досліджуваними творами в цифровому середовищі. Такий підхід дозволяє не лише оцінити актуальність і привабливість музичних композицій, але й виявити тенденції їхнього сприйняття в умовах сучасного інформаційного суспільства.

Для реалізації дослідження, зокрема автоматизації збору даних, обробки аудіофайлів та аналізу текстової інформації, було використано низку бібліотек Python, які забезпечують ефективну роботу з різними типами даних та інтерфейсами. Перелік використаних бібліотек із коротким описом їхньої функціональності наведено нижче:

- os: Забезпечує взаємодію з операційною системою для управління файлами та директоріями, наприклад, створення папок чи видалення тимчасових даних.
- re: Використовується для обробки текстових даних за допомогою регулярних виразів, що дозволяє вилучати інформацію, наприклад, із назв файлів.

- `shutil`: Надає інструменти для виконання операцій із файлами, таких як копіювання чи переміщення, спрощуючи управління даними.
- `tkinter`: Служить для створення графічного інтерфейсу, зокрема вікон для вибору файлів чи відображення повідомлень.
- `tkinter.filedialog`, `tkinter.messagebox`: Модулі `tkinter` для реалізації діалогових вікон вибору файлів і виведення інформаційних повідомлень.
- `yt_dlp`: Дозволяє завантажувати аудіо- та відеоматеріали з YouTube, забезпечуючи доступ до офіційних аудіозаписів.
- `librosa`: Використовується для аналізу аудіофайлів, зокрема для визначення характеристик звуку, таких як темп чи спектральні особливості.
- `numpy`: Надає можливості для роботи з числовими масивами та виконання математичних обчислень, необхідних для обробки даних.
- `pandas`: Забезпечує створення та аналіз структурованих даних у табличному форматі, спрощуючи обробку статистичної інформації.
- `lyricsgenius`: Інтерфейс для отримання текстів пісень через API сервісу Genius для аналізу ліричного контенту.
- `requests`: Дозволяє виконувати HTTP-запити для взаємодії з веб-ресурсами, наприклад, для отримання метаданих.

Отримані характеристики музичних творів, зокрема кількість переглядів, аудіохарактеристики (темп, тональність, спектральні параметри) та текстові дані (лірика), було зведено до таблиць у форматі Microsoft Excel для подальшого статистичного аналізу. Використання Excel дозволило систематизувати великий обсяг даних, забезпечити їх структуроване представлення та підготувати до застосування статистичних методів, таких як кореляційний чи регресійний аналіз, для виявлення закономірностей і тенденцій. Цей методологічний підхід сприяв оцінці популярності музичних творів у цифровому середовищі, аналізу їхніх аудіо- та текстових особливостей, а також виявленню сучасних тенденцій сприйняття музичного контенту в інформаційному суспільстві.

Для дотримання законодавства та уникнення можливих проблем, пов'язаних із авторськими правами, усі музичні твори в процесі аналізу були закодовані під умовними позначеннями, такими як "Композиція 1", "Композиція 2", "Композиція 3" тощо, що дозволило забезпечити конфіденційність і відповідність етичним стандартам дослідження.

Для подальшого аналізу було визначено набір ключових метрик, які відображають як акустичні, так і контекстуальні характеристики музичних творів. Ці метрики слугували основою для виявлення закономірностей, оцінки популярності та дослідження взаємозв'язків між різними параметрами. Нижче наведено перелік основних метрик із коротким описом їхнього значення:

- **tempo**: Темп композиції, виміряний у ударах за хвилину (BPM), що характеризує швидкість виконання та впливає на сприйняття енергійності твору.
- **duration**: Тривалість треку в секундах, яка відображає загальну протяжність композиції.
- **energy**: Показник інтенсивності та динамічності музики, що вимірюється на основі амплітуди та ритмічних особливостей.
- **spectral_centroid**: Середня частота спектрального розподілу, яка вказує на "яскравість" звуку та його тембральні характеристики.
- **chroma_mean**: Середнє значення хроматичних ознак, що відображають гармонійну структуру та розподіл тональностей у творі.
- **key**: Тональність композиції, визначена як основна музична гама, що впливає на емоційне сприйняття.
- **beat_count**: Загальна кількість ритмічних ударів у треку, що характеризує його ритмічну складність.
- **artist_length**: Довжина імені виконавця (у символах).
- **title_length**: Кількість символів у назві композиції, що може впливати на легкість її запам'ятовування та маркетингову привабливість.
- **genre**: Жанр музики, визначений на основі метаданих або аналізу, що дозволяє класифікувати твір за стилістичними ознаками.

- `word_count`: Кількість слів у тексті пісні.
- `avg_word_length`: Середня довжина слів у тексті пісні, яка може вказувати на складність або стилістику лірики.
- `view_count`: Кількість переглядів відео на YouTube, яка слугує основним показником популярності та суспільного інтересу .

Використання зазначених метрик дозволить провести багатогранний аналіз музичних творів, враховуючи їхні акустичні, текстові та інші характеристики. Закодування творів під умовними назвами забезпечило відповідність правовим і етичним нормам, що є критично важливим для досліджень, пов'язаних із мультимедійним контентом. Такий підхід сприяв отриманню достовірних результатів і створенню основи для подальшого статистичного моделювання, спрямованого на виявлення тенденцій у сприйнятті музичного контенту в сучасному інформаційному середовищі.

2.2. Характеристика отриманих даних

Для подальшого дослідження була сформована вибірка розміром 38 елементів.

З метою забезпечення надійності та достовірності результатів регресійного аналізу, одним із ключових етапів попередньої обробки даних стала перевірка вибірки на наявність викидів. Викиди, або аномальні значення, можуть суттєво впливати на параметри регресійної моделі, зокрема на оцінки коефіцієнтів, стандартні похибки та рівень значущості.

Для виявлення викидів було використано правило трьох сигм, відповідно до якого значення, що виходять за межі трьох стандартних відхилень від середнього, розглядаються як потенційні аномалії. Аналіз представлено на Рис.2.1.

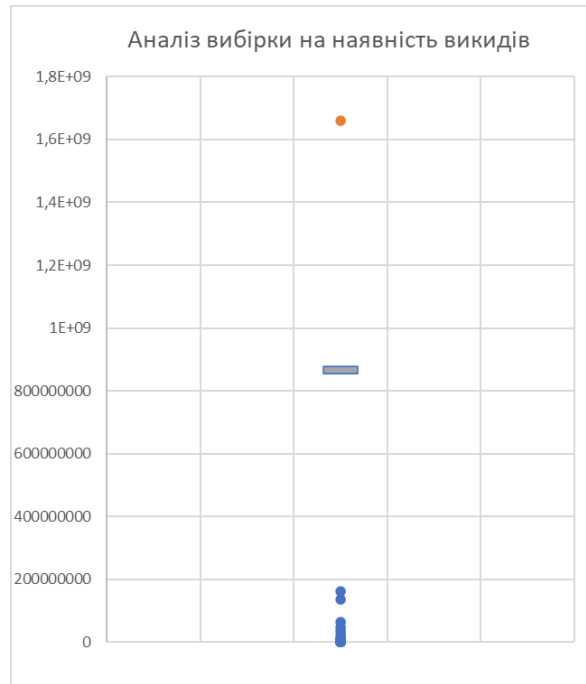


Рис.2.1.Графічне представлення аналізу вибірки на наявність викидів.

Джерело: розроблено автором

У результаті аналізу було виявлено один суттєвий викид, який мав значну величину відхилення та потенційно міг викривити результати моделювання. З огляду на це, дане спостереження було вилучено з вибірки(Рис.2.2.).



Рис.2.2.Графічне представлення вибірки після прибирання викиду.

Джерело: розроблено автором

У контексті музичної індустрії значні відхилення у значеннях популярності чи характеристиках треків можуть не свідчити про помилки або шум, а, навпаки, відображати унікальні явища (наприклад, вірусну популярність, неочікувані тренди, вплив відомого виконавця тощо). Усунення таких даних може призвести до втрати важливої інформації та зниження якості інтерпретації моделей.

Таким чином, застосування правила трьох сигм дозволило здійснити обґрунтовану і збалансовану очистку даних: зберегти релевантні аномалії, важливі для предметної області, та усунути лише те спостереження, яке потенційно порушує припущення регресійного аналізу і може викривити його результати.

Для подальшого дослідження популярності музичних творів була отримана репрезентативна вибірка (Вибірка №1), що складається з 37 елементів (музичних композицій). Критерії відбору елементів вибірки були ретельно визначені з метою забезпечення актуальності та релевантності даних для аналізу сучасних тенденцій у музичній індустрії та поведінці слухачів.

Основними критеріями для включення музичних творів до вибірки були:

- Дата публікації на платформі YouTube: Для забезпечення актуальності даних та відображення сучасних музичних вподобань, було встановлено обмеження щодо дати публікації. До вибірки були включені лише ті музичні твори, що були завантажені на платформу YouTube не більше шести років тому від дати проведення дослідження. Цей часовий проміжок дозволяє охопити період, що характеризується швидкими змінами у музичних трендах, технологіях розповсюдження контенту та споживчих уподобаннях.

- Кількість переглядів на YouTube: Кількість переглядів є одним із ключових кількісних індикаторів популярності музичного твору у цифровій сфері. Для забезпечення широкого діапазону популярності та уникнення вибіркового зміщення, до вибірки були включені треки з різним рівнем переглядів. Діапазон кількості переглядів варіюється від декількох сотень до сотень мільйонів, що дозволяє охопити як нішеві, так і масово популярні

музичні твори. Такий підхід забезпечує можливість аналізу факторів, що впливають на різні рівні популярності.

- **Різноманітність музичних жанрів:** З метою отримання всебічної картини популярності та уникнення упередженості, вибірка була сформована з урахуванням різних музичних жанрів. До неї увійшли треки, що репрезентують широкий спектр музичних напрямків, включаючи, але не обмежуючись, поп, рок, хіп-хоп, електронну музику та інші.

Структура Вибірки №1, що була сформована детально представлена у Таблиці 2.1.

Таблиця 2.1.

Структура Вибірки №1

Жанр	Кількість музичних композицій
alternative	1
ambient	2
Chill House	1
dream pop	1
electronic	1
hip hop	1
House	1
jazz	1
metalcore	4
pop	4
Progressive metal	1
punk	1
rock	2
Ukrainian	8
unknown	7
USA	1

Джерело: розроблено автором

Вибірка представлена на Рис.2.3.

	tempo	duration	energy	spectral_centroid	beat_count	artist_length	title_length	word_count	avg_word_length	view_count	chroma_mean	key	genre
Композиція 1	161,499	152,0327	0,161692	1850,087312	339	17	13	361	3,493074792	9203984	[0.2804352045055 B		pop
Композиція 2	78,30256	216,3868	0,229596	2190,521278	265	12	12	374	3,802139037	63823314	[0.3442990779876 A#		pop
Композиція 3	172,2656	207,5052	0,182596	2582,040236	544	12	20	532	4,191729323	161654818	[0.3794102966785 A#		hip hop
Композиція 4	89,10291	141,9279	0,243088	2389,950798	160	7	23	263	4,216730038	3741	[0.4092883467674 D		ambient
Композиція 5	143,5547	198,6468	0,239561	2395,981463	444	16	17	349	3,934097421	10726768	[0.4559511501785 D		metalcore
Композиція 6	129,1992	172,1412	0,254253	2298,469982	325	9	4	0	0	11728	[0.3749401271345 A		alternative
Композиція 7	151,9991	299,7339	0,159341	1420,932299	636	11	27	257	3,996108499	97289	[0.5693839788436 C		dream pop
Композиція 8	89,10291	193,8297	0,354699	2751,341191	289	14	9	225	3,608888889	183689	[0.4659800827505 D#		metalcore
Композиція 9	143,5547	152,5087	0,295846	2042,144297	360	9	16	235	3,774468085	86473	[0.4782011210916 A#		unknown
Композиція 10	123,0469	323,815	0,251311	1900,602676	660	5	35	204	3,617647059	22853729	[0.3319837152957 D		Ho use
Композиція 11	135,9992	241,9627	0,175455	1492,552589	522	6	14	279	3,788530466	76282	[0.3822607398033 D#		rock
Композиція 12	123,0469	269,4444	0,113209	2313,729806	553	9	11	362	4,560773481	136529630	[0.5295701622962 C		pop
Композиція 13	83,35433	200,6231	0,17927	1426,171009	243	6	8	0	0	1008	[0.6619926691055 C		jazz
Композиція 14	112,3471	141,846	0,262013	1459,592111	244	5	6	357	3,971988796	4537	[0.409836769104C A		USA
Композиція 15	129,1992	180,864	0,219149	2260,07793	393	5	10	236	3,351694915	49730	[0.3550640642642 B		rock
Композиція 16	117,4538	173,6388	0,212312	1684,182646	251	5	4	475	3,814736842	4301	[0.4426691532135 G		Chill House
Композиція 17	95,70313	209,92	0,235938	2911,897924	333	18	10	377	3,74270557	562837	[0.5210761427875 A		metalcore
Композиція 18	117,4538	268,8407	0,11268	1836,998845	519	11	15	163	4,251533742	903760	[0.3279922306537 A		Progressiv
Композиція 19	161,499	202,624	0,158784	2858,783448	530	5	35	0	0	5780	[0.4525933182235 E		metalcore
Композиція 20	107,666	216,0076	0,242547	1545,121266	367	13	28	310	3,983870968	9530523	[0.3550490736961 A		punk
Композиція 21	143,5547	141,952	0,256354	2920,521511	332	12	28	0	0	43901	[0.3715211749076 G#		electronic
Композиція 22	123,0469	456,3883	0,277895	2372,589236	928	10	12	0	0	478	[0.4046509861946 A		unknown
Композиція 23	107,666	183,2171	0,219513	2330,534072	325	7	5	212	4,594339623	34323872	[0.409748584032C B		pop
Композиція 24	151,9991	152,1975	0,269098	2327,477975	381	6	6	259	4,092664093	9542112	[0.3307839930057 C#		Ukrainian
Композиція 25	151,9991	236,89	0,278617	2159,948181	580	6	5	332	4,406626506	46309605	[0.359983243942 G#		Ukrainian
Композиція 26	103,3594	306,1435	0,198026	1987,314894	511	5	10	0	0	1717	[0.329797980976 B		unknown
Композиція 27	117,4538	246,0503	0,290356	2335,350571	479	12	4	0	0	7636173	[0.2491922676563 D		ambient
Композиція 28	129,1992	228,0316	0,31125	2566,69067	485	11	10	0	0	913	[0.3361410796642 A		unknown
Композиція 29	92,28516	172,4587	0,263917	1932,899365	241	3	6	0	0	22171	[0.3362039327621 D		Ukrainian
Композиція 30	80,74951	190,2527	0,265756	2048,718119	254	3	4	166	4,385542169	574505	[0.2780257761478 D		Ukrainian
Композиція 31	95,70313	181,8122	0,169417	2251,054383	286	17	19	0	0	6298	[0.3547896444797 G#		unknown
Композиція 32	129,1992	200,0283	0,062972	4485,159473	409	17	12	0	0	3915	[0.3473237752914 B		unknown
Композиція 33	151,9991	281,2865	0,09377	2100,273043	711	17	10	0	0	18175	[0.3801365792751 C		unknown
Композиція 34	112,3471	226,6965	0,158232	2405,190966	407	7	3	257	3,984435798	13456878	[0.4187248647212 G		Ukrainian
Композиція 35	151,9991	248,1749	0,238985	2705,720131	468	11	13	0	0	3485826	[0.526353418827C G		Ukrainian
Композиція 36	143,5547	232,04	0,257321	2790,578767	533	11	3	191	4,104712042	244939	[0.482680439949C D		Ukrainian
Композиція 37	103,3594	299,365	0,267531	2762,109685	512	11	31	0	0	366552	[0.2594364881515 F		Ukrainian

Рис.2.3.Сформована Вибірка №1. Джерело: розроблено автором

Додатково, для візуалізації абсолютних значень кількості композицій за жанрами, також представлена стовпчаста діаграма(Рис.2.4.).

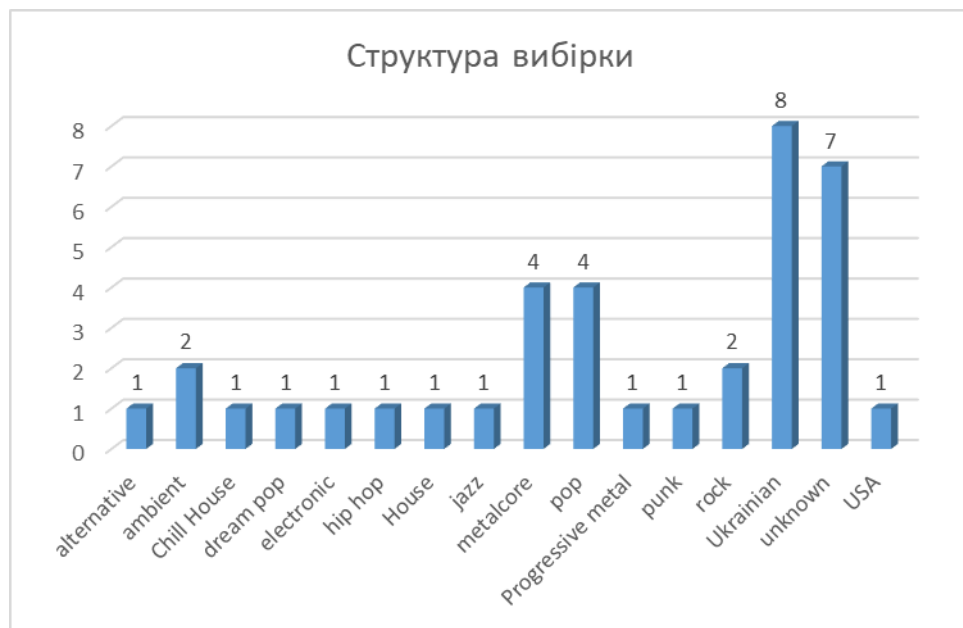


Рис.2.4.Структура Вибірки №1. Джерело: розроблено автором

Для наочної візуалізації пропорційного співвідношення цих жанрів у загальній структурі вибірки була побудована кругова діаграма(Рис.2.5.). Отримана діаграма графічно ілюструє відсоткову частку кожного жанру (та категорії) в загальному обсязі досліджуваних музичних творів (N=37),

забезпечуючи швидке візуальне сприйняття домінуючих та менш представлених сегментів. Зокрема, діаграма показує, що категорія "Ukrainian" становить 22% вибірки, "unknown" – 19%, а жанри "metalcore" та "pop" – по 11% кожен. Інші жанри, такі як "ambient" (5%), "rock" (5%), та низка жанрів з меншою часткою (alternative, Chill House, dream pop, electronic, hip hop, House, jazz, Progressive metal, punk, USA – по 3% або менше), також чітко візуалізовані.

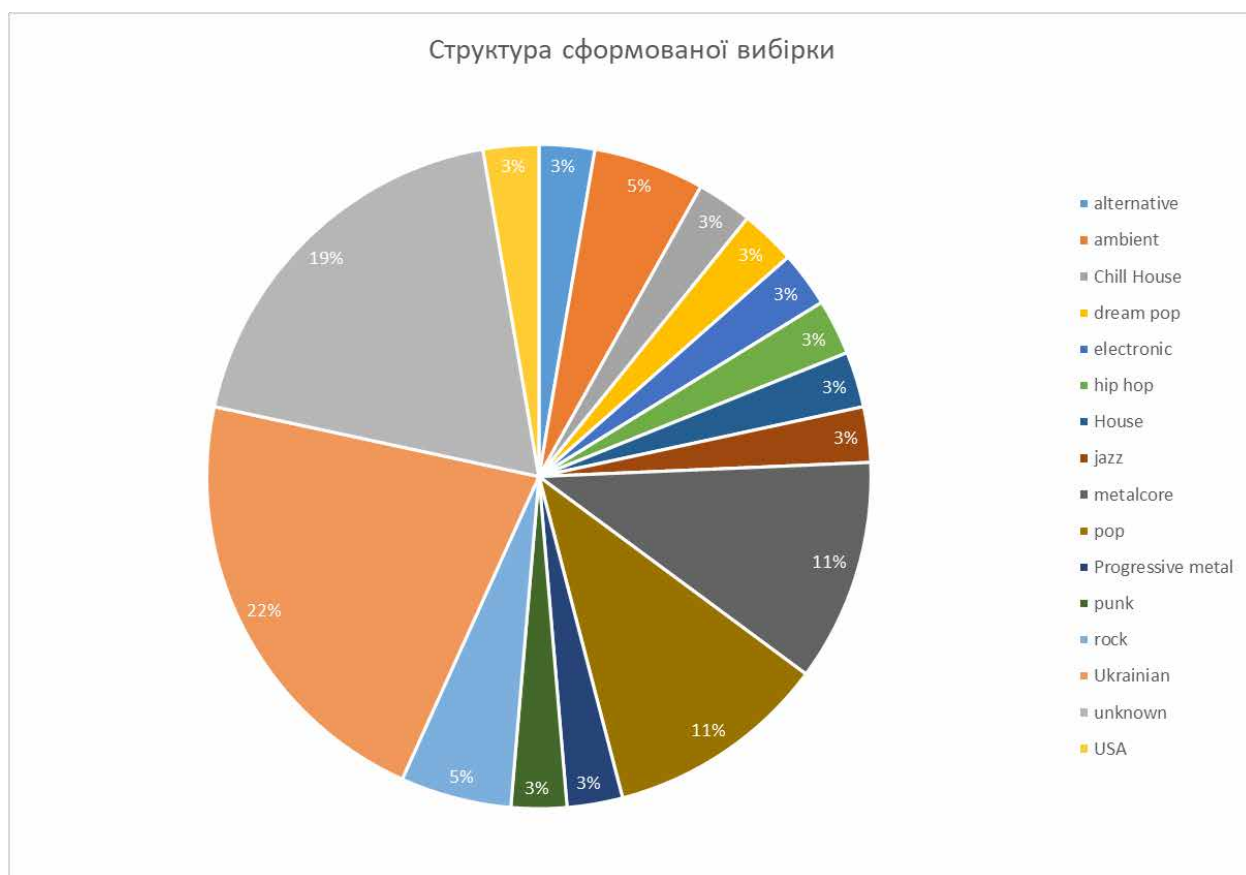


Рис.2.5. Пропорційне співвідношення жанрів у Вибірці №1.

Джерело: розроблено автором

Не менш важливо розглянути структуру вибірки за роками публікації обраних творів в розрізі абсолютних величин та структури у відсотках.(Рис.2.6. та Рис.2.7.)

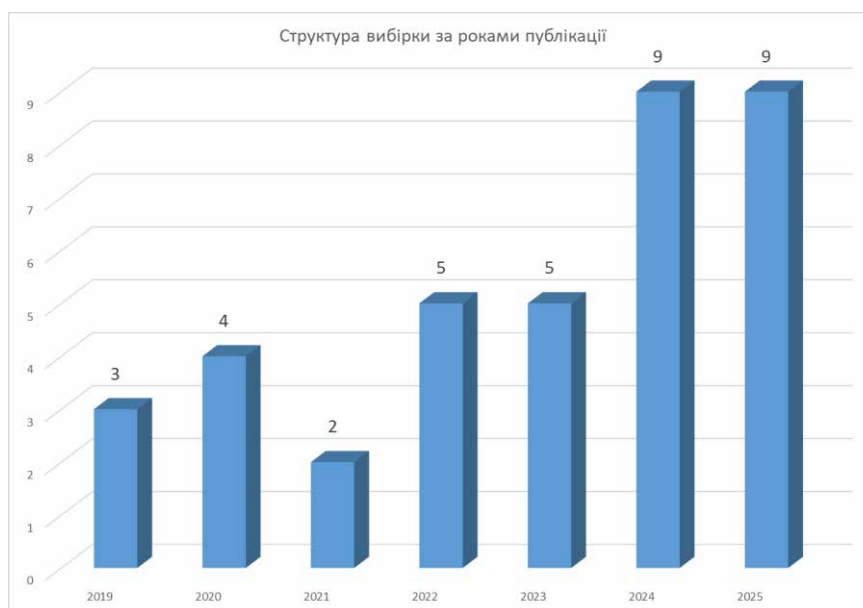


Рис.2.6. Структура Вибірки №1 за роками публікації у абсолютних значеннях.

Джерело: розроблено автором

Для кращого візуального сприйняття наведемо подібну діаграму у відносних значеннях (відсотках).

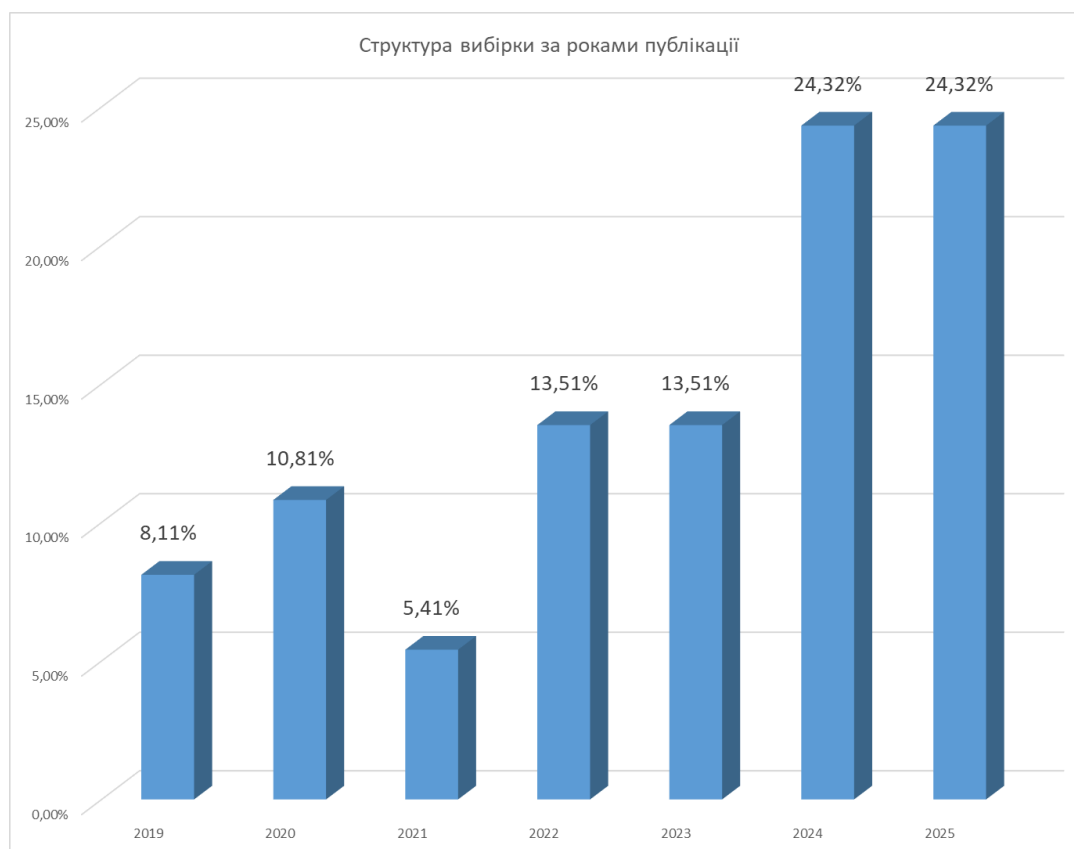


Рис.2.7. Структура Вибірки №1 за роками публікації у відсоткових значеннях.

Джерело: розроблено автором

На жаль, через те, що не у всіх музичних композицій вдалось знайти кількість слів та середню довжину слова, була сформована Вибірка №2, з Вибірки №1 значно меншого об'єму. В ній залишились музичні композиції, в яких визначено кількість слів та їх середня довжина. Вибірка №2 складається з 23 музичних творів.

Структура вибірки представлена в Таблиці 2.2.

Таблиця 2.2.

Структура Вибірки №2

Жанр	Кількість музичних композицій
ambient	1
Chill House	1
dream pop	1
hip hop	1
House	1
metalcore	3
pop	4
Progressive metal	1
punk	1
rock	2
Ukrainian	5
unknown	1
USA	1

Джерело: розроблено автором

Для поліпшення візуального сприйняття наведемо дані вибірки у вигляді колової та стовпчикової структурних діаграм. Структура Вибірки №2 представлена на Рис.2.8. та Рис.2.9.

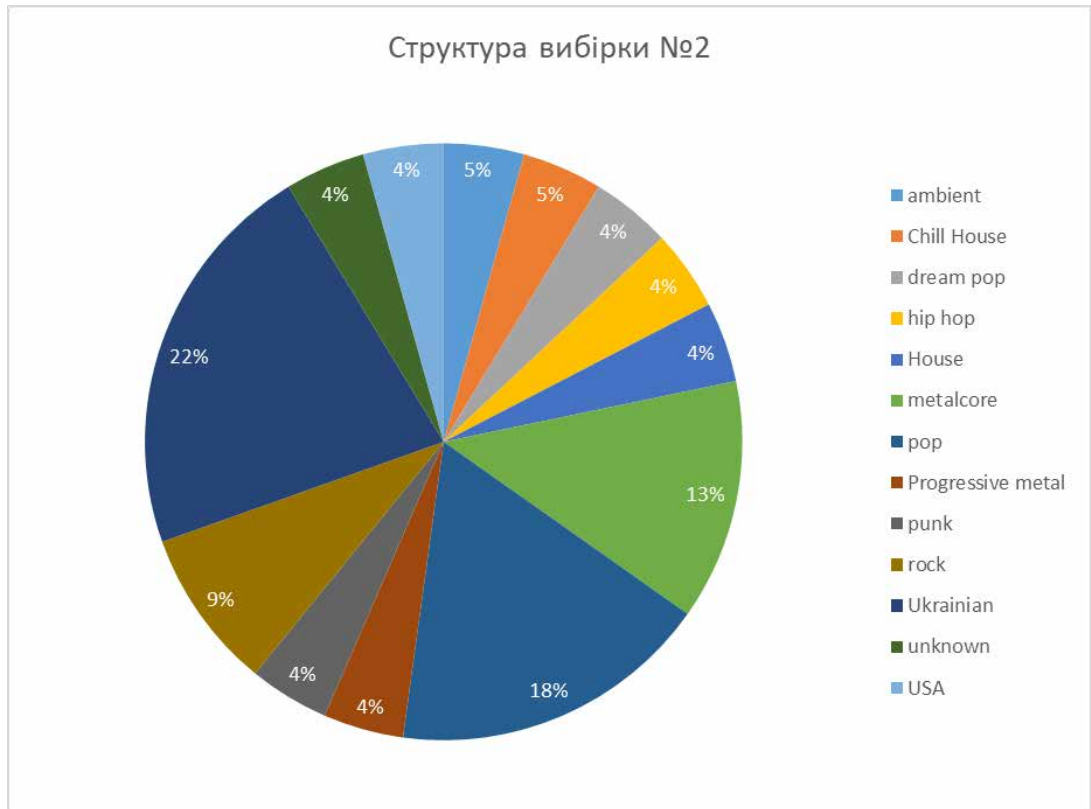


Рис.2.8. Структура Вибірки №2 за жанрами у відсоткових значеннях. Джерело: розроблено автором

Як бачимо, найбільша частка (22%) припадає на музичні твори жанру Ukrainian.



Рис.2.9. Структура Вибірки №2 за кількістю музичних композицій. Джерело: розроблено автором

Для подальшого дослідження, перш за все, візуалізуємо значення кількості переглядів у Вибірці №1 відсортувавши її за зростанням кількості переглядів. Візуалізація представлена на Рис.2.10.

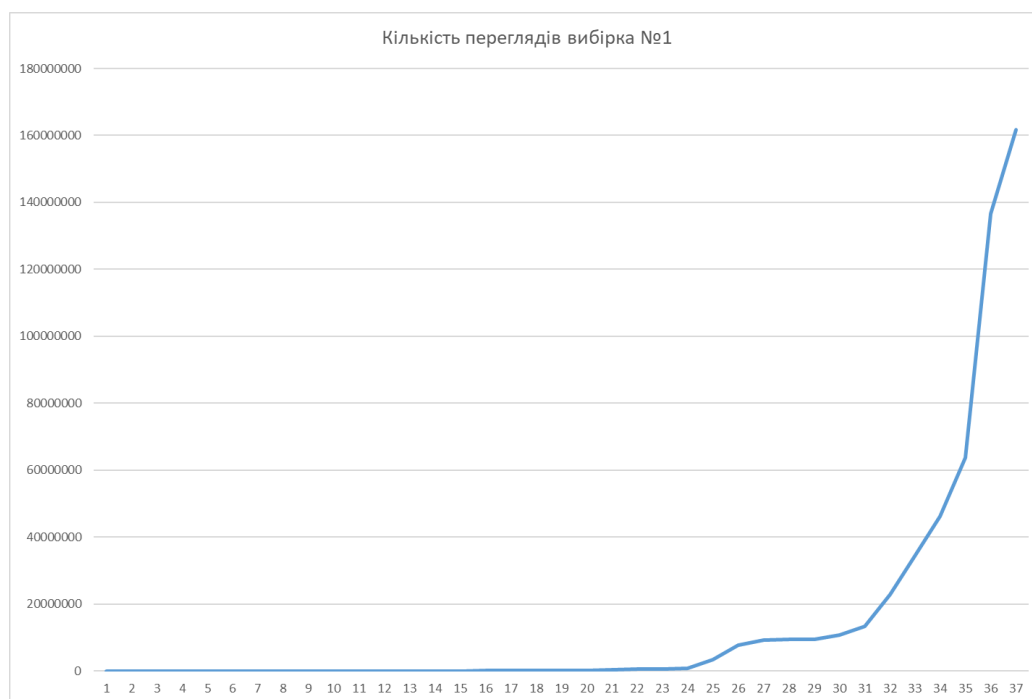


Рис.2.10. Візуалізація кількості переглядів у Вибірці №1.

Джерело: розроблено автором

Як видно з візуалізації кількість переглядів росте нелінійно, а схоже до експоненційного росту. Це важливо для подальшого дослідження.

Оскільки дана вибірка, включає в себе композиції в яких відсутні загальна кількість слів та середня довжина слова, було вирішено дослідити її через призму середніх значень хроматичних ознак. Ці ознаки базуються на концепції дванадцяти класів висоти звуку (pitch classes), що відповідають дванадцяти півтонам стандартного західного музичного строю: C, C#, D, D#, E, F, F#, G, G#, A, A#, B.

Для кожного короткого часового кадру (фрейму) аудіосигналу обчислюється 12-вимірний вектор, відомий як хроматичний вектор (chroma vector) або профіль класів висоти звуку (Pitch Class Profile, PCP). Кожен елемент цього вектора відображає відносну інтенсивність або енергію відповідного класу висоти звуку в даному часовому кадрі. Послідовність таких

векторів у часі утворює так звану хромаграму (chromagram), яка візуалізує еволюцію гармонічного змісту твору.

Середнє значення хроматичних ознак (Chroma mean) є агрегованою характеристикою, що отримується шляхом усереднення відповідних компонентів хроматичних векторів по всьому аналізованому аудіосегменту або музичному твору.

Відповідні отримані значення для подальшого аналізу представлені на Рис.2.11.

Назва	view_count	'C'	'C#'	'D'	'D#'	'E'	'F'	'F#'	'G'	'G#'	'A'	'A#'	'B'
Композиція 1	478	0,404651	0,403682	0,416531	0,471739	0,471782	0,503883	0,453441	0,514748	0,555379	0,603096	0,537822	0,426227
Композиція 2	913	0,336141	0,293454	0,361069	0,26187	0,293554	0,26997	0,215812	0,313865	0,36763	0,579475	0,477985	0,335406
Композиція 3	1008	0,661993	0,39682	0,312249	0,296888	0,199589	0,208948	0,241559	0,462047	0,40834	0,247007	0,218236	0,322776
Композиція 4	1717	0,32971	0,248862	0,291913	0,25104	0,377001	0,280934	0,441049	0,484519	0,290181	0,283551	0,282623	0,52182
Композиція 5	3741	0,409288	0,421037	0,708005	0,479173	0,445997	0,475002	0,409119	0,470572	0,34274	0,475813	0,404781	0,325794
Композиція 6	3915	0,347324	0,376676	0,445324	0,400673	0,457303	0,366406	0,422285	0,283688	0,323837	0,348111	0,390463	0,507385
Композиція 7	4301	0,442669	0,383884	0,507527	0,413762	0,484724	0,375033	0,456298	0,651074	0,448706	0,464678	0,370635	0,540644
Композиція 8	4537	0,409837	0,238156	0,251857	0,244414	0,500279	0,434595	0,346727	0,503305	0,398241	0,605742	0,350338	0,350229
Композиція 9	5780	0,492593	0,495251	0,593659	0,563334	0,654754	0,510917	0,486022	0,544025	0,537534	0,528601	0,489715	0,569274
Композиція 10	6298	0,35479	0,28871	0,31954	0,250799	0,178133	0,225411	0,260765	0,375496	0,451754	0,366897	0,350726	0,333134
Композиція 11	11728	0,37494	0,373452	0,584857	0,413543	0,559355	0,519774	0,353256	0,408096	0,415946	0,642578	0,43067	0,415204
Композиція 12	18175	0,380137	0,300028	0,285334	0,306139	0,198897	0,21999	0,232139	0,341145	0,368675	0,24138	0,204131	0,235615
Композиція 13	22171	0,336204	0,320573	0,50796	0,379416	0,300162	0,302135	0,274402	0,396012	0,27699	0,337704	0,378316	0,290877
Композиція 14	43901	0,371521	0,564	0,411158	0,580217	0,569194	0,41073	0,419529	0,398546	0,609908	0,474714	0,368434	0,357532
Композиція 15	49730	0,355064	0,23729	0,260626	0,294302	0,436377	0,314874	0,416707	0,411366	0,299873	0,352362	0,394585	0,552022
Композиція 16	76282	0,382261	0,318159	0,472132	0,512334	0,285391	0,19711	0,211183	0,40958	0,509927	0,322117	0,276671	0,255998
Композиція 17	86473	0,478201	0,440453	0,472033	0,506151	0,475937	0,578549	0,537319	0,367943	0,32319	0,432929	0,724588	0,639278
Композиція 18	97289	0,569384	0,324326	0,385128	0,45266	0,170072	0,126084	0,155041	0,312709	0,211513	0,163188	0,228546	0,330187
Композиція 19	183689	0,46598	0,500287	0,459195	0,543021	0,430642	0,519676	0,493214	0,436392	0,488238	0,421496	0,517598	0,437369
Композиція 20	244939	0,48268	0,488531	0,564468	0,479635	0,470309	0,41632	0,376659	0,403645	0,410278	0,483426	0,445406	0,465703
Композиція 21	366552	0,259436	0,308203	0,476932	0,349131	0,499825	0,545971	0,390727	0,504495	0,41378	0,482449	0,352801	0,266341
Композиція 22	562837	0,521076	0,441152	0,501067	0,474396	0,554138	0,469355	0,4326	0,522716	0,515512	0,560027	0,45469	0,492493
Композиція 23	574505	0,278026	0,32406	0,580519	0,377996	0,496532	0,503809	0,293827	0,362325	0,345418	0,526389	0,363897	0,264036
Композиція 24	903760	0,327992	0,277104	0,395647	0,244214	0,462874	0,290525	0,219565	0,286109	0,307212	0,63351	0,243382	0,227244
Композиція 25	3485826	0,526353	0,433647	0,47037	0,499114	0,421987	0,444126	0,413873	0,539353	0,464599	0,418831	0,424915	0,436011
Композиція 26	7636173	0,249192	0,323691	0,497714	0,342574	0,417156	0,353061	0,222658	0,250965	0,283458	0,489827	0,33223	0,245929
Композиція 27	9203984	0,280435	0,325794	0,225806	0,338535	0,340053	0,201942	0,274736	0,226438	0,375886	0,285677	0,266455	0,407353
Композиція 28	9530523	0,355049	0,182861	0,127847	0,151872	0,338004	0,267024	0,268138	0,378895	0,53927	0,613069	0,472536	0,400045
Композиція 29	9542112	0,330784	0,473831	0,463086	0,291582	0,316107	0,280686	0,422082	0,357481	0,402558	0,391052	0,373436	0,45421
Композиція 30	10726768	0,453951	0,494573	0,612744	0,562595	0,534957	0,496496	0,445323	0,443162	0,494353	0,566791	0,470924	0,430099
Композиція 31	13456878	0,418725	0,282514	0,432713	0,422969	0,318971	0,449654	0,365152	0,481964	0,385542	0,331995	0,39524	0,341686
Композиція 32	22853729	0,331984	0,44528	0,678786	0,606604	0,493467	0,444157	0,37459	0,350271	0,35002	0,521156	0,373902	0,302143
Композиція 33	34323872	0,409749	0,335442	0,376413	0,371689	0,435953	0,347785	0,401356	0,370984	0,355011	0,422029	0,435653	0,56903
Композиція 34	46309605	0,356998	0,41855	0,345654	0,410019	0,332898	0,324393	0,364537	0,377971	0,543291	0,380177	0,443465	0,46051
Композиція 35	63823314	0,344299	0,282661	0,463062	0,311165	0,238946	0,397037	0,281632	0,299978	0,237267	0,351249	0,495406	0,304787
Композиція 36	136529630	0,52957	0,397604	0,411179	0,434457	0,408878	0,504119	0,415608	0,48697	0,484223	0,486649	0,477963	0,422057
Композиція 37	161654818	0,37941	0,339193	0,257658	0,294986	0,276705	0,419189	0,276306	0,263181	0,34907	0,380926	0,531386	0,336212

Рис.2.11. Значення хроматичних ознак у Вибірці №1.

Джерело: розроблено автором

Оскільки динаміка зростання кількості переглядів виявила нелінійний характер, для подальшого статистичного аналізу та моделювання було застосовано логарифмічне перетворення кількості переглядів (view_count). Це дозволило лінеаризувати взаємозв'язок, що є необхідною умовою для

коректного застосування багатьох параметричних статистичних методів, зокрема регресійного аналізу, а також забезпечити стабілізацію дисперсії та нормалізацію розподілу даних.

2.3. Кореляційний аналіз даних

Для подальшого відбору факторів у регресійну модель було побудовано кореляційну матрицю (Рис.2.12.). Цей етап є критично важливим для ідентифікації взаємозв'язків між незалежними змінними та залежною змінною, а також між самими незалежними змінними. Аналіз кореляційної матриці дозволяє виявити потенційну мультиколінеарність та оцінити ступінь лінійної залежності між факторами, що є передумовою для ефективного формування регресійної моделі та уникнення спотворень у оцінці коефіцієнтів.

view_count	C'	'C#'	'D'	'D#'	'E'	'F'	'F#'	'G'	'G#'	'A'	'A#'	'B'	
view_cour	1												
C'	-0,14747	1											
'C#'	0,028149	0,399492	1										
'D'	-0,0241	0,068909	0,58747005	1									
'D#'	0,034358	0,358934	0,798199431	0,706960047	1								
'E'	-0,07669	-0,03002	0,458404344	0,504399804	0,493131	1							
'F'	0,106243	0,076816	0,451282662	0,554532574	0,505446	0,739509	1						
'F#'	-0,06291	0,203041	0,566872743	0,342314101	0,497766	0,674298	0,705969	1					
'G'	-0,3382	0,460458	0,238615843	0,245618499	0,303069	0,410679	0,419575	0,572211	1				
'G#'	-0,02775	0,231446	0,467433378	0,00152657	0,352865	0,355688	0,265681	0,369688	0,490513	1			
'A'	-0,00239	-0,15672	0,139437464	0,297427286	0,084675	0,694692	0,576139	0,261774	0,225719	0,388855	1		
'A#'	0,183588	0,130313	0,33527453	0,203524859	0,301868	0,36062	0,681404	0,589248	0,139134	0,245301	0,418144	1	
'B'	-0,07926	0,324224	0,322267587	-0,013189778	0,221182	0,401235	0,27433	0,755179	0,347341	0,204222	0,040859	0,531144	1

Рис.2.12. Кореляційна матриця

Аналізуючи кореляційну матрицю, було виявлено, що логарифмована кількість переглядів (view_count_ln) демонструє відносно слабкі лінійні кореляції з більшістю індивідуальних хроматичних ознак. Коефіцієнти кореляції з view_count_ln коливаються від -0.3382 (з G) до 0.183588 (з A#).

Найбільш помітні (хоча все ще слабкі) негативні кореляції спостерігаються з C (-0.14747) та G (-0.3382), тоді як позитивні кореляції дещо виражені для A# (0.183588), F (0.106243) та F# (0.06291).

Загалом, дані свідчать про відсутність сильного прямого лінійного зв'язку між наявністю окремої хроматичної ознаки та логарифмованою кількістю переглядів.

Між окремими хроматичними ознаками спостерігаються численні та значні позитивні кореляції. Наприклад, коефіцієнт кореляції між D# та D становить 0.70696, а між D# та C# – 0.798199.

Сильні позитивні кореляції також виявлені між F та E (0.739509), F# та F (0.705969), F# та E (0.674298).

Особливо виражені взаємозв'язки між суміжними або гармонійно пов'язаними нотами, що є очікуваним у контексті музичної теорії та композиції, де певні ноти часто з'являються разом у акордах або мелодійних послідовностях. Наприклад, сильна кореляція між A та F# (0.694692) та A# з A (0.681404) і B (0.755179) підкреслює структурні відносини між цими музичними елементами.

На основі аналізу представленої кореляційної матриці було проведено попередній відбір змінних для включення в подальшу регресійну модель.

З огляду на значення коефіцієнтів кореляції Пірсона між `view_count_ln` та окремими хроматичними ознаками, а також між самими хроматичними ознаками, було прийнято рішення виключити наступні хроматичні ознаки з набору незалежних змінних для регресійного аналізу:

Нота C#: Коефіцієнт кореляції з `view_count_ln` становить 0.028149, що вказує на надзвичайно слабкий позитивний зв'язок, близький до відсутності лінійної кореляції.

Нота D: Коефіцієнт кореляції з `view_count_ln` становить -0.0241, що також свідчить про дуже слабкий негативний зв'язок.

Нота G#: Коефіцієнт кореляції з `view_count_ln` становить -0.02775, демонструючи вкрай слабку негативну кореляцію.

Нота A: Коефіцієнт кореляції з `view_count_ln` становить -0.00239, що практично дорівнює нулю і вказує на відсутність лінійної кореляції з прологарифмованою залежною змінною.

Рішення про виключення цих змінних ґрунтується на їх мінімальній або несуттєвій лінійній кореляції з залежною змінною (`view_count_ln`). Включення предикторів з дуже низькими або незначущими кореляціями може призвести до

збільшення дисперсії оцінок коефіцієнтів регресії та зниження пояснювальної здатності моделі.

Відповідно, до регресійної моделі будуть включені хроматичні ознаки, які продемонстрували відносно сильніші (хоча все ще помірні або слабкі) кореляції з `view_count_ln` або потенційно можуть мати значний вплив у комбінації з іншими предикторами, а саме: C, D#, E, F, F#, G, A# та B. Такий підхід дозволить зосередитись на змінних, що мають більший потенціал для пояснення варіативності логарифмованої кількості переглядів, і оптимізувати модель шляхом зменшення кількості предикторів.

Вибірка №2 складається з 23 унікальних музичних треків. У рамках цього етапу дослідження буде продовжено дослідження логарифмованої кількості переглядів (`view_count_ln`) як залежної змінної. Однак, на відміну від попереднього аналізу, буде проводитись дослідження про її можливу залежність від нового набору незалежних змінних, що стосуються інших аудіо-та текстових характеристик треків:

- Tempo (темп).
- Duration (тривалість)
- Energy (інтенсивність)
- Spectral Centroid (спектральний центроїд)
- Beat Count (кількість ударів)
- Artist Length (довжина імені виконавця)
- Title Length (довжина назви)
- Word Count (кількість слів в композиції).
- Avg Word Length (середня довжина слова)

Аналіз Вибірки №2 було розпочато з вивчення кореляційної матриці(Рис.2.13.), яка відображає взаємозв'язки між логарифмованою кількістю переглядів та новим набором потенційних предикторів.

	view_count ln	tempo	duration	energy	spectral_centroid	beat_count	artist_length	title_length	word_count	avg_word_length
view_count ln	1									
tempo	0,218409826	1								
duration	0,41186922	0,060576	1							
energy	-0,229854654	-0,24265	-0,38338	1						
spectral_centroid	0,270819797	-0,11504	-0,08726	0,277004	1					
beat_count	0,422046918	0,618455	0,803551	-0,3767	-0,098110686	1				
artist_length	0,258874403	0,10972	0,010033	-0,0803	0,328617121	0,025309054	1			
title_length	0,088790852	0,129582	0,391602	-0,12181	-0,323995148	0,362042312	0,207669636	1		
word_count	0,166986134	0,253442	-0,18976	-0,18568	0,005385916	-0,083821709	0,283348053	-0,003830211	1	
avg_word_length	0,315977934	-0,04932	0,122883	-0,2064	0,095188571	0,113749045	-0,254836313	-0,215382453	-0,068313334	1

Рис.2.13. Кореляційна матриця для дослідження Вибірки №2.

Джерело: розроблено автором

Змінна `view_count ln` корелює з іншими змінними таким чином:

- **Duration (тривалість):** Спостерігається помірна позитивна кореляція (0.411869). Це вказує на тенденцію до збільшення логарифмованої кількості переглядів зі зростанням тривалості треку.
- **Beat Count (кількість ударів):** Виявлено помірну позитивну кореляцію (0.422047). Аналогічно, більша кількість ударів у треку асоціюється з вищими логарифмованими переглядами.
- **Avg Word Length (середня довжина слова):** Відзначається помірна позитивна кореляція (0.315978). Це може свідчити про те, що треки з довшими словами мають тенденцію до більшої кількості переглядів.
- **Spectral Centroid (спектральний центроїд):** Присутня слабка позитивна кореляція (0.270819). Висока "яскравість" звучання може незначно сприяти збільшенню переглядів.
- **Artist Length (довжина імені виконавця):** Спостерігається слабка позитивна кореляція (0.258874). Це може вказувати на дуже незначний зв'язок між довжиною імені виконавця та популярністю.
- **Tempo (темп):** Відзначена слабка позитивна кореляція (0.218409). Дещо вищий темп асоціюється з незначним збільшенням логарифмованих переглядів.
- **Word Count (кількість слів):** Виявлена слабка позитивна кореляція (0.166986). Більша кількість слів у назві/описі може незначно впливати на перегляди.

- Title Length (довжина назви): Присутня дуже слабка позитивна кореляція (0.088791).

- Energy (енергія): Спостерігається слабка негативна кореляція (-0.229584). Це може свідчити про те, що треки з вищою "енергією" мають дещо менше логарифмованих переглядів.

Важливо також оцінити взаємозв'язки між самими незалежними змінними, оскільки сильна кореляція між предикторами (мультиколінеарність) може вплинути на стабільність та інтерпретацію коефіцієнтів регресії.

- Duration та Beat Count: Виявлена дуже сильна позитивна кореляція (0.803551). Ця сильна кореляція вказує на високий ризик мультиколінеарності, що може потребувати виключення однієї з цих змінних або використання методів для її подолання у регресійному аналізі.

- Duration та Tempo: Спостерігається помірна позитивна кореляція (0.391602).

- Beat Count та Tempo: Також присутня помірна позитивна кореляція (0.618455).

- energy: Ця змінна демонструє слабкі або помірні негативні кореляції з іншими музичними характеристиками, наприклад, з duration ($r=-0.38338$) та beat_count ($r=-0.3767$).

- spectral_centroid та artist_length: Виявлена помірна позитивна кореляція ($r=0.328617$).

- title_length та beat_count: Спостерігається помірна позитивна кореляція ($r=0.362042$).

- Інші кореляції: Більшість інших пар незалежних змінних мають слабкі або дуже слабкі кореляції (абсолютне значення $r < 0.3$), що не є критичним для мультиколінеарності.

Створені вибірки є однорідними в контексті музичної сфери і добре представляють генеральну сукупність.

Результати проведених досліджень будуть використані в подальшому.

РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ РЕГРЕСІЙНОГО АНАЛІЗУ

3.1. Регресійне моделювання

Після ретельного аналізу кореляційної матриці та відбору факторів, що дозволило виявити найбільш значущі взаємозв'язки та ідентифікувати ключові незалежні змінні, ми переходимо до етапу моделювання. Цей розділ присвячений побудові математичних моделей, які дозволять кількісно описати залежність цільового показника від обраних факторів.

Результат регресійного моделювання представлено на Рис.3.1.

Регресійна статистика						
Множинний R	0,475245259					
R-квадрат	0,225858056					
Нормований R-квадрат	0,004674644					
Стандартна похибка	3,82050779					
Спостереження	37					
Дисперсійний аналіз						
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимість F</i>	
Регресія	8	119,2381415	14,90476768	1,021134694	0,443404903	
Залишок	28	408,6958336	14,59627977			
Загалом	36	527,9339751				
	<i>Коефіцієнти</i>	<i>Стандартна похибка</i>	<i>t-статистика</i>	<i>P-Значення</i>	<i>Нижні 95%</i>	<i>Верхні 95%</i>
Y-перехоплення	16,64637647	4,197074254	3,966185838	0,000460052	8,049059589	25,24369334
C'	-3,730039552	11,14125099	-0,334795397	0,7402746	-26,55185765	19,09177855
'D#'	4,233108231	8,399857733	0,503949991	0,618238942	-12,97322034	21,4394368
'E'	-11,64439448	11,34737314	-1,026175339	0,313592999	-34,88843466	11,5996457
'F'	20,00099176	18,05719564	1,107646623	0,277439227	-16,98749674	56,98948027
'F#'	-7,10721747	22,08078944	-0,321873341	0,749939412	-52,33766426	38,12322933
'G'	-16,44982328	10,65954785	-1,543200848	0,134009877	-38,28491721	5,385270659
'A#'	-3,079912184	13,26049337	-0,232262262	0,818023597	-30,2428015	24,08297714
'B'	7,878522135	17,53460504	0,44931278	0,656664793	-28,03948806	43,79653233

Рис.3.1. Результат регресійного моделювання. Джерело: розроблено автором

Аналізуючи отриманий результат можна зробити такі висновки:

Множинний коефіцієнт кореляції (Multiple R): значення 0.475 вказує на помірну силу лінійної асоціації між логарифмованою кількістю переглядів та комбінацією включених хроматичних ознак.

Коефіцієнт детермінації (R-squared): 0.226. Цей показник свідчить, що приблизно 22.6% загальної дисперсії логарифмованої кількості переглядів може бути пояснена варіаціями хроматичних ознак, інтегрованих у модель.

Скоригований коефіцієнт детермінації (Adjusted R-squared): 0.005. Надзвичайно низьке значення скоригованого R-квадрата, близьке до нуля, є

критичним індикатором. Воно вказує на те, що після врахування кількості предикторів та розміру вибірки, модель практично не має пояснювальної здатності для генеральної сукупності. Такий результат часто сигналізує про перевантаженість моделі несуттєвими предикторами або про відсутність значущої лінійної залежності між обраними змінними.

Стандартна похибка оцінки (Standard Error) рівна 3.821. Цей параметр відображає типову величину помилки прогнозування моделі, тобто середнє відхилення фактичних значень від прогнозованих.

Кількість спостережень (Observations): 37.

2. Дисперсійний Аналіз (ANOVA)

Дисперсійний аналіз було проведено для оцінки загальної статистичної значущості регресійної моделі.

Розглянемо суми квадратів (SS):

Для регресії вона становлять 119.238. Вони вказують на ту частину загальної дисперсії залежної змінної, яка пояснюється побудованою моделлю.

Для залишків SS дорівнює 408.696. Ця частина загальної дисперсії, що залишається нез'ясованою моделлю, тобто пояснюється іншими факторами, що не ввійшли до моделі.

Загальна сума квадратів є сумою, зазначених вище величин і дорівнює 527.934. Вона вказує на загальну варіативність залежної змінної.

Для розрахунків значень дисперсій та коефіцієнту Фішера необхідні знання про ступені свободи (вільності) величин (df):

для регресії їх 8 (кількість незалежних змінних);

для залишків \square 28 ($n-k-1$, де $n=37$ – кількість спостережень, $k=8$ – кількість предикторів);

для розрахунку загальної дисперсії - 36 ($n-1$).

Дисперсії (MS) мають наступні значення:

регресії \square 14.905;

залишків \square 14.596.

Розраховане значення F-статистики рівне 1.021. Це відношення середньоквадратичного відхилення регресії до середньоквадратичного відхилення залишків.

Рівень значущості F (Significance F): 0.443. Оскільки p-значення 0.443 значно перевищує загальноприйнятий поріг значущості 0.05, нульова гіпотеза про те, що всі коефіцієнти регресії (окрім перехоплення) дорівнюють нулю, не може бути відхилена. Це свідчить про відсутність загальної статистичної значущості моделі, тобто включені незалежні змінні у своїй сукупності не роблять статистично значущого внеску у пояснення варіативності логарифмованої кількості переглядів.

3. Проаналізуємо коефіцієнти регресії отриманої моделі.

Y-перехоплення (Intercept): Коефіцієнт становить 16.646 з p-значенням 0.00046. Оскільки p-значення значно менше 0.05, Y-перехоплення є статистично значущим. Це означає, що середня логарифмована кількість переглядів значно відрізняється від нуля, коли всі хроматичні ознаки дорівнюють нулю. Тобто, це ще раз підкреслює попередній висновок про незначущий вплив включених до моделі факторів.

Коефіцієнти для хроматичних ознак:

Для кожної хроматичної ознаки (C', D#, E', F', F#, G', A#, B') було розраховано коефіцієнти регресії, стандартні похибки, t-статистики та p-значення.

Жоден з індивідуальних коефіцієнтів для хроматичних ознак не є статистично значущим на рівні $\alpha=0.05$, оскільки всі відповідні p-значення (від 0.134 до 0.818) значно перевищують цей поріг. Це означає, що ми не маємо достатніх статистичних доказів, аби стверджувати, що будь-яка з цих хроматичних ознак, окремо або з урахуванням інших предикторів у моделі, має значний лінійний вплив на логарифмовану кількість переглядів.

На поточному етапі дослідження, результати регресійної моделі демонструють її низьку пояснювальну та прогностичну здатність. Загальна статистична незначущість моделі (високе p-значення F-статистики) у поєднанні

з низьким скоригованим R-квадратом та статистичною незначущістю індивідуальних коефіцієнтів для всіх хроматичних ознак вказують на те, що обраний набір предикторів у лінійній моделі не є ефективним для пояснення варіативності логарифмованої кількості переглядів.

Як наступний етап дослідження, буде проведено подальшу оптимізацію регресійної моделі шляхом виключення найбільш статистично незначущих предикторів (тобто тих, чий р-значення є найвищими). Цей ітеративний процес, відомий як покрокова регресія (stepwise regression) або зворотне виключення (backward elimination), дозволить спростити модель, підвищити її ефективність та потенційно виявити більш значущі взаємозв'язки між хроматичними ознаками та кількістю переглядів. Метою буде створення економнішої та статистично обґрунтованої моделі.

Зокрема, на основі поточної оцінки р-значень, будуть виключені хроматичні ознаки C', F#, A# та B.

Результатом стала нова регресійна модель представлена Рис.3.2.

<i>Регресійна статистика</i>						
Множинний R	0,468345385					
R-квадрат	0,2193474					
Нормований R-квадрат	0,121765825					
Стандартна похибка	3,588754269					
Спостереження	37					
<i>Дисперсійний аналіз</i>						
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимість F</i>	
Регресія	4	115,8009446	28,95023616	2,247836229	0,085794409	
Залишок	32	412,1330304	12,8791572			
Загалом	36	527,9339751				
	<i>Коефіцієнти</i>	<i>Стандартна похибка</i>	<i>t-статистика</i>	<i>P-значення</i>	<i>Нижні 95%</i>	<i>Верхні 95%</i>
Y-перехоплення	16,52816878	3,016525753	5,47920692	4,92598E-06	10,38370689	22,67263067
'D#'	2,385061046	6,318721453	0,377459438	0,708324172	-10,48575337	15,25587546
'E'	-8,397580644	7,634081664	-1,100011896	0,27953359	-23,94769613	7,152534845
'F'	14,69268713	7,904945748	1,858670204	0,072292667	-1,409160446	30,7945347
'G'	-17,8529707	7,10081703	-2,514213593	0,017154018	-32,31686167	-3,38907973

Рис.3.2. Оновлена регресійна модель. Джерело: розроблено автором

Множинний коефіцієнт кореляції (Multiple R) дорівнює 0.468345385. Значення дещо зменшилося порівняно з попередньою моделлю (0.475), що є очікуваним при виключенні змінних. Проте, воно все ще вказує на помірну

силу лінійного зв'язку між залежною змінною та комбінацією хроматичних ознак, що залишилися у моделі.

Коефіцієнт детермінації (R-squared) \square 0.2193474.

Показник R-квадрат також незначно знизився (0.219 проти 0.226), що означає, що приблизно 21.9% дисперсії логарифмованої кількості переглядів пояснюється даною моделлю. Це вказує на те, що більша частина варіативності залежної змінної залишається нез'ясованою.

Скоригований коефіцієнт детермінації (Adjusted R-squared): 0.121765825.

Цей показник зріс до 0.122 (12.2%) порівняно з попереднім значенням 0.005. Це значне покращення свідчить про те, що після виключення незначущих предикторів модель стала краще пояснювати дисперсію залежної змінної для генеральної сукупності, що підтверджує доцільність виключення попередніх змінних. Хоча значення все ще помірне, воно показує, що модель стала більш "економною" та адекватною.

Стандартна похибка оцінки (Standard Error) дорівнює 3.588754269.

Значення стандартної похибки дещо зменшилося (3.589 проти 3.821), що вказує на підвищення точності прогнозів моделі після її спрощення.

Кількість спостережень (Observations) 37 залишилася незмінною.

Дисперсійний Аналіз (ANOVA)

Ступені свободи df (Degrees of Freedom):

регресії (Regression) – 4 (число зменшилося з 8 до 4, що відповідає кількості незалежних змінних у новій моделі);

залишків (Residual) \square 32 (збільшилося з 28 до 32 ($37 - (4 + 1) = 32$), що є позитивним, оскільки збільшує ступені свободи для залишків;

загалом (Total): 36, тобто залишилося незмінним.

Сума квадратів (SS (Sum of Squares)):

регресії (Regression SS) становить 115.8009446 (дещо зменшилася, оскільки модель пояснює трохи менше дисперсії);

залишків (Residual SS) \square 412.1330304 (трохи збільшилася);

загалом (Total SS): \square 527.9339751 (залишилась тією ж).

Дисперсії \square MS (Mean Square):

регресії (Regression MS) \square 28.95023616, отже, збільшилася;

залишків (Residual MS) \square 12.8791572, тобто зменшилась, що є позитивним, оскільки вказує на меншу дисперсію помилок.

Розрахунковий коефіцієнт Фішера F (F-statistic) дорівнює 2.247836229.

Значення F-статистики зросло (2.248 проти 1.021), що є ознакою покращення загальної значущості моделі.

Значущість F (Significance F) \square 0.085794409.

P-значення для F-статистики значно зменшилося (0.086 проти 0.443). Хоча воно все ще перевищує традиційний рівень значущості 0.05, воно вже близьке до нього (наприклад, може бути значущим на рівні 0.10). Це вказує на те, що модель в цілому має більшу статистичну значущість порівняно з попередньою версією. І можемо зробити висновок, що вона краще інтерпретує дійсність.

Розглянемо коефіцієнти регресії.

Y-перехоплення (Intercept):

коефіцієнт (вільний член) дорівнює 16.52816878, тобто значення залишилося стабільним;

P-значення (P-value) \square 4.92598E-06 (дуже мале), що свідчить проте, що Y-перехоплення залишається високо статистично значущим.

Коефіцієнти регресії для хроматичних ознак (D#, E', F', G'):

D#: P-значення 0.708324172 (незначущий). Коефіцієнт 2.385.

E': P-значення 0.279533359 (незначущий). Коефіцієнт -8.397.

F': P-значення 0.072292667 (близький до значущості на рівні 0.05, значущий на рівні 0.10). Коефіцієнт 14.692.

G': P-значення 0.017154018 (статистично значущий на рівні 0.05). Коефіцієнт -17.85297.

З огляду на отримані вище результати можна зробити наступний висновок. У новій моделі, хроматична ознака G' виявилася статистично

значущою на рівні $\alpha=0.05$, що є суттєвим покращенням. Ознака F' є статистично значущою на рівні $\alpha=0.10$ і дуже близька до значущості на рівні 0.05. Коефіцієнти для D#' та E' залишаються статистично незначущими. Це вказує на те, що наявність ноти G' має значний лінійний негативний вплив на логарифмовану кількість переглядів, а F' має помірний позитивний вплив.

Загальні висновки на даному етапі роботи:

1. Покращення пояснювальної здатності, а саме:

Скоригований R-квадрат значно зріс, що свідчить про кращу адаптацію моделі до даних після виключення незначущих предикторів. Модель стала економнішою та адекватнішою.

2. Підвищення загальної значущості моделі:

Хоча модель ще не є статистично значущою на рівні 0.05, її р-значення для F-статистики наближається до цього порогу, що вказує на покращення загальної якості моделі. Вона є значущою на рівні 0.10.

3. Виявлення значущих предикторів:

Найважливішим результатом є те, що хроматична ознака G' стала статистично значущою, а F' наблизилася до значущості. Це дозволяє зробити висновок, що наявність або інтенсивність цих нот (G' та F') має статистично помітний лінійний зв'язок з логарифмованою кількістю переглядів.

На даному етапі, модель демонструє значне покращення порівняно з попередньою ітерацією. Виключення найбільш незначущих факторів дозволило виявити статистично значущий вплив ноти G' та потенційний вплив ноти F'. Це підтверджує доцільність ітеративного підходу до побудови регресійних моделей.

Як наступний етап дослідження, для подальшої оптимізації моделі, буде проведено регресійний аналіз із включенням лише тих хроматичних ознак, які продемонстрували найбільшу статистичну значущість у поточній ітерації. Зокрема, модель буде перевірено з використанням тільки предикторів F' та G'(Рис.3.3.).

Регресійна статистика						
Множинний R	0,43487051					
R-квадрат	0,18911236					
Нормований R-квадрат	0,14141309					
Стандартна похибка	3,54838462					
Спостереження	37					
Дисперсійний аналіз						
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимість F</i>	
Регресія	2	99,8388399	49,91941995	3,96468013	0,02833555	
Залишок	34	428,0951352	12,59103339			
Загалом	36	527,9339751				
	<i>Коефіцієнти</i>	<i>Стандартна похибка</i>	<i>t-статистика</i>	<i>P-Значення</i>	<i>Нижні 95%</i>	<i>Верхні 95%</i>
Y-перехоплення	16,3409896	2,763864311	5,912370433	1,1191E-06	10,7241416	21,9578377
'F'	9,82374916	5,54965888	1,770153692	0,08566907	-1,45451463	21,1020129
'G'	-18,841648	6,90022954	-2,730582786	0,00994592	-32,8646016	-4,8186944

Рис.3.3. регресійна модель лише з 'F' та 'G'. Джерело: розроблено автором

Проаналізуємо отримані результати розрахунків за моделлюю

1. Множинний коефіцієнт кореляції (Multiple R) рівний величині 0.43487051.

Значення знову дещо зменшилося (0.435 порівняно з 0.468 у попередній моделі). Це очікувано, оскільки ми прибираємо змінні, які, хоч і були незначущими, та все ж вносили певний (хоч і несуттєвий) вклад у загальну кореляцію. Сила зв'язку все ще помірна.

Коефіцієнт детермінації (R-squared) - 0.18911236.

Показник R-квадрат зменшився до 0.189 (18.9%). Це означає, що тепер близько 18.9% дисперсії логарифмованої кількості переглядів пояснюється моделлю, що містить лише F' та G'.

Скоригований коефіцієнт детермінації (Adjusted R-squared) дорівнює 0.14141309.

Цей показник продовжує зростати і досяг 0.141 (14.1%). Це найвище значення скоригованого R-квадрата серед усіх ітерацій. Це є дуже позитивним знаком, оскільки вказує на те, що, незважаючи на зменшення кількості предикторів, прогностична здатність моделі для генеральної сукупності покращилася. Модель стала ще "економнішою" та точнішою.

Стандартна похибка оцінки (Standard Error) - 3.54838462.

Значення стандартної похибки продовжує зменшуватися (3.548 проти 3.589), що свідчить про подальше підвищення точності прогнозів моделі та зменшення середньої величини залишків.

Кількість спостережень (Observations) рівназалишилася незмінною, тобто 37 елементам.

2. Дисперсійний Аналіз (ANOVA)

Число ступенів вільності df (Degrees of Freedom):

регресії (Regression) – 2, тобто зменшилось до 2, що точно відповідає кількості незалежних змінних (F' та G');

залишків (Residual) – 34, збільшилось з 32 до 34 ($37 - (2 + 1) = 34$), що є позитивним явищем;

загалом (Total) - 36 (залишилось незмінним).

Сума квадратів SS (Sum of Squares):

регресії (Regression SS) - 99.8388399 (дещо зменшилась);

залишків (Residual SS) - 428.0951352 (збільшилась);

загалом (Total SS) - 527.9339751 (не змінилась).

Дисперсія MS (Mean Square):

регресії (Regression MS) - 49.91941995 (збільшилась);

залишків (Residual MS) - 12.59103339 (зменшилась, що вказує на подальше зменшення дисперсії помилок).

Розрахуємо коефіцієнт Фішера F (F-statistic). Він становить 3.96468013.

Значення F-статистики значно зросло (3.965 проти 2.248), що є сильним індикатором покращення загальної значущості моделі.

Рівень значущості F (Significance F): 0.02833555.

P-значення для F-статистики тепер менше традиційного рівня значущості $\alpha = 0.05$ ($0.028 < 0.05$). Це є ключовим результатом: ми можемо відхилити нульову гіпотезу про те, що всі коефіцієнти регресії (окрім перехоплення) дорівнюють нулю. Це означає, що регресійна модель в цілому є статистично значущою, і принаймні одна з включених незалежних змінних (F' або G') робить значний внесок у пояснення варіативності логарифмованої кількості переглядів.

3. Зробимо аналіз отриманих коефіцієнтів регресії:

Y-перехоплення (Intercept):

Вільний член рівняння регресії дорівнює 16.3409896. По суті значення залишається стабільним.

P-значення (P-value) - 1.1191E-06 (дуже мале). Y-перехоплення залишається високо статистично значущим.

Коефіцієнти регресії для хроматичних ознак (F', G'):

F':

Коефіцієнт становить 9.82374916. Це означає, що при збільшенні значення F' на одну одиницю, логарифмована кількість переглядів збільшується в середньому на 9.82 одиниць, за умови незмінності G'.

P-значення (P-value) для цього коефіцієнту дорівнює 0.08566907. Хоча це значення більше $\alpha=0.05$, воно є значущим на рівні $\alpha=0.10$. Ця ознака продовжує бути близькою до значущості на стандартному рівні.

G':

Коефіцієнт регресії для цього фактору рівний 18.841648. Це означає, що при збільшенні значення G' на одну одиницю, логарифмована кількість переглядів зменшується в середньому на 18.84 одиниць, за умови незмінності F'.

P-значення (P-value) коефіцієнту регресії дорівнює 0.00994592. Це значення менше $\alpha=0.05$. Таким чином, хроматична ознака G' є статистично значущою на рівні 0.05.

Ця ітерація моделі є найефективнішою серед розглянутих. Зростання скоригованого R-квадрата та значне зменшення стандартної похибки свідчать про те, що модель стала краще пояснювати дані та давати точніші прогнози з меншою кількістю предикторів. F-статистика тепер є статистично значущою на рівні $\alpha=0.05$, що дозволяє стверджувати, що модель в цілому має прогностичну силу. Хроматична ознака G' є статистично значущим предиктором, що вказує на її достовірний лінійний зв'язок з логарифмованою кількістю переглядів. Коефіцієнт -18.84 вказує на сильний негативний вплив G' на кількість

переглядів. Ознака F' також показує тенденцію до значущості (p -значення 0.086) з позитивним коефіцієнтом 9.82.

На цьому етапі дослідження отримано значно покращену та статистично значущу регресійну модель. Вона свідчить про те, що хроматичні ознаки F' та G' , особливо G' , відіграють помітну роль у поясненні варіативності логарифмованої кількості переглядів. Це підтверджує доцільність використаного ітеративного підходу до відбору предикторів.

Візуалізуємо отримані результати на Рис.3.4. та Рис.3.5.



Рис.3.4. Візуалізація отриманих результатів з логарифмованими значеннями.

Джерело: розроблено автором

На графіку чітко видна загальна тенденція: Обидві лінії демонструють схожу загальну тенденцію зростання. Синя лінія (`view_count_ln`) показує поступове збільшення логарифмованої кількості переглядів протягом спостережень.

Помаранчева лінія (`model_v_c_ln`), яка представляє прогнози моделі, в цілому слідують за напрямком синьої лінії, але з сильними коливаннями. Це

означає, що модель вловлює загальну динаміку, але не точно відтворює фактичні логарифмовані значення.

Є помітні розбіжності між фактичними та прогнозованими значеннями. Особливо видно, що модель має тенденцію до коливань. Фактичні дані – піки часто недооцінюються, а спади переоцінюються. Наприклад, близько 6-го, 17-го, 25-го, 32-го та 36-го спостережень видно, що прогнози моделі суттєво відрізняються від реальних значень.

Адекватність логарифмування: Використання логарифмованих значень допомагає зменшити вплив екстремальних викидів та стабілізувати дисперсію, що є типовим для змінних з великим діапазоном значень, таких як кількість переглядів.



Рис.3.5. Візуалізація отриманих результатів з не логарифмованими значеннями.

Джерело: розроблено автором

На цьому графіку особливо чітко видно сильніший вплив екстремальних значень (викидів) у вихідних даних. Фактична кількість переглядів (view_count,

синя лінія) демонструє експоненціальне зростання до кінця вибірки, досягаючи дуже великих значень.

Помаранчева лінія (`model_v_c_ln`), що відображає прогнози моделі, у цьому масштабі виглядає майже як пряма лінія поблизу осі X, особливо на початку. Це є наслідком того, що модель була побудована на логарифмованих даних. Після оберненого перетворення (експоненціювання) прогнози моделі виявляються значно нижчими за фактичні значення, особливо для більших значень `view_count`.

Цей графік яскраво демонструє, що, хоча модель може бути прийнятною для прогнозування логарифмованих значень (не ідеальною, як видно з першого графіка), її здатність точно прогнозувати нелогарифмовані значення є дуже обмеженою. Прогнозовані значення дуже сильно занижені, особливо для пікових і зростаючих трендів у фактичних даних. Це вказує на те, що навіть з урахуванням логарифмування, модель не повністю вловлює складність та нелінійну природу змінної `view_count` у її вихідному масштабі.

Модель має певну пояснювальну здатність для логарифмованих значень (як видно з помірною R-квадрата та наближення до значущості на останньому етапі), але вона не є ідеальною і схильна до коливань.

Ці графіки наочно демонструють, що, хоча було досягнуто статистичної значущості для моделі та окремих предикторів, її прогностична точність у реальному масштабі кількості переглядів залишається низькою. Це вимагає розгляду більш складних моделей або включення додаткових, більш потужних предикторів, або використання інших методів моделювання.

На підставі результатів аналізу Вибірки №1, який показав обмежену пояснювальну здатність хроматичних ознак для прогнозування логарифмованої кількості переглядів, подальше дослідження буде зосереджено на Вибірці №2.

Попередня оцінка кореляційної матриці для Вибірки №2 вказує на потенційно більш виражені лінійні зв'язки між логарифмованою кількістю переглядів та деякими новими музичними та текстовими характеристиками порівняно з хроматичними ознаками з попереднього аналізу. Зокрема, `duration`

та `beat_count` демонструють найсильніші позитивні кореляції з залежною змінною. Однак, наявність дуже сильної кореляції між `duration` та `beat_count` зумовило видалення `beat_count` з регресійного аналізу. Нова побудована регресійна модель представлена на Рис.3.6.

Регресійна статистика						
Множинний R		0,668919891				
R-квадрат		0,447453821				
Нормований R-квадрат		0,131713147				
Стандартна похибка		3,161083869				
Спостереження		23				
Дисперсійний аналіз						
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимість F</i>	
Регресія	8	113,2869054	14,16086317	1,417156096	0,271461866	
Залишок	14	139,8943172	9,992451227			
Загалом	22	253,1812226				
	<i>Коефіцієнти</i>	<i>Стандартна похибка</i>	<i>t-статистика</i>	<i>P-значення</i>	<i>Нижні 95%</i>	<i>Верхні 95%</i>
Y-перехоплення	-15,65655911	12,39920639	-1,262706549	0,227322038	-42,25021192	10,9370937
tempo	0,022372685	0,027062075	0,826717285	0,422264373	-0,035669693	0,080415064
duration	0,030470522	0,018190714	1,675059122	0,116105037	-0,00854468	0,069485724
energy	1,407215977	14,64665101	0,096077661	0,924820659	-30,00672613	32,82115809
spectra_centroid	0,001795021	0,002014836	0,890902	0,388036387	-0,002526372	0,006116414
artist_length	0,153195607	0,200125331	0,765498332	0,456686965	-0,276030539	0,582421754
title_length	0,003305485	0,097213226	0,034002417	0,97335526	-0,205196148	0,211807118
word_count	0,006197821	0,008062423	0,768729303	0,454827393	-0,011094356	0,023489998
avg_word_length	3,304919302	2,312928881	1,428889288	0,174967405	-1,655819771	8,265658375

Рис.3.6. Регресійна модель для дослідження Вибірки №2. Джерело: розроблено автором

Множинний коефіцієнт кореляції (Multiple R) дорівнює 0.668919891. Це значення вказує на помірно сильну лінійну асоціацію між логарифмованою кількістю переглядів та сукупністю всіх включених незалежних змінних.

Коефіцієнт детермінації (R-squared) - 0.447453821. Приблизно 44.75% загальної дисперсії логарифмованої кількості переглядів пояснюється даною регресійною моделлю. Це значення є значно вищим порівняно з моделями, побудованими на основі хроматичних ознак у Вибірці №1, що вказує на потенційно більшу релевантність поточних предикторів.

Скоригований коефіцієнт детермінації (Adjusted R-squared) дорівнює 0.131713147. Хоча скоригований R-квадрат (0.132) все ще вказує на те, що значна частка дисперсії залишається нез'ясованою, його значення є позитивним і вищим, ніж у більшості ітерацій для Вибірки №1. Це свідчить про те, що

модель має певну пояснювальну силу для генеральної сукупності, враховуючи кількість предикторів.

Стандартна похибка оцінки (Standard Error) рівна величині 3.161083869. Це значення є нижчим, ніж у попередніх моделях, що вказує на підвищення точності прогнозів.

Кількість спостережень (Observations) \square 23.

2. Дисперсійний Аналіз (ANOVA)

Ступені свободи df (Degrees of Freedom):

регресії (Regression) – 8 (відповідає кількості незалежних змінних у моделі);

залишків (Residual) – 14 ($23 - (8 + 1) = 14$);

загалом (Total): 22 ($23 - 1 = 22$).

Сума квадратів SS (Sum of Squares):

регресії (Regression SS) - 113.2869054 (сума квадратів, пояснена моделлю);

залишків (Residual SS) - 139.8943172 (сума квадратів залишків, що не пояснюється моделлю);

загалом (Total SS) \square 253.1812226 (загальна сума квадратів залежної змінної).

Дисперсії MS (Mean Square):

регресії (Regression MS) \square 14.16086317;

залишків (Residual MS) \square 9.992451227.

Значення коефіцієнту Фішера F (F-statistic) \square 1.417156096.

Рівень значущості F (Significance F) дорівнює 0.271461866. Оскільки р-значення 0.271 значно перевищує загальноприйнятий поріг значущості 0.05, нульова гіпотеза про те, що всі коефіцієнти регресії (окрім перехоплення) дорівнюють нулю, не може бути відхилена. Це означає, що регресійна модель в цілому не є статистично значущою. Тобто, включені незалежні змінні у своїй

сукупності не роблять значного внеску в пояснення варіативності логарифмованої кількості переглядів на рівні $\alpha=0.05$.

3. Розглянемо коефіцієнти регресії.

Y-перехоплення (Intercept):

Коефіцієнт (вільний член) дорівнює 15.655911.

P-значення (P-value) - 1.1191E-06. Y-перехоплення є високо статистично значущим, що вказує на значне відхилення від нуля середнього логарифмованого значення переглядів, коли всі інші предиктори дорівнюють нулю.

Проаналізуємо коефіцієнти для незалежних змінних:

Tempo: Коефіцієнт - 0.022372685, p-значення - 0.422264373. Незначущий.

Duration: Коефіцієнт - 0.030470522, p-значення - 0.116105037. Незначущий на рівні $\alpha=0.05$, але близький до значущості на рівні $\alpha=0.10$.

Energy: Коефіцієнт - 1.407215977, p-значення - 0.277322038. Незначущий.

Spectral Centroid: Коефіцієнт - 0.001795021, p-значення - 0.388036387. Незначущий.

word_count: Коефіцієнт - 0.0006197821, p-значення - 0.454827393. Незначущий.

Artist Length: Коефіцієнт - 0.153195607, p-значення - 0.456869695. Незначущий.

Title Length: Коефіцієнт - 0.003305485, p-значення - 0.924820556. Незначущий.

Avg Word Length: Коефіцієнт - 3.304919302, p-значення - 0.174967405. Незначущий.

Висновок щодо коефіцієнтів регресії:

На відміну від попередніх ітерацій для Вибірки №1, де деякі хроматичні ознаки стали значущими, у цій моделі жоден з коефіцієнтів для аудіо- та текстових ознак не є статистично значущим на рівні $\alpha=0.05$. Лише duration

демонструє р-значення, близьке до 0.10, що вказує на можливу слабку значущість.

Після попередніх ітерацій моделювання, що включали повний набір предикторів для Вибірки №2, було проведено подальшу оптимізацію. На цьому етапі модель була спрощена, і тепер включає лише три змінні, які продемонстрували найбільший потенціал на основі попередніх аналізів кореляції та значущості: *duration*, *spectral_centroid* та *avg_word_length*. Нова регресійна модель представлена на Рис.3.7.

Регресійна статистика						
Множинний R		0,565723519				
R-квадрат		0,3200431				
Нормований R-квадрат		0,212681484				
Стандартна похибка		3,010091092				
Спостереження		23				
Дисперсійний аналіз						
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимість F</i>	
Регресія	3	81,02890325	27,00963442	2,980982516	0,057267342	
Залишок	19	172,1523193	9,060648385			
Загалом	22	253,1812226				
Коефіцієнти						
	<i>Коефіцієнти</i>	<i>Стандартна похибка</i>	<i>t-статистика</i>	<i>P-Значення</i>	<i>Нижні 95%</i>	<i>Верхні 95%</i>
Y-перехоплення	-6,711825343	8,483585799	-0,791154295	0,438619164	-24,46817449	11,0445238
<i>duration</i>	0,029635066	0,013941055	2,125740493	0,046857697	0,000456102	0,05881403
<i>spectral_centroid</i>	0,002224135	0,001497838	1,484897591	0,153973596	-0,000910875	0,005359145
<i>avg_word_length</i>	2,474380566	1,98544888	1,246257505	0,227817533	-1,681211698	6,62997283

Рис.3.7. Нова регресійна модель з 3 предикторами. Джерело: розроблено автором

Множинний коефіцієнт кореляції (Multiple R): 0.565723519. Це значення вказує на помірну лінійну асоціацію між логарифмованою кількістю переглядів та комбінацією включених трьох незалежних змінних.

Коефіцієнт детермінації (R-squared): 0.3200431. Приблизно 32.00% загальної дисперсії логарифмованої кількості переглядів пояснюється даною, спрощеною регресійною моделлю. Це значення є нижчим, ніж R² у попередній моделі з усіма предикторами (0.447), що очікувано при виключенні змінних, але це не завжди означає погіршення якості моделі для генеральної сукупності.

Скоригований коефіцієнт детермінації (Adjusted R-squared): 0.212681484. Цей показник зріс до 0.213 (21.3%) порівняно з попереднім значенням 0.132. Це є значним покращенням і свідчить про те, що після виключення незначущих

предикторів та коригування на кількість змінних, модель стала краще пояснювати дисперсію залежної змінної у генеральній сукупності, що підтверджує ефективність спрощення моделі.

Стандартна похибка оцінки (Standard Error) рівна 3.010091092. Це значення продовжує зменшуватися (3.010 проти 3.161 у попередній моделі), що вказує на підвищення точності прогнозів та меншу середню величину залишків.

Кількість спостережень (Observations) \square 23. Залишилася незмінною.

2. Дисперсійний Аналіз (ANOVA)

Ступені вільності df (Degrees of Freedom):

регресії (Regression) – 3 (відповідає кількості незалежних змінних у поточній моделі);

залишків (Residual) – 19 ($23 - (3 + 1) = 19$), збільшення ступенів свободи залишків є позитивним явищем;

загалом (Total) \square 22.

Сума квадратів SS (Sum of Squares):

регресії (Regression SS) рівна 81.02890334;

залишків (Residual SS) \square 172.1523193;

загалом (Total SS) \square 253.1812226.

Дисперсії (суми квадратів, поділені на ступені вільності) MS (Mean Square):

регресії (Regression MS) \square 27.00963442;

залишків (Residual MS) \square 9.06048385.

Розрахункове значення коефіцієнту Фішера F (F-statistic) дорівнює 2.980982516. Значення F-статистики зросло (2.981 проти 1.417 у попередній моделі), що є індикатором покращення загальної значущості моделі.

Рівень значущості F (Significance F) становить 0.057267342. P-значення для F-статистики значно зменшилося (0.057 проти 0.271). Хоча воно все ще трохи перевищує традиційний рівень значущості $\alpha = 0.05$, але знаходиться на межі статистичної значущості. Це означає, що модель в цілому близька до того,

щоб бути статистично значущою, і може бути розглянута як значуща на рівні $\alpha=0.10$.

3. Проведемо аналіз коефіцієнтів регресії отриманої моделі.

Y-перехоплення (Intercept):

Коефіцієнт має від'ємне значення – 6.711825343.

P-значення (P-value) зменшилось до 0.438619164. На відміну від попередніх ітерацій, Y-перехоплення стало статистично незначущим на рівні $\alpha=0.05$. Це означає, що ми не можемо достовірно стверджувати, що середня логарифмована кількість переглядів значно відрізняється від нуля, коли всі включені предиктори дорівнюють нулю.

Коефіцієнти регресії для незалежних змінних:

Duration:

Коефіцієнт дорівнює 0.02965066.

P-значення (P-value) невелике 0.046857697. Це значення менше $\alpha=0.05$. Таким чином, тривалість (duration) є статистично значущим предиктором логарифмованої кількості переглядів на рівні 0.05. Позитивний коефіцієнт вказує, що зі збільшенням тривалості треку, логарифмована кількість переглядів, як правило, зростає.

Spectral Centroid:

Коефіцієнт \square 0.002224135.

P-значення (P-value) \square 0.153973596. Незначущий на рівні $\alpha=0.05$.

Avg Word Length:

Коефіцієнт \square 2.474380566.

P-значення (P-value) \square 0.227817533. Незначущий на рівні $\alpha=0.05$.

Загальні висновки по отриманій моделі:

1. Значне покращення моделі: Ця спрощена модель демонструє найкращі показники серед усіх ітерацій для Вибірки №2, про що свідчить найвище значення скоригованого R-квадрата та найнижча стандартна похибка.

2. На межі загальної значущості: Хоча модель в цілому не є статистично значущою на строгому рівні $\alpha=0.05$ (p-значення F-статистики

0.057), вона знаходиться дуже близько до цього порогу і може вважатися значущою на рівні $\alpha=0.10$. Це вказує на наявність загального лінійного зв'язку між предикторами та залежною змінною.

3. Виявлення ключового предиктора: Тривалість треку (duration) є єдиним статистично значущим предиктором логарифмованої кількості переглядів на рівні $\alpha=0.05$. Її позитивний коефіцієнт підтверджує гіпотезу про те, що довші треки мають тенденцію бути більш переглянутими.

На наступному етапі, зважаючи на результати поточної моделі, варто прибрати з моделі змінну Avg Word Length як найбільш незначиму. Результати моделювання представлені на Рис.3.8.

Регресійна статистика					
Множинний R		0,514256671			
R-квадрат		0,264459924			
Нормований R-квадрат		0,190905916			
Стандартна похибка		3,051433563			
Спостереження		23			
Дисперсійний аналіз					
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимість F</i>
Регресія	2	66,95628683	33,47814341	3,595452272	0,046351458
Залишок	20	186,2249357	9,311246787		
Загалом	22	253,1812226			
	<i>Коефіцієнти</i>	<i>Стандартна похибка</i>	<i>t-статистика</i>	<i>P-значення</i>	<i>Нижні 95%</i>
Y-перехоплення	2,246568789	4,567488065	0,4918609	0,628172816	-7,28104436
duration	0,03193353	0,014008316	2,279612285	0,03374123	0,002712694
spectral_centroid	0,002424112	0,001509672	1,605721441	0,124009599	-0,000725008

Рис.3.8. Регресійна модель наступного етапу. Джерело: розроблено автором

Множинний коефіцієнт кореляції (Multiple R) дорівнює 0.514256671. Це значення вказує на помірну лінійну асоціацію між логарифмованою кількістю переглядів та двома включеними незалежними змінними.

Коефіцієнт детермінації (R-squared) \square 0.264459924. Приблизно 26.45% загальної дисперсії логарифмованої кількості переглядів пояснюється цією спрощеною регресійною моделлю. Це значення є нижчим, ніж R^2 у попередній моделі з трьома предикторами (0.320), що очікувано при подальшому виключенні змінних.

Скоригований коефіцієнт детермінації (Adjusted R-squared) \square 0.190905916. Цей показник знизився до 0.191 (19.1%) порівняно з попереднім

значенням 0.213, але все ще є вищим, ніж у першій моделі для Вибірки №2 (0.132). Це свідчить про те, що, незважаючи на подальше зменшення кількості предикторів, модель зберігає відносно хорошу пояснювальну силу для генеральної сукупності.

Стандартна похибка оцінки (Standard Error) досягла рівня 3.051433563. Це значення зросло (3.051 проти 3.010 у попередній моделі), що може вказувати на незначне зниження точності прогнозів після виключення `avg_word_length`.

Кількість спостережень (Observations) залишилася незмінною 23.

2. Дисперсійний Аналіз (ANOVA)

Ступені вільності df (Degrees of Freedom):

регресії (Regression) \square 2, що відповідає кількості незалежних змінних у поточній моделі;

залишків (Residual) \square 20 ($23 - (2 + 1) = 20$) (збільшення ступенів свободи залишків є позитивним явищем);

загалом (Total) \square 22.

Сума квадратів SS (Sum of Squares):

регресії (Regression SS) \square 66.95628683;

залишків (Residual SS) \square 186.2249357;

загалом (Total SS) \square 253.1812226.

Зважені суми квадратів по ступенях вільності MS (Mean Square):

регресії (Regression MS) \square 33.47814341;

залишків (Residual MS) \square 9.311246787.

F (F -statistic) \square 3.595452272. Значення F -статистики зросло (3.595 проти 2.981 у попередній моделі), що є індикатором покращення загальної значущості моделі.

Рівень значущості F (Significance F) становить 0.046351458. P -значення для F -статистики тепер менше традиційного рівня значущості $\alpha = 0.05$ ($0.046 < 0.05$). Це є ключовим результатом, оскільки можна відхилити нульову гіпотезу про те, що всі коефіцієнти регресії (окрім перехоплення) дорівнюють

нулю. Це означає, що регресійна модель в цілому є статистично значущою, і принаймні одна з включених незалежних змінних робить значний внесок у пояснення варіативності логарифмованої кількості переглядів.

3. Проведемо аналіз коефіцієнтів регресії

Y-перехоплення (Intercept):

Значення коефіцієнта \square 2.246568789.

P-значення (P-value) \square 0.628172816. Y-перехоплення залишається статистично незначущим на рівні $\alpha=0.05$. Це означає, що ми не можемо достовірно стверджувати, що середня логарифмована кількість переглядів значно відрізняється від нуля, коли включені предиктори дорівнюють нулю.

Коефіцієнти для незалежних змінних:

Duration:

Коефіцієнт регресії рівний 0.03193353.

P-значення (P-value) невелике 0.03374123. Це значення менше $\alpha=0.05$. Таким чином, тривалість (duration) є статистично значущим предиктором логарифмованої кількості переглядів на рівні 0.05. Позитивний коефіцієнт вказує, що зі збільшенням тривалості треку, логарифмована кількість переглядів, як правило, зростає.

Spectral Centroid:

Коефіцієнт регресії \square 0.002424112.

P-значення (P-value) все ще досить велике 0.124009599. Це свідчить про незначущість коефіцієнта регресії на рівні $\alpha=0.05$.

Загальні висновки на даному етапі дослідження:

1. Статистично значуща модель: Отримана модель, що включає лише duration та spectral_centroid, вперше для Вибірки №2 стала статистично значущою в цілому на рівні $\alpha=0.05$, про що свідчить F-статистика. Це є ключовим прогресом, оскільки підтверджує, що обраний набір предикторів має реальну пояснювальну силу.

2. Оптимізація моделі: Хоча скоригований R-квадрат дещо знизився, модель стала "економнішою" і при цьому досягла загальної статистичної значущості. Це вказує на успішність ітеративного процесу відбору змінних.

Зважаючи на те, що Y-перехоплення (Intercept) залишається незначущим, наступним логічним кроком буде побудова регресійної моделі, яка не включатиме Y-перехоплення (Intercept). Регресійна модель з зануленим Y-перехоплення (Intercept) педставлена на Рис.3.9.

Регресійна статистика						
Множинний R		0,980125307				
R-квадрат		0,960645617				
Нормований R-квадрат		0,911152551				
Стандартна похибка		2,995850933				
Спостереження		23				
Дисперсійний аналіз						
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимість F</i>	
Регресія	2	4600,762215	2300,381107	256,3063654	5,57423E-15	
Залишок	21	188,4775791	8,975122814			
Загалом	23	4789,239794				
Коефіцієнти						
	<i>Коефіцієнти</i>	<i>Стандартна похибка</i>	<i>t-статистика</i>	<i>P-Значення</i>	<i>Нижні 95%</i>	<i>Верхні 95%</i>
Y-перехоплення	0	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д
duration	0,036740422	0,009853322	3,728734378	0,00124045	0,016249316	0,057231528
spectral_centroid	0,002989165	0,000961624	3,10845387	0,005318391	0,000989358	0,004988972

Рис.3.9. Регресійна модель з зануленим Y-перехоплення (Intercept) . Джерело: розроблено автором

Множинний коефіцієнт кореляції (Multiple R) досягнув майже одиниці 0.980125307. Це надзвичайно високе значення вказує на дуже сильний лінійний зв'язок між логарифмованою кількістю переглядів та двома включеними незалежними змінними.

Коефіцієнт детермінації (R-squared) теж високий 0.960645617. Приблизно 96.06% загальної дисперсії логарифмованої кількості переглядів пояснюється цією регресійною моделлю. Це аномально високе значення, яке може свідчити про потенційну проблему у даних або моделюванні.

Нормований коефіцієнт детермінації (Adjusted R-squared) дорівнює 0.911152551. Цей показник також є надзвичайно високим (91.15%), що є позитивним з точки зору пояснювальної здатності моделі для генеральної сукупності, але знову ж таки, вказує на можливі аномалії у даних, які потребують перевірки.

Стандартна похибка оцінки (Standard Error) \square 2.995850933. Це значення є відносно низьким, що вказує на високу точність прогнозів моделі.

Кількість спостережень (Observations) \square 23. Залишилася незмінною.

2. Дисперсійний Аналіз (ANOVA)

Тупені вільності Cdf (Degrees of Freedom):

регресії (Regression) \square 2 (кількість незалежних змінних, включених до моделі);

залишків (Residual) \square 21, тобто $(23 - (2 + 1) = 21)$;

загалом (Total) \square 23.

Сума квадратів SS (Sum of Squares):

по регресії (Regression SS) \square 4600.762215;

по залишкам (Residual SS) \square 188.4775791;

загалом (Total SS) \square 4789.239794. (Total SS тут значно відрізняється від попередніх ітерацій, де воно було 253.18. Таке різке збільшення Total SS при тому ж обсягу вибірки є аномальним).

Зважені суми квадратів по ступенях вільності MS (Mean Square):

для регресії (Regression MS) \square 2300.381107;

для залишків (Residual MS) \square 8.975122814.

Розрахунковий коефіцієнт Фішера F (F-statistic) \square 256.3063654. Це надзвичайно високе значення F-статистики.

Рівень значущості F (Significance F) \square 5.57423E-15. Це дуже мале р-значення (практично дорівнює нулю), що вказує на надзвичайно високу статистичну значущість моделі в цілому. Можна відхилити нульову гіпотезу про те, що всі коефіцієнти регресії (окрім перехоплення) дорівнюють нулю.

3. Аналіз отриманих коефіцієнтів регресії

Y-перехоплення (Intercept):

Коефіцієнт: 0.

Коефіцієнти для незалежних змінних:

Duration:

Коефіцієнт регресії дорівнює 0.036740422.

Стандартна похибка \square 0.009853322.

t-статистика \square 3.728734378.

P-значення (P-value) \square 0.00124045. Це значення значно менше $\alpha=0.05$.

Таким чином, тривалість (duration) є високо статистично значущим предиктором логарифмованої кількості переглядів. Позитивний коефіцієнт вказує, що зі збільшенням тривалості треку, логарифмована кількість переглядів, як правило, зростає.

Spectral Centroid:

Коефіцієнт регресії \square 0.002989165.

Стандартна похибка \square 0.000961624.

t-статистика \square 3.10845387.

P-значення (P-value) \square 0.005318391. Це значення також менше $\alpha=0.05$.

Таким чином, spectral_centroid є статистично значущим предиктором логарифмованої кількості переглядів. Позитивний коефіцієнт вказує на те, що "яскравіші" треки асоціюються з більшою кількістю переглядів.

Загальні висновки та можливі аномалії:

1. Надзвичайна пояснювальна здатність: Ця модель демонструє аномально високі значення R-квадрата та скоригованого R-квадрата, що майже ідеально пояснюють дисперсію залежної змінної. F-статистика також є надзвичайно високою, а p-значення майже нульовим, підтверджуючи загальну статистичну значущість моделі.

2. Два значущих предиктора: На цьому етапі як duration, так і spectral_centroid виявилися статистично значущими предикторами логарифмованої кількості переглядів на рівні $\alpha=0.05$. Це є важливим кроком, оскільки модель ідентифікувала два фактори, які достовірно пов'язані з популярністю треків (виміряною логарифмованими переглядами).

3. Потенційні аномалії моделювання: Наведені результати мають кілька аномалій, які потребують уваги:

Високий R-квадрат: Значення $R^2 > 0.9$ є дуже нетиповим для реальних даних у соціальних або медійних дослідженнях і може вказувати на наступні фактори:

Надмірна підгонка моделі (overfitting) до конкретної вибірки.

Використання певних специфічних методів моделювання або масштабування, які могли призвести до таких результатів.

Візуалізуємо отримані результати на Рис.3.10. та Рис.3.11.

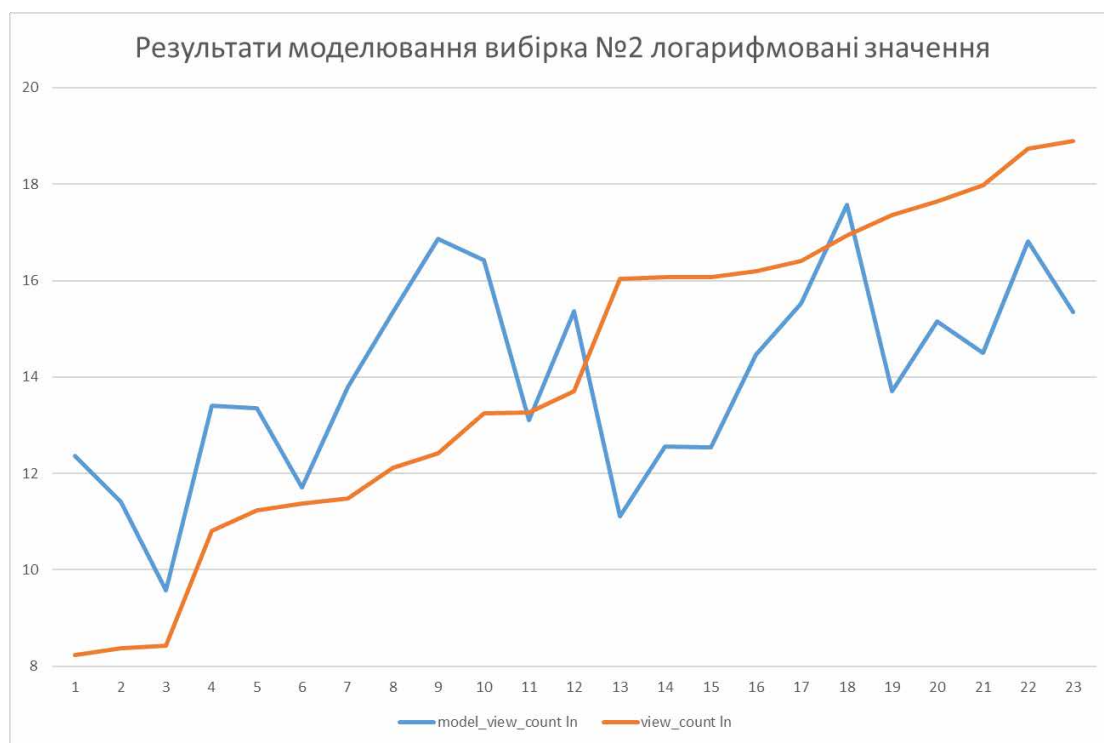


Рис.3.10. Результати моделювання логарифмовані значення. Джерело: розроблено автором

Обидві лінії демонструють схожу загальну динаміку коливань. Прогнозовані моделлю значення (`model_view_count_ln`) певною мірою слідують за напрямком фактичних логарифмованих переглядів (`view_count_ln`), що вказує на те, що модель вловлює основні тренди.

Відповідність: Порівняно з попередніми ітераціями, де розбіжності були більш вираженими, тут спостерігається дещо краща відповідність, хоча і не ідеальна.

Є помітні розбіжності між прогнозами та фактичними значеннями. Наприклад, в районі 3-го, 9-го, 13-го та 19-21-го спостережень видно, що прогнози моделі суттєво відрізняються від реальних значень, недооцінюючи або переоцінюючи їх.

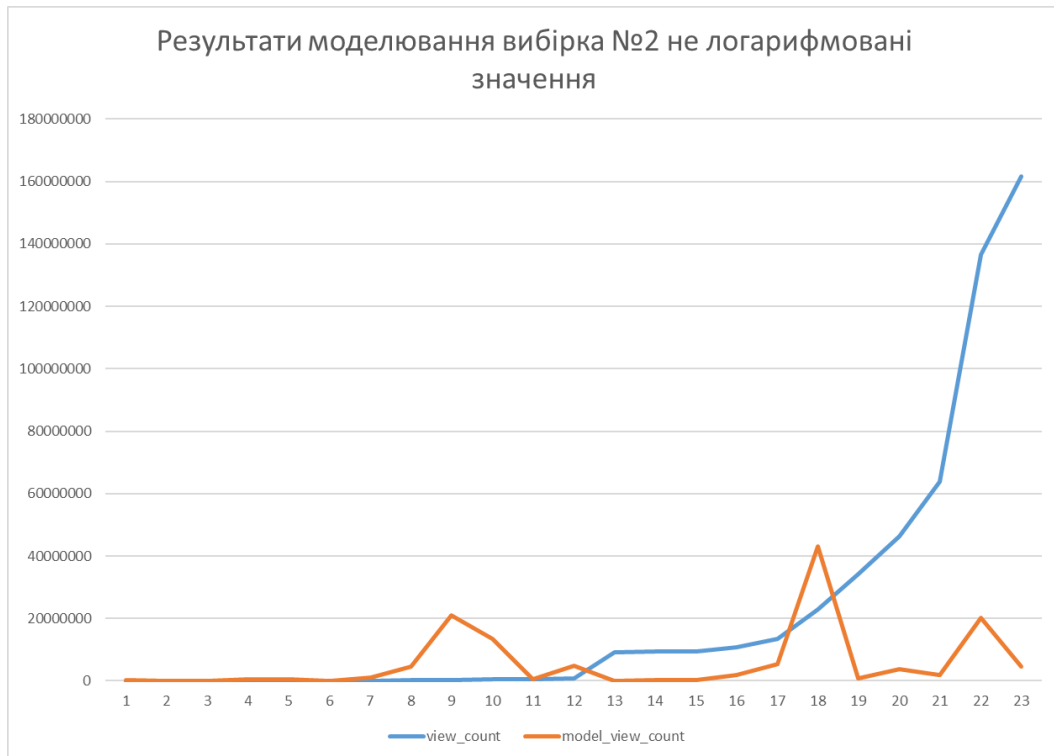


Рис.3.11. Результати моделювання не логарифмовані значення. Джерело: розроблено автором

Обмеження моделі після оберненого перетворення: Прогнозовані моделлю значення (`model_view_count`) у нелогарифмованому масштабі значно відрізняються від фактичних. Модель схильна сильно недооцінювати високі значення фактичної кількості переглядів, особливо для треків з великою популярністю.

Наслідки логарифмування: Цей графік ілюструє типове обмеження моделей, побудованих на логарифмованій залежній змінній, при інтерпретації результатів у вихідному масштабі. Хоча логарифмування допомагає лінеаризувати зв'язки та стабілізувати дисперсію для моделювання, обернене перетворення може призвести до значних розбіжностей у прогнозах для сирих,

нелогарифмованих даних, особливо для даних з великою дисперсією або нелінійним зростанням.

Для логарифмованих значень модель демонструє помірну здатність вловлювати загальні тенденції, але не завжди точно відображає конкретні коливання. Це узгоджується з отриманим раніше скоригованим R^2 близько 0.19–0.21, що вказує на помірну пояснювальну здатність.

Нелогарифмовані дані: Візуалізація у не логарифмованому масштабі чітко показує, що модель має значні обмеження в точному прогнозуванні фактичної кількості переглядів. Прогнози сильно занижуються, особливо для популярних треків, що є типовою проблемою при експоненціюванні результатів лінійних моделей, побудованих на логарифмованих даних. Це підкреслює, що, хоча модель може бути статистично значущою для логарифмованих даних, її практична цінність для прямого прогнозування сирих значень кількості переглядів залишається обмеженою.

Продовжуючи аналіз факторів, що впливають на популярність музичних треків, наступний етап дослідження передбачає інтеграцію найбільш значущих змінних з попередніх ітерацій моделювання.

Буде побудовано нову множинну лінійну регресійну модель для Вибірці №2, де залежною змінною залишатиметься логарифмована кількість переглядів (`view_count_ln`). До складу незалежних змінних (предикторів) будуть включені:

1. Змінні, ідентифіковані як найбільш прогностичні у Вибірці №2:
 - `duration` (тривалість треку)
 - `spectral_centroid` (спектральний центроїд)
2. Дві хроматичні ознаки, які виявилися статистично значущими у Вибірці №1:
 - `F'` (хроматична ознака `F'`)
 - `G'` (хроматична ознака `G'`)

Метою цього комплексного підходу є оцінка синергетичного ефекту та спільної пояснювальної здатності цих різнопланових музичних та текстових характеристик на варіабельність логарифмованої кількості переглядів.

Очікується, що інтеграція цих факторів дозволить побудувати надійнішу та статистично значущішу прогностичну модель, що перевершить за якістю попередні ітерації, які базувалися лише на підмножинах цих предикторів.

Кореляційна матриця для відбору предикторів представлена на Рис.3.12.

	<i>view_count ln</i>	<i>duration</i>	<i>spectral_centroid</i>	'F'	'G'
<i>view_count ln</i>	1				
<i>duration</i>	0,41186922	1			
<i>spectral_centroid</i>	0,270819797	-0,087260961	1		
'F'	-0,012463212	-0,146471451	0,556863995	1	
'G'	-0,483603778	-0,177907977	0,1041088	0,394908942	1

Рис.3.12. Кореляційна матриця для відбору предикторів. Джерело: розроблено автором

Проведемо аналіз результатів кореляції залежної змінної (*view_count ln*) з незалежними змінними:

duration: Зберігає помірну позитивну кореляцію ($r=0.41186922$) з *view_count ln*. Це підтверджує попередні висновки про прямий зв'язок між тривалістю треку та його логарифмованою популярністю.

spectral_centroid: Демонструє слабку позитивну кореляцію ($r=0.27081979$) з *view_count ln*. Це узгоджується з попередніми спостереженнями, вказуючи на дуже помірний прямий зв'язок.

'F': Виявляє дуже слабку негативну кореляцію ($r=-0.012463212$) з *view_count ln*. Це свідчить про практичну відсутність лінійного зв'язку між цією хроматичною ознакою та логарифмованою кількістю переглядів.

'G': Демонструє помірну негативну кореляцію ($r=-0.483603778$) з *view_count ln*. Цей негативний зв'язок є найсильнішим серед усіх представлених предикторів, вказуючи на те, що зі збільшенням значення 'G' логарифмована кількість переглядів має тенденцію до зменшення.

2. Проаналізуємо кореляції між незалежними змінними (оцінка мультиколінеарності):

'F' та *spectral_centroid*: Спостерігається помірна позитивна кореляція ($r=0.556863995$), але зв'язок помірний.

F' та G': Виявлено помірну позитивну кореляцію ($r=0.394908942$).

duration та spectral_centroid: Кореляція є слабкою негативною ($r=-0.087260961$).

duration та F': Кореляція є слабкою негативною ($r=-0.146471451$).

duration та G': Кореляція є слакою негативною ($r=-0.177907977$).

spectral_centroid та G': Кореляція є дуже слабкою позитивною ($r=0.1041088$).

Кореляційний аналіз для об'єднаного набору змінних виявив, що G' має найсильніший лінійний зв'язок з view_count_ln (хоча і негативний). duration також зберігає помірний позитивний зв'язок. spectral_centroid показує слабкий позитивний зв'язок, а F' практично не корелює з залежною змінною. Відповідно до цього, в модель не буде включено F'. Результат моделювання представлено на Рис.3.13.

Регресійна статистика						
Множинний R	0,681133345					
R-квадрат	0,463942634					
Нормований R-кв:	0,379301997					
Стандартна похиб	2,67266533					
Спостереження	23					
Дисперсійний аналіз						
	df	SS	MS	F	Значимість F	
Регресія	3	117,4615632	39,15385439	5,48132258	0,006932245	
Залишок	19	135,7196594	7,143139968			
Загалом	22	253,1812226				
	Коефіцієнти	андартна похиб	t-статистика	P-Значення	Нижні 95%	Верхні 95%
Y-перехоплення	9,214438051	4,782368578	1,926751964	0,069101329	-0,795174419	19,22405052
duration	0,026291865	0,012451588	2,111527069	0,048200153	0,000230392	0,052353339
spectral_centroid	0,00274314	0,001327711	2,066066618	0,052731194	-3,57917E-05	0,005522071
'G'	-16,24084103	6,107798759	-2,659033421	0,015497397	-29,02461075	-3,457071304

Рис.3.13. Регресія з комбінованими предикторами. Джерело: розроблено автором

1. Регресійна Статистика

Множинний коефіцієнт кореляції (Multiple R): 0.681133345. Це значення вказує на помірно сильну лінійну асоціацію між логарифмованою кількістю переглядів та сукупністю включених трьох незалежних змінних.

Коефіцієнт детермінації (R-squared): 0.463942634. Приблизно 46.39% загальної дисперсії логарифмованої кількості переглядів пояснюється даною регресійною моделлю. Це є значним покращенням порівняно з попередніми ітераціями, що підтверджує ефективність обраного набору предикторів.

Скоригований коефіцієнт детермінації (Adjusted R-squared) дорівнює 0.379301997. Це значення (0.379) є найвищим з усіх отриманих у попередніх ітераціях моделювання для Вибірки №2. Це вказує на те, що модель має значну пояснювальну силу для генеральної сукупності, враховуючи кількість предикторів.

Стандартна похибка оцінки (Standard Error): 2.67266533. Це значення є найнижчим з усіх попередніх ітерацій (попередній мінімум був 2.996). Це свідчить про подальше підвищення точності прогнозів моделі.

Тож проведемо аналіз отриманої моделі.

Кількість спостережень (Observations) □ 23.

2. Дисперсійний Аналіз (ANOVA)

Ступені вільності df (Degrees of Freedom):

регресії (Regression) □ 3 (відповідає кількості незалежних змінних);

залишків (Residual) □ 19, $(23 - (3 + 1) = 19)$;

загалом (Total) □ 22.

Суми квадратів SS (Sum of Squares):

регресії (Regression SS) □ 117.4615632;

залишків (Residual SS) □ 135.7196594;

загалом (Total SS) □ 253.1812226. Total SS тепер збігається зі значенням, яке спостерігалось у перших ітераціях, що підтверджує, що дані `view_count_In` були використані коректно для цього етапу.

Суми квадратів зважені по ступенях вільності MS (Mean Square):

регресія (Regression MS) □ 39.15385439;

залишків (Residual MS) □ 7.143139968.

F (F-statistic): 5.48132258.

Рівень значущості F (Significance F) малий 0.006932245. Оскільки р-значення 0.0069 значно менше загальноприйнятого порогу значущості 0.05, нульова гіпотеза про те, що всі коефіцієнти регресії (окрім перехоплення) дорівнюють нулю, відхиляється. Це означає, що регресійна модель в цілому є статистично значущою, і принаймні одна з включених незалежних змінних робить значний внесок у пояснення варіативності логарифмованої кількості переглядів.

3. Проведемо аналіз отриманих коефіцієнтів регресії моделі

Y-перехоплення (Intercept):

Коефіцієнт дорівнює 9.214438051.

P-значення (P-value), що дорівнює 0.069101329, знаходиться на межі значущості на рівні $\alpha=0.05$ (але є значущим на рівні $\alpha=0.10$).

Коефіцієнти регресії для незалежних змінних:

Duration:

Коефіцієнт \square 0.026291865.

P-значення (P-value) рівне 0.048200153 і менше $\alpha=0.05$. Таким чином, фактор тривалість (duration) є статистично значущим предиктором логарифмованої кількості переглядів. Позитивний коефіцієнт вказує, що зі збільшенням тривалості треку, логарифмована кількість переглядів, як правило, зростає.

Spectral Centroid:

Коефіцієнт регресії \square 0.00274314.

P-значення (P-value) дуже близьке до $\alpha=0.05$ і дорівнює 0.052731194, але формально не є статистично значущим на цьому рівні. Проте, його цілком можна вважати значущим на рівні $\alpha=0.10$.

G':

Коефіцієнт регресії набуває від'ємного значення -16.24084103 .

P-значення (P-value) значно менше $\alpha=0.05$ і дорівнює 0.015497397. Таким чином, G' є статистично значущим предиктором логарифмованої кількості переглядів. Негативний коефіцієнт вказує, що зі збільшенням значення

хроматичної ознаки G' , логарифмована кількість переглядів має тенденцію до зменшення.

Ця модель є найуспішнішою серед усіх розглянутих моделей для Вибірки №2. Вона має найвищий скоригований коефіцієнт детермінації (0.379) та найнижчу стандартну похибку оцінки (2.673).

Модель в цілому є статистично значущою на рівні $\alpha=0.05$ (р-значення F-статистики 0.0069). Це підтверджує, що обраний набір предикторів має реальну пояснювальну силу для логарифмованої кількості переглядів.

Виявлено значущі предиктори: duration та G' є статистично значущими предикторами на рівні $\alpha=0.05$. Позитивний вплив duration (довші треки мають більше переглядів) та негативний вплив G' (збільшення G' асоціюється з меншою кількістю переглядів) підтверджені статистично.

Spectral_centroid на межі значущості: spectral_centroid є близьким до значущості на рівні $\alpha=0.05$ і може вважатися значущим на рівні $\alpha=0.10$.

Ця модель є значним кроком вперед у розумінні факторів, що впливають на популярність треків, оскільки вона успішно інтегрує як часові, так і хроматичні характеристики, надаючи статистично значущі результати.

Візуалізовані результати цієї моделі представлені на Рис.3.14. та Рис.3.15.

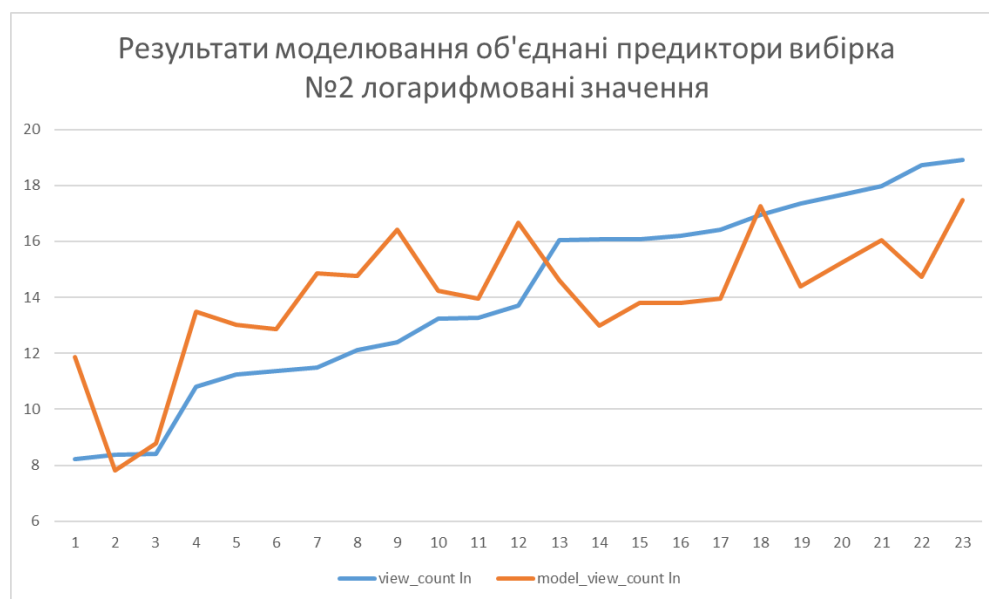


Рис.3.14. Регресія з комбінованими предикторами логарифмовані значення.

Джерело: розроблено автором

Порівняно з попередніми ітераціями моделювання логарифмованих значень, ця модель демонструє помітно кращу відповідність між прогнозованими та фактичними значеннями. Прогнозована лінія тепер значно точніше слідує за загальною тенденцією та коливаннями фактичних даних.

Модель ефективно вловлює тренди в логарифмованій кількості переглядів.

Незважаючи на деякі незначні розбіжності в амплітуді, загальна траєкторія прогнозованих значень дуже близька до фактичних. Це узгоджується з високим скоригованим R^2 (0.379) та загальною статистичною значущістю моделі, отриманою в регресійному аналізі.

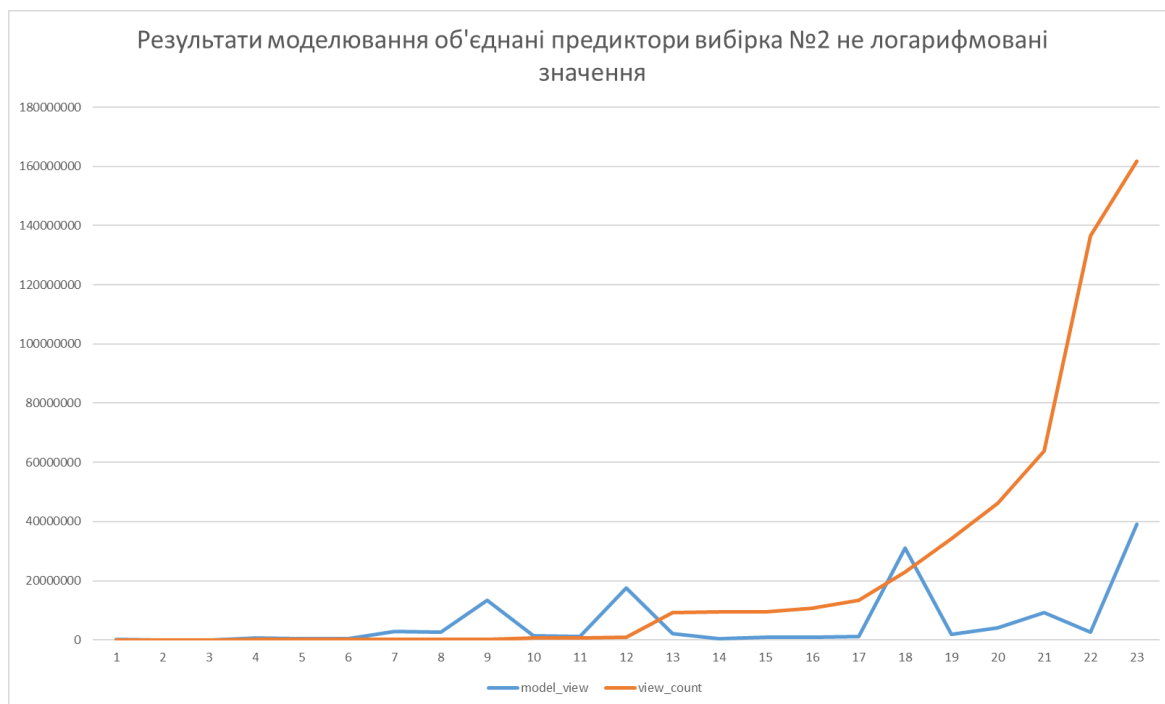


Рис.3.15. Регресія з комбінованими предикторами не логарифмовані значення.

Джерело: розроблено автором

Як і в попередніх ітераціях, де моделювалися логарифмовані значення, ця візуалізація демонструє значні труднощі моделі з точним прогнозуванням дуже великих значень кількості переглядів у нелогарифмованому масштабі.

Модель з об'єднаними предикторами (duration, spectral_centroid, G') демонструє значне покращення у відповідності до фактичних логарифмованих

значень кількості переглядів. Це підтверджує, що обрані фактори ефективно пояснюють дисперсію популярності треків у логарифмічному масштабі.

Незважаючи на покращення в логарифмованому масштабі, модель все ще має значні труднощі з точним прогнозуванням сирих, нелогарифмованих значень кількості переглядів, особливо для треків з дуже високою популярністю. Це вказує на те, що для отримання точніших прогнозів у вихідному масштабі, можливо, буде потрібно подальше вдосконалення моделі, наприклад, розгляд інших типів моделей (нелінійних), або спеціальних методів коригування для обернених перетворень.

3.2. Практичні рекомендації по результатам проведеного дослідження

Аналізуючи результати проведеного дослідження, можна сформулювати низку рекомендацій для ключових стейкхолдерів музичної індустрії. Ці рекомендації базуються на емпірично виявлених статистично значущих взаємозв'язках між характеристиками треків та їхньою популярністю.

Дослідження чітко вказало на позитивний та статистично значущий зв'язок між duration (тривалістю) та популярністю. Це передбачає, що треки більшої тривалості, як правило, отримують більше переглядів. Хоча не варто закликати до безмежного подовження композицій, оскільки інші фактори (утримувannya уваги, динаміка ринку) також відіграють роль, музикантам слід враховувати цей аспект. Можливо, варто уникати надто коротких треків, якщо мета — досягнення максимальної кількості переглядів. Замість жорстких рамок "оптимальної довжини", варто мислити категоріями "достатньої тривалості" для повного розкриття композиційного задуму, що може сприяти кращому залученню аудиторії.

Виявлений негативний та статистично значущий вплив хроматичної ознаки G' на популярність є важливим інсайтом. Це вказує на те, що певні гармонічні структури, які відображаються у вищих значеннях G' , можуть бути менш привабливими для широкої аудиторії. Хоча точна інтерпретація G' вимагає глибоких музикознавчих знань, ця знахідка може спонукати до

експериментів з іншими гармонічними прогресіями або тональностями, які мають нижчі значення G' . Музикантам та аранжувальникам варто проаналізувати, як їхні гармонічні рішення впливають на цей показник та, можливо, адаптувати їх для потенційного збільшення привабливості треку. Ця рекомендація не означає відмову від музичної складності чи експериментів, але вказує на потенційну область для оптимізації з погляду масової популярності.

Хоча `spectral_centroid` був на межі статистичної значущості, його позитивний коефіцієнт вказує на тенденцію, що "яскравіші" або "чистіші" звукові образи можуть бути дещо більш привабливими. Продюсерам та звукорежисерам варто звернути увагу на саунд-дизайн та міксування, прагнучи до чистого, чіткого звучання, яке не є надмірно "мутним" або "тьмяним". Це може включати оптимізацію еквалізації та використання ефектів для досягнення бажаного тембрального балансу, що підвищує загальну привабливість треку.

Дослідження показало, що такі текстові характеристики як `avg_word_length` (середня довжина слова) не мають статистично значущого лінійного впливу на популярність. Це означає, що рекомендації щодо "оптимальної довжини назви треку" або "імені виконавця" на основі даного аналізу не можуть бути надані. Їхній вплив, якщо він існує, ймовірно, є нелінійним, контекстуальним або опосередкованим іншими факторами (наприклад, маркетингом, жанром, впізнаваністю бренду виконавця). Музикантам не слід занадто заціклюватися на цих параметрах з точки зору їх прямого впливу на кількість переглядів, але вони залишаються важливими для брендингу та пошукової оптимізації.

Результати дослідження надають цінні інсайти для розробників алгоритмів рекомендацій на музичних платформах:

Замість покладатися виключно на жанрову приналежність або популярність, алгоритми повинні враховувати багатовимірний простір музичних характеристик. Комбінація часових, тембральних, гармонічних та інших аудіо-ознак дозволить створювати більш персоналізовані та точні

рекомендації, які відповідають не лише явним, а й прихованим музичним вподобанням користувачів.

Алгоритми рекомендацій повинні бути динамічними та адаптивними, постійно навчаючись на нових даних про прослуховування. Зміни в популярності певних музичних характеристик можуть відбуватися з часом, і моделі повинні бути здатними відображати ці тренди. Це дозволить платформам пропонувати найбільш актуальний та релевантний контент.

3.3. **Обмеження дослідження та перспективи подальших досліджень**

Будь-яке емпіричне дослідження, незважаючи на отримані значущі результати, має певні методологічні та обмежувальні рамки, які необхідно усвідомлювати для коректної інтерпретації висновків та планування подальших наукових ініціатив.

Дослідження базувалося на відносно невеликій кількості спостережень (23 треки для Вибірки №2), а також включало окрему Вибірку №1. Незважаючи на отримання статистично значущих результатів, малий розмір вибірки може обмежувати генералізацію висновків на ширшу популяцію музичних творів. Репрезентативність вибірки за жанрами, роком випуску, мовою та іншими потенційно впливовими факторами також могла бути обмеженою.

Модель фокусувалася переважно на внутрішніх аудіо- та текстових характеристиках треків. Однак популярність музики значною мірою залежить від зовнішніх факторів, таких як маркетингові кампанії, наявність на великих плейлистах, співпраця з відомими артистами, соціальна вірусність, події культурного контексту та загальні тренди в музичній індустрії. Ці дані не були включені до аналізу, що може пояснювати частину нез'ясованої дисперсії.

Аналіз текстових даних обмежувався лише однією метрикою – середньою довжиною слова. Такі аспекти, як тематика тексту, емоційний тон, щільність ключових слів, наявність певних фраз чи мовних кліше, не були враховані.

Популярність – це динамічний показник, який змінюється з часом. Дане дослідження використовувало статичні дані про кількість переглядів на певний

момент часу, не враховуючи її еволюцію, швидкість зростання, спади та "життя" треку

Використання логарифмованої кількості переглядів (`view_count_ln`) дозволило лінеаризувати взаємозв'язки та забезпечити кращу відповідність вимогам лінійного регресійного аналізу. Проте, як показали візуалізації, це призводить до значних розбіжностей при прогнозуванні фактичних, нелогарифмованих значень, особливо для треків з аномально високою популярністю. Модель схильна систематично недооцінювати екстремальні піки.

Для подальшого підвищення точності та релевантності моделей, доцільно сконцентруватися на жанровій приналежності треків. Вплив музичних характеристик може суттєво відрізнитися в різних жанрах (наприклад, що є "оптимальним" для класичної музики, може не працювати для хіп-хопу). Розділення загальної вибірки на підвибірки за жанрами дозволить будувати більш специфічні та точні моделі, враховуючи унікальні характеристики кожного жанру. Крім того, варто розділити треки на підвибірки за кількістю переглядів (наприклад, "хіти", "середні", "низькопопулярні"). Це дозволить дослідити, чи відрізняються детермінанти популярності для треків різного рівня успіху, і чи існують "порогові" значення, після яких вплив певних факторів змінюється.

Включення соціальних та маркетингових даних: Інтеграція таких показників, як кількість "лайків" / "дизлайків", коментарів, репостів, згадок у соціальних мережах, даних про ротації на радіо, включення до офіційних плейлистів, рекламний бюджет дозволить покращити пояснювальну здатність моделей.

Розгляд інших складних аудіо-метрик (наприклад, динамічний діапазон, щільність аранжування, темброва варіативність, використання синтезаторів чи акустичних інструментів) дозволить покращити пояснювальну здатність моделей.

Використання методів обробки природної мови (NLP) для аналізу тональності тексту, ключових слів, тематики, стилістичних особливостей назв та описів треків дозволить покращити пояснювальну здатність моделей.

Таким чином, дане дослідження заклало важливу основу для розуміння факторів популярності музики. Усунення існуючих обмежень та розширення методологічного підходу у майбутніх дослідженнях дозволить створити більш повну та точну прогностичну модель, що матиме значну цінність як для наукової спільноти, так і для практиків у музичній індустрії.

ВИСНОВКИ

Проведені дослідження були спрямовані на емпіричне виявлення та кількісну оцінку впливу різноманітних музичних та текстових характеристик на показники популярності музичних треків, виміряні через кількість переглядів на YouTube. Шляхом ітеративного застосування множинного лінійного регресійного аналізу було проведено систематичне дослідження взаємозв'язків між обраними предикторами та залежною змінною, що дозволило сформулювати ключові висновки щодо архітекtonіки факторів успіху в цифровій музичній дистрибуції.

В результаті поетапного моделювання, що включало як аудіо-параметри (тривалість, тембр, гармонічні ознаки), так і текстові метадані, було виявлено низку статистично значущих детермінант кількості переглядів. Серед них найбільш вагомий та послідовний вплив продемонстрували:

Тривалість треку ('duration'): Ця метрика виявилася незмінно значущим позитивним предиктором у всіх регресійних моделях, які включали даний параметр. Збільшення тривалості музичного твору статистично значуще асоціюється зі зростанням логарифмованої кількості переглядів, що може свідчити про перевагу аудиторії до композицій з більшою часовою протяжністю або про те, що довші треки надають більше можливостей для глибшого занурення та багаторазового прослуховування.

Хроматична ознака 'G': Включення цієї гармонічної характеристики, що походить з більш ранніх етапів аналізу (Вибірка №1), виявилось критично важливим для підвищення загальної пояснювальної сили моделі. 'G' було ідентифіковано як статистично значущий предиктор з негативним коефіцієнтом. Це свідчить про обернений зв'язок: певні гармонічні конфігурації, відображені у вищих значеннях 'G', асоціюються зі зменшенням популярності треку. Це відкриває простір для подальших досліджень специфіки гармонічної структури, яка може впливати на сприйняття та вподобання слухачів.

Спектральний центроїд (`spectral_centroid``): Хоча його статистична значущість у фінальній моделі була на межі загальноприйнятого рівня, позитивний коефіцієнт цього предиктора вказує на тенденцію до того, що "яскравіші" або "гостріші" за тембром композиції (з вищим значенням спектрального центроїда) можуть демонструвати дещо вищі показники популярності. Це може бути пов'язано з перцептивною яскравістю та чіткістю звучання, які приваблюють слухачів.

Текстові метадані: Гіпотеза щодо значущого впливу текстових характеристик на популярність не знайшла емпіричного підтвердження в даному дослідженні. Зокрема, змінна `avg_word_length`` (середня довжина слова у ліриці треку) послідовно демонструвала статистичну незначущість у всіх моделях, де вона була присутня. Це вказує на те, що для даної вибірки та контексту дослідження, лінійний зв'язок між морфологічними характеристиками тексту та популярністю треків є відсутнім або вкрай слабким.

Інші хроматичні ознаки: Хоча хроматична ознака `'F'` була визнана значущою на ранніх етапах аналізу для Вибірки №1, її кореляція з залежною змінною у комбінованій моделі виявилася вкрай низькою, що призвело до її виключення та підтвердження незначущості у фінальній моделі. Це підкреслює важливість ітеративного відбору змінних та переоцінки їхнього впливу в контексті множинної регресії.

Побудована множинна лінійна регресійна модель, що включає `'duration``, `'spectral_centroid`` та `'G'`, продемонструвала значну статистичну значущість та суттєву пояснювальну здатність. Це є значним покращенням порівняно з попередніми ітераціями. Візуальний аналіз прогнозованих логарифмованих значень підтверджує хорошу відповідність моделі фактичним даним у трансформованому масштабі. Однак, слід зазначити, що при зворотному перетворенні до вихідних, нелогарифмованих значень кількості переглядів, модель все ще демонструє схильність до систематичної недооцінки екстремально високих значень, що є типовим обмеженням для моделей,

побудованих на логарифмічно трансформованих залежних змінних. Це вказує на потенційну необхідність подальших досліджень, можливо, із застосуванням нелінійних регресійних підходів або специфічних методів коригування прогнозів для покращення точності в оригінальному масштабі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Wilford J. N. Flutes Offer Clues to Stone-Age Music. <https://www.nytimes.com/>. 24.06.2009. URL: <https://www.nytimes.com/2009/06/25/science/25flute.html> (дата звернення: 13.03.2025).
2. Music in Ancient Egypt. <https://www.ancient-egypt-online.com/>. URL: <https://www.ancient-egypt-online.com/egyptian-music.html> (дата звернення: 16.03.2025).
3. A History Timeline About Music. <https://historytimelines.co/>. URL: https://historytimelines.co/timeline/music#google_vignette (дата звернення: 01.02.2025).
4. Adventures with Beethoven Scene Two. <https://www.skagitsymphony.com/>. URL: <https://www.skagitsymphony.com/time-periods-in-music-history> (дата звернення: 07.02.2025).
5. Music. <http://lis506-project.wikidot.com>. 27.11.2011. URL: <http://lis506-project.wikidot.com/wiki:music> (дата звернення: 04.01.2025).
6. Music History Timeline. <https://guitargetlessons.com>. URL: <https://guitargetlessons.com/valuables/music-history-timeline/> (дата звернення: 08.02.2025).
7. Music History Timeline: Evolution of Music Overview. <https://www.lamaisonschoolofmusic.com>. *Music History*. URL: <https://www.lamaisonschoolofmusic.com/resources/music-history-timeline> (дата звернення: 18.01.2025).
8. Music Trends Through The Decades. *Medium.com*. 31.01.2015. URL: https://medium.com/@Rifftime_Music/music-trends-through-the-decades-b8c5cbbae08b (дата звернення: 20.04.2025).
9. Волошинська А. А. Матеріал: Таблиця "Елементи музичної мови". <https://vseosvita.ua/>. 02.01.2021. URL: <https://vseosvita.ua/2-8gao> (дата звернення: 06.03.2025).

10. 5.3: Вокальні типи та діапазони. *Ukrayinska.libretexs.org*. 27.10.2022. URL: [https://ukrayinska.libretexs.org/%D0%93%D1%83%D0%BC%D0%B0%D0%BD%D1%96%D1%82%D0%B0%D1%80%D0%BD%D1%96_%D0%BD%D0%B0%D1%83%D0%BA%D0%B8/%D0%9C%D1%83%D0%B7%D0%B8%D0%BA%D0%B0/%D0%9A%D0%BD%D0%B8%D0%B3%D0%B0%3A_%D0%9C%D1%83%D0%B7%D0%B8%D1%87%D0%BD%D0%B0_%D0%B2%D0%B4%D1%8F%D1%87%D0%BD%D1%96%D1%81%D1%82%D1%8C_II_\(Lumen\)/05%3A_%D0%9A%D0%BB%D0%B0%D1%81%D0%B8%D1%84%D1%96%D0%BA%D0%B0%D1%86%D1%96%D1%8F_%D0%BB%D1%8E%D0%B4%D1%81%D1%8C%D0%BA%D0%B8%D1%85_%D0%B3%D0%BE%D0%BB%D0%BE%D1%81%D1%96%D0%B2/5.03%3A_%D0%92%D0%BE%D0%BA%D0%B0%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D1%96_%D1%82%D0%B8%D0%BF%D0%B8_%D1%82%D0%B0_%D0%B4%D1%96%D0%B0%D0%BF%D0%B0%D0%B7%D0%BE%D0%BD%D0%B8#:~:text=%D0%A2%D0%B8%D0%BF%20%D0%B3%D0%BE%D0%BB%D0%BE%D1%81%D1%83%20%2D%20%D1%86%D0%B5&text=%D0%9A%D0%BB%D0%B0%D1%81%D0%B8%D1%84%D1%96%D0%BA%D0%B0%D1%86%D1%96%D1%8F%20%D0%B3%D0%BE%D0%BB%D0%BE%D1%258](https://ukrayinska.libretexs.org/%D0%93%D1%83%D0%BC%D0%B0%D0%BD%D1%96%D1%82%D0%B0%D1%80%D0%BD%D1%96_%D0%BD%D0%B0%D1%83%D0%BA%D0%B8/%D0%9C%D1%83%D0%B7%D0%B8%D0%BA%D0%B0/%D0%9A%D0%BD%D0%B8%D0%B3%D0%B0%3A_%D0%9C%D1%83%D0%B7%D0%B8%D1%87%D0%BD%D0%B0_%D0%B2%D0%B4%D1%8F%D1%87%D0%BD%D1%96%D1%81%D1%82%D1%8C_II_(Lumen)/05%3A_%D0%9A%D0%BB%D0%B0%D1%81%D0%B8%D1%84%D1%96%D0%BA%D0%B0%D1%86%D1%96%D1%8F_%D0%BB%D1%8E%D0%B4%D1%81%D1%8C%D0%BA%D0%B8%D1%85_%D0%B3%D0%BE%D0%BB%D0%BE%D1%81%D1%96%D0%B2/5.03%3A_%D0%92%D0%BE%D0%BA%D0%B0%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D1%96_%D1%82%D0%B8%D0%BF%D0%B8_%D1%82%D0%B0_%D0%B4%D1%96%D0%B0%D0%BF%D0%B0%D0%B7%D0%BE%D0%BD%D0%B8#:~:text=%D0%A2%D0%B8%D0%BF%20%D0%B3%D0%BE%D0%BB%D0%BE%D1%81%D1%83%20%2D%20%D1%86%D0%B5&text=%D0%9A%D0%BB%D0%B0%D1%81%D0%B8%D1%84%D1%96%D0%BA%D0%B0%D1%86%D1%96%D1%8F%20%D0%B3%D0%BE%D0%BB%D0%BE%D1%258) (дата звернення: 15.03.2025).
11. Зведення та мастеринг. *Https://lanet.pro*. URL: <https://lanet.pro/price/track-mixing-and-mastering/>.
12. Hamilton M., Pearce M. Trajectories and revolutions in popular melody based on U.S. charts from 1950 to 2023. *Www.nature.com/scientificreports*. 2024. URL: <https://rdcu.be/enjxX> (дата звернення: 11.04.2025).
13. Parada-Cabaleiro, E., Mayerl, M., Brandl, S. et al. Song lyrics have become simpler and more repetitive over the last five decades. *Sci Rep* 14, 5531 (2024). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-55742-x> (дата звернення: 11.04.2025).

14. Хорошак К. Музыка та її вплив: чому нам подобається різна, як виникають “мурашки” та зміна настрою. Пояснює наука. Life.pravda.com.ua. 17.08.2019. URL: https://life.pravda.com.ua/culture/2019/08/17/237902/?utm_source=chatgpt.com (дата звернення: 12.04.2025).
15. Дослідження популярної музики показало, що метал - найбільш лексично різноманітний жанр. <https://tglist.com.ua/blog/>. URL: <https://tglist.com.ua/blog/id284/doslidzennya-populyarnoyi-muziki-pokazalo-shho-metal-naibils-leksicno-riznomanitnii-zanr>.
16. Рязанов І. Г. СТРУКТУРНІ Й СТИЛІСТИЧНІ ОСОБЛИВОСТІ ПІСЕННОГО ТЕКСТУ В АМЕРИКАНСЬКОМУ РЕПІ / Київський столичний університет імені Бориса Грінченка. Київ, 2024. URL: https://shron1.chtyvo.org.ua/Riazanov_Ihor/Strukturni_i_stylistychni_osoblyvost_i_pisennoho_tekstu_v_amerykanskomu_repi.pdf? (дата звернення: 09.01.2025).
17. Mister C. Is Song Length the 'Key' to Chart Success?. <https://mistercoffey.github.io/>. 08.02.2017. URL: https://mistercoffey.github.io/BillboardProject/?utm_source=chatgpt.com (дата звернення: 11.04.2025).
18. Kahyun Choi, J. Stephen Downie. A Trend Analysis on Concreteness of Popular Song Lyrics. <https://dl.acm.org/>. 09.11.2019. URL: https://dl.acm.org/doi/10.1145/3358664.3358673?utm_source=chatgpt.com/BillboardProject (дата звернення: 07.05.2025).
19. Harmonic Analysis. <https://www.m5music.hk>. URL: <https://www.m5music.hk/en/dictionary/harmonic-analysis/> (дата звернення: 23.05.2025).
20. Music Theory 101 Creating Music Literacy One Step at a Time. <https://musictheory101.common.gc.cuny.edu>. URL: <https://musictheory101.common.gc.cuny.edu/rhythm/> (дата звернення: 10.04.2025).

21. Yilu Gan. Analysis of Stravinsky's Style in Chamber Music. Art and Performance Letters (2024) Clausius Scientific Press, Canada. 2024. ISSN 2523- 5877ol. 5 Num. 4.
22. Kendall H. What is Form in Music?. <https://www.hoffmanacademy.com>. URL: <https://www.hoffmanacademy.com/blog/what-is-form-in-music> (дата звернення: 10.03.2025).
23. The structure and rich history of rondo form in music. <https://www.skoove.com>. URL: <https://www.skoove.com/blog/rondo-form-in-music/> (дата звернення: 04.04.2025).
24. Bryn Hughes. Neo-Riemannian Triadic Progressions. Viva.pressbooks.pub. URL: <https://viva.pressbooks.pub/openmusictheory/chapter/neo-riemannian-triadic-progressions/#:~:text=Neo%2DRiemannian%20theory%20describes%20a,triad%20and%20changes%20its%20mode>. (дата звернення: 09.04.2025).
25. Structuralism. <https://learn.socratica.com>. URL: <https://learn.socratica.com/en/topic/music/theory/structuralism> (дата звернення: 15.04.2025).
26. Digital Audio Fundamentals. <https://guides.slv.vic.gov.au>. URL: <https://guides.slv.vic.gov.au/digitalaudiofundamentals/audioprocessing> (дата звернення: 07.05.2025).
27. Ravin Kumar. The GenAI Guidebook. <https://ravinkumar.com>. URL: https://ravinkumar.com/GenAiGuidebook/audio/audio_feature_extraction.html (дата звернення: 01.01.2025).
28. Marc R. Thompson. Sonic Visualiser: Visualisation, Analysis, and Annotation of Music Audio Recordings. Journal of the American Musicological Society (2021). 2021. URL: <https://doi.org/10.1525/jams.2021.74.3.701>.
29. Prof. P S Rao. Audio signal processing for music analyses. <https://rnd.iitb.ac.in>. URL: <https://rnd.iitb.ac.in/node/1087>.
30. Hernandez Oliván C., Rubio Llamas S., José Ramón Beltrán Blázquez. Symbolic Music Structure Analysis with Graph Representations and Changeoint

- Detection Methods. Preprint. 2023. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.13881>.
31. Enabling Music Search and Analysis: A Database for Symbolic Music Files. <https://music-encoding.org>. URL: https://music-encoding.org/conference/abstracts/abstracts_mec2019/MEC%20SIMSSA%20D B.pdf.
 32. © H. Zhang, E. Karystinatos, S. Dixon, G. Widmer, C.E. Cancino-Chacón. Licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0). Attribution: H. Zhang, E. Karystinatos, S. Dixon, G. Widmer, C.E. Cancino-Chacón, “Symbolic Music Representations for Classification Tasks: A Systematic Evaluation”, in Proc. of the 24th Int. Society for Music Information Retrieval Conf., Milan, Italy, 2023.
 33. Wilkes, B., Vatolkin, I., & Müller, H. (2021). Statistical and Visual Analysis of Audio, Text, and Image Features for Multi-Modal Music Genre Recognition. *Entropy*, 23(11), 1502. <https://doi.org/10.3390/e23111502>.
 34. Keshav Bhandari S. C. Motifs, Phrases, and Beyond: The Modelling of Structure in Symbolic Music Generation. <https://arxiv.org/html/2403.07995v1>. 12.03.2024. URL: <https://arxiv.org/html/2403.07995v1> (дата звернення: 06.03.2025).
 35. Cai, L. (2019) Transformation of Music Analysis and Teaching Ideas from the Perspective of Symbol Theory. *Open Access Library Journal*, 6: e5655. <https://doi.org/10.4236/oalib.1105655>.
 36. Duman D, Neto P, Mavrolampados A, Toiviainen P, Luck G (2022) Music we move to: Spotify audio features and reasons for listening. *PLOS ONE* 17(9): e0275228. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0275228>.