

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ
УКРАЇНИ**

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Факультет психології

Кафедра соціальної психології

**ДИПЛОМНА РОБОТА
«ВПЛИВ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ НА
САМООЦІНКУ ЮНАКІВ»**

Освітньо-професійна програма «Психологія»

Спеціальність 053 «Психологія»

Студента 4 курсу, 3 групи

ОС «Бакалавр» спеціальності 053 «Психологія»

Пудзирей Костянтин Сергійович

Науковий керівник:

Кандидат психологічних наук, доцент

Дубровинський Георгій Ревмирович

Допустити до захисту в ЕК №____
протокол № _____ від _____
завідувач кафедри кафедри соціальної психології,
доктор психологічних наук,
професор Траверсе Тетяна Михайлівна
_____ (підпис)

Київ – 2025

ЗМІСТ

ВСТУП	3
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ВИВЧЕННЯ КЛЮЧОВИХ ПРОБЛЕМ РОЛІ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ У ФОРМУВАННІСАМООЦІНКИ ЮНАКІВ.....	7
1.1. Визначення поняття самооцінки.....	7
1.2. Визначення поняття соціальних мереж	9
1.3 Теоретичні дані щодо взаємозв'язку соціальних мереж та самооцінки.....	11
1.4 Використання алгоритмів машинного навчання у психології.....	18
Висновки до розділу 1	39
РОЗДІЛ 2. ОГАНІЗАЦІЯ ПРОГРАМИ ПРОВЕДЕННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ: ОПИС ВИБІРКИ ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ДОСЛІДНИЦЬКОГО ІНСТРУМЕНТАРІЮ.....	42
2.1. Обґрунтування дослідницького інструментарію	42
2.2. Характеристики вибірки та процедура проведення дослідження	46
Висновки до розділу 2	47
РОЗДІЛ 3. АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ЕМПІРИЧНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ.....	48
3.1. Аналіз описової статистики	48
3.2. Аналіз взаємозв'язків.....	54
Висновки до розділу 3	59
ВИСНОВКИ	61
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	63
ДОДАТКИ.....	69

ВСТУП

Актуальність теми. З плином часу соціальні мережі займають все більше місце у житті людей. Разом з цим треба врахувати той факт, що соціальні мережі з'явилися відносно нещодавно, і їх вплив на різні аспекти психічного благополуччя, наприклад такі як самооцінка, не є повністю дослідженим. Тема ролі соціальних мереж у формуванні самооцінки у юнаків є доволі актуальною в сучасній науці та повсякденному житті. Соціальні медіа-платформи стали невід'ємною частиною повсякденного життя людей, особливо молоді. Однак вплив соціальних мереж на самооцінку молодих людей є критично важливим питанням, яке потребує вирішення. Ця тема набуває все більшого значення, оскільки було виявлено, що використання соціальних мереж може впливати на самооцінку молодих людей як позитивно, так і негативно.

Вивчення цієї проблеми триває й досі, та вже було проведено достатньо досліджень, які вивчають зв'язок між використанням соціальних мереж і самооцінкою. Однак проблема є складною і потребує подальшого вивчення, оскільки наявні публікації не дають однозначної відповіді, щодо істинності взаємозв'язку між кількістю часу використання соціальних мереж та зниженням самооцінки. З цієї причини, на даному питанні варто зупинитися, аби розглянути його більш детально.

Традиційні підходи до вивчення проблеми здебільшого зосереджуються на частоті та тривалості використання соціальних мереж як можливих предикторів самооцінки. Проте для глибшого розуміння цього явища необхідно враховувати не лише кількісні показники, а й зміст взаємодії у соціальних мережах, зокрема вплив соціальних порівнянь. Важливим є також урахування індивідуальних психологічних чинників, таких як риси особистості. У цьому контексті методи машинного навчання відкривають нові можливості для психологічних досліджень — вони

дозволяють аналізувати великі обсяги даних, виявляти приховані закономірності та будувати складні моделі взаємозв'язків між змінними, що значно підвищує точність і глибину наукових висновків.

Мета дослідження. Метою даного дослідження є вивчення впливу інтенсивності та особливостей використання соціальних мереж на рівень самооцінки юнаків, а також виявлення ключових психологічних і соціальних чинників, що опосередковують цей зв'язок

Завдання дослідження. Відповідно до мети дослідження було виокремлено наступні завдання:

- 1) дослідити рівень самооцінки у юнаків
- 2) створити низку предиктивних моделей самооцінки юнаків в контексті соціальних мереж та порівняти їх якість
- 3) теоретично дослідити основні чинники, що впливають на самооцінку юнаків в контексті соціальних мереж
- 4) дослідити ефективність методів машинного навчання для побудови моделі психологічних явищ

Об'єкт дослідження. Об'єктом даного дослідження є самооцінка юнаків.

Предмет дослідження. Предметом даного дослідження є зв'язок самооцінки та використання соціальних мереж у юнаків.

Методи дослідження. У якості методу збору даних буде використаний опитувальник, що складається з кількох частин: паспортички, опитувальника для вимірювання самооцінки Розенберга, опитувальника NfOSF для вивчення рівня потреби у соціальному фідбеці в онлайн середовищі, The Flourishing Scale, для вимірювання психологічного благополуччя, INCOM для вимірювання схильності до соціальних порівнянь, SMUS для вимірювання рівня залученості у соціальні мережі, BSIQ для оцінки суб'єктивного сприйняття свого тіла. У дослідженні були використані

наступні алгоритми машинного навчання: OLS, Random Forest, Gradient Boosting

Емпірична база дослідження. Вибірка налічує у собі 84 респонденти. Вік респондентів варіюється від 18 до 21 років. Збір було здійснено за допомогою інструменту Google Forms. Аналіз даних здійснювався за допомогою мови програмування Python.

Наукова новизна та значущість дослідження. Науковою новизною даної роботи є використання моделі оновлення самооцінки у емпіричному дослідженні.

Теоретична значущість дослідження полягає у розширенні знань про вплив соціальних мереж на самооцінку та про механізм, який стоїть за цим впливом. Таким чином, за результатами цього дослідження можна буде виокремити рекомендації для подальшого вивчення зазначеної проблематики. Результати дослідження можуть бути корисні для як для психологів, так і для соціологів, маркетологів та інших спеціалістів, що ведуть свою діяльність використовуючи соціальні мережі.

Практичне значення дослідження отриманих результатів щодо взаємозв'язку соціальних мереж на самооцінку може мати значний практичний вплив на різні сфери життя. Особливо, таке дослідження може бути корисним для психологів, які працюють з людьми, що мають проблеми зі зниженою самооцінкою. Отримані результати можуть бути використані для розробки програм, що допомагають підвищити самооцінку юнакам, що стикаються зі зниженням її рівня через використання соціальних мереж. Психологи можуть використовувати ці рекомендації та програми в своїй роботі з клієнтами, щоб допомогти їм зберегти або підвищити свою самооцінку.

Також дослідження може бути корисним для педагогів та викладачів у вищих навчальних закладах, які можуть використати його результати для включення в плани навчальних курсів. Крім того, дані результати можуть

бути корисні для розробників соціальних мереж, що можуть використати їх для розробки інструментів, що допоможуть користувачам зменшити вплив соціальних порівнянь на їхню самооцінку.

Окрім цього, результати цього дослідження також можуть мати високе значення для розробки ефективних стратегій використання соціальних мереж у діяльності підприємств та організацій. Результати дослідження можуть бути корисними для компаній, які використовують соціальні мережі у своїй маркетинговій діяльності та плануванні рекламних кампаній, допомагаючи їм краще зрозуміти, як впливає використання соціальних мереж на самооцінку та поведінку споживачів.

Надійність та достовірність результатів Дослідження забезпечується репрезентативною вибіркою, що збалансована за основними соціально-демографічними характеристиками і є достатньою для статистичного аналізу; використанням коректно дібраного блоку методик емпіричного дослідження та подальшої математичної обробки даних; відповідністю методології та інструментарію дослідження завданням та меті роботи.

Структура роботи. Курсова робота складається із вступу; трьох розділів із висновками до кожного із них; загальних висновків; списку використаних джерел, що налічує 41 найменування (із них 41 іноземною мовою). Робота містить 9 таблиць та 1 додаток.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ВИВЧЕННЯ ПРОБЛЕМИ РОЛІ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ У ФОРМУВАННІ САМООЦІНКИ ЮНАКІВ

1.1 Визначення поняття самооцінки

Загалом самооцінку можна визначити як загальну позитивну, або ж негативну оцінку індивідом своєї значущості та самоефективності (Branden, 2001). Вона являє собою афективний компонент Я-концепції людини, який виконує функцію подібну барометру, з різницею в тому, що основна задача самооцінки – вимірювати значущість та цінність людини відносно соціуму. Дослідження самооцінки мають довгу історію та прийнято вважати, перше її визначення дав Вільям Джемс у своїй книзі «Принципи психології» (James, 2022). Згідно з його баченням, самооцінка є співвідношенням між уявленням про наш потенціал та оцінкою наявних успіхів. Таким чином, самооцінку можна визначити за наступною формулою: Самооцінка = успіх/вимоги. Варто зазначити, що дослідження які беруть за основу визначення Джемса акцентують увагу саме на поведінкових аспектах самооцінки, стверджуючи, що самооцінка людей у першу чергу походить від суб'єктивної оцінки їх досягнень (Buunk, et al., 2020). Окрім цього, такі дослідники схильні ігнорувати афективну сторону самооцінки, нехтуючи тим самим афективною стороною самооцінки. Також потрібно взяти до уваги те, що через надмірну увагу до саме поведінкових чинників, подібне визначення самооцінки частково збігається з поняттям впевненості в собі (Buunk, et al., 2020). Отже, наведене визначення самооцінки є безумовно важливим, однак використання його у сучасних дослідженнях є недоречним через його однобокий погляд на природу самооцінки.

Окрім Джемса значний внесок у дослідження самооцінки зробив Морріс Розенберг, який запропонував своє власне трактування поняття самооцінки. Він визначав самооцінку як позитивне або негативне відношення людини до себе (Rosenberg, 2016). Його підхід ґрунтується на уявленні про те, що самооцінка визначається в першу чергу відчуттям своєї цінності як людини. Можна помітити, що на противагу визначенню Джемса, Розенберг основою самооцінки вважає саме її афективну сторону. Окрім власне визначення Розенберг також виділив два основні види самооцінки: базисна та барометрична (Rosenberg, 2016). Базисна самооцінка відображає загальну оцінку індивідом своєї значущості, зміни в якій відбуваються поступово протягом великих проміжків часу. З іншого боку барометрична самооцінка є значно більш лабільною, зміни в якій можуть відбуватися навіть щогодинно, внаслідок позитивного або ж негативного досвіду, з яким стикається людина впродовж дня. Окрім цього, Розенберг зазначав, що зміни у барометричній самооцінці є найбільш яскраво вираженими у юнацькому віці, адже саме цей вік характеризується підвищеним відчуттям невпевненості щодо своєї ідентичності (Rosenberg, 2016). Варто зазначити, що у публікаціях останніх років визначення Розенберга береться як основне значно частіше ніж визначення Джемса у першу чергу тому, що підхід Розенберга також враховує і соціальну сторону самооцінки. Натомість, трактування самооцінки Джемса, як зазначалось раніше, бере до уваги лише поведінковий аспект. Разом із тим, концепція барометричної самооцінки не збігається з результатами мета-аналізів останніх років, які зазначають, що самооцінка є відносно сталою, динаміка розвитку якої можна порівняти з основними вимірами особистості. Таким чином, трактування самооцінки Розенберга також є не ідеальним, оскільки у ньому враховується більшою мірою лише афективна та соціальна сторони самооцінки.

Основною проблемою двох зазначених вище підходів є доволі однобокий погляд на природу самооцінки. Натомість Натаніель Бранден

зазначає, що самооцінка має два основних компоненти: почуття самооефективності та оцінку своєї значущості (Branden, 2001). Загалом Бранден вважає самооцінку головним мотиваційним ресурсом особистості та важливим предиктором успіху людини. У наш час надзвичайно конкурентоспроможного середовища окрім знань, вмінь та навичок необхідний також і великий рівень особистої автономії, самодовіри та здатності брати на себе ініціативу, велику роль у чому грає самооцінка (Branden, 2001). Таким чином, підхід Брандена поєднує у собі погляди як Джемса, так і Розенберга, що дозволяє поглянути на самооцінку з афективного, поведінкового та соціального боків.

Хоча згадані вище визначення і дають вичерпну відповідь на питання відносно того що являє собою самооцінка, питання яку функцію вона грає у людському житті досі є відкритим. Для того щоб пояснити функціональну значущість самооцінки дослідники частіше за все звертаються до теорії соціометра, запропоновану Марком Лірі. Згідно з нею, самооцінка виступає в якості внутрішньої шкали того наскільки людина цінується у якості партнера для міжособистісних відносин (Leary, 2005). Перша ідея, яка згодом дала початок теорії соціометра, полягала у тому, що відмова у міжособистісній взаємодії супроводжується як соціальними емоціями, наприклад сором, ревності та самотність, так і зниженням самооцінки (Leary, 2005). Відповідно до ступеня прийняття людини суспільством, поведінка пов'язана з потребою у самоствердженні може набувати активний характер, при якому дії людини направлені на підвищення самооцінки та пасивний характер, коли метою певних форм поведінки є перш за все підтримання самооцінки на тому ж рівні та мінімізація ризику виключення з соціального поля. Таким чином, ця теорія фокусується на соціальній стороні самооцінки, що зробило її широко використовуваною у дослідженнях взаємозв'язку самооцінки та використання соціальних мереж.

1.2 Визначення понять соціальних мереж та психічного благополуччя

Наступним важливим поняттям, визначення якого потрібно уточнити є соціальні мережі. Варто відмітити, що у соціальних мереж є декілька основних характеристик. Згідно з Huang C. (2017), соціальні мережі – це веб-сайти, що дають змогу користувачам (1) створювати публічний або ж напівпублічний особистий профіль у межах певної системи, (2) формувати список користувачів з якими у них є зв'язок, та (3) переглядати як свій список зв'язків, так і список інших користувачів. Станом на 2021 рік найпопулярнішими соціальними мережами є Youtube, Facebook та Instagram. Важливо також зазначити, що найбільш активними в плані використання соціальних мереж є люди віком від 18 до 29 років (Auxier & Anderson, 2021). Відповідно до результатів дослідження Auxier B. & Anderson M. (2021), 95% відсотків людей із зазначеної вікової групи користуються Youtube, 71% користується Instagram та 70% використовують Facebook. Цікавими також є відсотки використання Twitter та TikTok, які є суттєво нижчими за згадані вище платформи (42% та 48% відповідно) (Auxier & Anderson, 2021). Отже, соціальні мережі є невід'ємною частиною життя юнаків, тому їх вплив на психічне благополуччя має бути ретельно досліджений.

Психічне благополуччя є доволі багатогранним феноменом, який у інших публікаціях асоціюють з рядом інших понять, таких як: «психічне здоров'я», «якість життя», «задоволеність життям» та ін. Загалом, психічне благополуччя можна визначити як інтегральне особистісне утворення, що виражається у орієнтації людини на реалізацію основних компонентів свого функціонування. Доволі широка «розмитість» даного поняття спричинена наявністю великої кількості структурних компонентів, які у сукупності маніфестуються як суб'єктивне відчуття задоволеності життям. У основному, дослідники не дають чіткого визначення, натомість, описують структуру психічного благополуччя. Сучасні моделі психічного благополуччя охоплюють широкий спектр різних психологічних конструктів. Наприклад, модель Deiner, et al. (2009), авторів The Flourishing Scale, складається з

задоволеності інтерперсональними стосунків, самооцінки, наявності сенсу буття та оптимізму. Більш старі моделі зазвичай включають в себе більше факторів. Таким чином, модель Ryff & Keyes (1995) включає в себе самоприйняття, особистісний розвиток, наявність сенсу буття, задоволеність інтерперсональними стосунками, особистісну автономію та просторову майстерність (можливість ефективно розпоряджатися внутрішніми та зовнішніми ресурсами по відношенню до навколишнього світу). Якщо порівнювати ці моделі, то стає очевидно, що концепція Deiner, et al. (2009) є більш точною та лаконічною. Такі фактори як самоприйняття та просторова майстерність, з огляду на сучасні уявлення щодо структури самооцінки, вже є її структурними компонентами (Branden, 2001). Таким чином, дана модель вимірює три дуже схожих за своєю природою феномени. Таким чином, саме на модель Deiner, et al. (2009) ми будемо посилатися у подальшому розгляді наведеної проблематики.

1.3 Теоретичні дані щодо взаємозв'язку соціальних мереж та самооцінки

Визначивши основні поняття, варто переходити до теоретичної моделі, яка пояснює яким чином соціальні мережі пов'язані з самооцінкою. Згідно з моделлю оновлення самооцінки, існує три основні механізми, що відповідають за це зв'язок: соціальні порівняння, зворотній зв'язок та саморефлексія (Cingel, et al., 2022). Варто одразу відзначити, що ці механізми також впливають на самооцінку і в повсякденному житті, однак специфіка середовища, створеного соціальними мережами підкреслює внесок саме цих механізмів.

Щодо соціальних порівнянь, вони можуть впливати на самооцінку як позитивно так і негативно. Більшою мірою це залежить від їх типу. Вчені виділяють два основних види соціальних порівнянь: висхідні, коли об'єкт

порівняння оцінюється як «кращий» та низхідні, коли об'єкт порівняння є «гіршим». Дослідниками було встановлено, що саме висхідні соціальні порівняння згубно впливають на самооцінку. Більше того, результати демонструють, що близько 88% людей у вибірці вдавалися до соціальних порівнянь, та 98% з загальної кількості соціальних порівнянь є висхідними (Jan, et al., 2017). Таким чином можна зробити висновок, що самі соціальні мережі є вагомим чинником, що провокує соціальні порівняння. Окрім цього, на частоту соціальних порівнянь також впливає особистість людини (люди з високими показниками нейротизму та люди, що страждають від депресивних симптомів мають більшу схильність до висхідних соціальних порівнянь) та спосіб використання (активне – пряма взаємодія з іншими людьми, наприклад обмін особистими повідомленнями; пасивне – спостереження за життям інших користувачів або ж перегляд новин) (Verduyn, et al., 2020). Отже, соціальні порівняння ключовим механізмом впливу соціальних мереж на самооцінку.

Наступним важливим механізмом, що поєднує соціальні мережі на самооцінку є зворотній зв'язок. У соціальних мережах існує багато способів надання зворотного зв'язку, кількість яких може суттєво змінюватись від однієї платформи до іншої. Отримання позитивного зворотного зв'язку може вказувати на включення людини у її соціальне оточення. Таким чином, повертаючись до теорії соціометра можна припустити, що самооцінка може збільшуватись коли людина отримує позитивний зворотний зв'язок (Aroga, et al., 2024). З іншого боку, залежність від схвалення з боку оточуючих для того, щоб підвищити самооцінку може негативно вплинути на психічне благополуччя. Також варто зазначити, що ступінь того, наскільки самооцінка залежить від оцінки суспільства може бути обмежена особистими факторами. Наприклад, Casale S. (2020) зазначає, що для людей які мають сильні соціальні опори є значно слабшим предиктором зменшення самооцінки. Окрім цього, відчуття наявності мети також є обмежуючим фактором. Варто

нагадати, що такі фактори як наявність мети, та задоволеність міжособистисними стосунками є ключовими структурними елементами психічного благополуччя. На це звернули увагу автори методики Need for Online Social Feedback Scale (NfOSF). Результати їх досліджень поглиблюють наявне уявлення щодо зв'язку між компонентами задоволеності життям (Burrow & Rainone, 2017). Дослідники зазначають, що потреба у соціальному фідбеку виникає внаслідок незадоволеності динамікою життя у офлайн просторі. Таким чином, модель впливу соціального фідбеку на самооцінку дещо ускладнюється. З наявних даних можна зробити висновок, що психічне благополуччя опосередковано впливає взаємозв'язок соціальних мереж та самооцінки.

Механізм саморефлексії дещо відрізняється від інших двох. Тоді як соціальні порівняння та зворотній зв'язок можуть впливати на самооцінку як позитивно так і негативно, саморефлексія у більшості своїй направлена лише на підвищення самооцінки (Midgley, et al., 2021). Соціальні мережі дозволяють зберігати та обробляти інформацію про своє життя. Таким чином, люди можуть використовувати їх для рефлексії над їх минулим, підкреслюючи їх позитивні якості.

Для дослідження обраної проблематики вчені використовують різноманітні методи від експериментів до опитувальників. Прикладом використання експериментального підходу є дослідження Vogel, E. et al. (2014). У дослідженні учасники переглядали фіктивні профілі в соціальних мережах, які відрізнялися залежно від того, чи профіль передавався як ціль висхідного чи низхідного порівняння (Vogel, et al., 2014). Тобто, дослідники маніпулювали змістом профілю (картинками, описом, тощо) та соціальною активністю на профілі. Щодо неекспериментальних методів дослідження, у них основним інструментом для визначення рівня самооцінки є опитувальник Розенберга. Загалом, це один із найбільш широко використовуваних інструментів для вимірювання самооцінки. Вимірює він

глобальну самооцінку, тобто загальну оцінку людиною своєї значущості та компетентності. Його популярність зумовлена легкістю у використанні та обробці даних, високою надійністю та конструктивною валідністю (Zeigler-Hill & Shackelford, 2020). Також цей опитувальник розроблений в першу чергу для юнаків та є перекладеним на українську, що робить його напорчуд привабливим для використання. Окрім нього у дослідженнях часто використовується модифікована для досліджень дорослих версія опитувальника Куперсмита. Варто зазначити, що цей опитувальник частіше за все використовується у дослідженнях з дітьми, а не юнаками. Він також вимірює загальну самооцінку, однак враховуючи при цьому її основні джерела: однолітків, батьків, школу та себе. Щодо надійності та валідності, цей інструмент не поступається опитувальнику Розенберга, однак більша складність використання та менша адаптованість до роботи з юнаками змушують схилитися саме в бік опитувальника Розенберга. У якості інструмента для визначення соціальних порівнянь використовується INCOM (Gibbons & Buunk, 1999). Варто зазначити, що цей опитувальник є єдиною повноцінною методикою для вивчення соціальних порівнянь. Більшість досліджень включають у свої опитувальники лише по декілька питань, що пов'язані з соціальними порівняннями. Ці питання також часто є доволі прямолінійними, що значно підвищує вплив ефекту соціальної бажаності на дослідження та робить його результати менш точними. Наприклад, у своєму дослідженні Jan M., et al., (2017) використали лише одне питання: «чи ви порівнюєте себе з іншими, переглядаючи їх профілі?». Таким чином, відповідь на лише одне питання такого типу не дає змогу побудувати повноцінне уявлення про частоту та характер соціальних порівнянь.

Загалом, питання впливу соціальних мереж на самооцінку є відкритим. Існують публікації, результати яких свідчать у підтримку думки, що соціальні мережі згубно впливають на самооцінку. На противагу цьому існує також думка про те, що соціальні мережі мають незначний вплив на

самооцінку, та його ступінь є детермінованою виключно індивідуальними особливостями. Таким чином, щоб створити чітке уявлення щодо впливу соціальних мереж на самооцінку необхідно переглянути результати емпіричних досліджень.

Результати дослідження Moningka C. & Ratih Eminiari P. (2020) підтримують гіпотезу про вплив соціальних порівнянь на самооцінку. Дослідження проводилося на вибірці з 200 студентів університету, де учасникам було запропоновано заповнити шкалу самооцінки та шкалу соціальних порівнянь (Moningka & Ratih Eminiari, 2020). Результати дослідження підтверджують думку про те, що соціальні порівняння мають негативний вплив на самооцінку. Дослідження також показало, що люди, які вдаються до висхідного соціального порівняння, тобто порівнюють себе з іншими, більш «успішними» людьми, відчують зниження самооцінки. На противагу цьому, люди, які здійснюють низхідне соціальне порівняння, тобто порівнюють себе з людьми, які перебувають у гіршому становищі, відчували підвищення самооцінки (Zhou & Li, 2024). Крім того, дослідження показало, що люди з високою самооцінкою менш схильні до соціального порівняння, ніж люди з низькою самооцінкою. Загалом, результати дослідження свідчать про те, що соціальне порівняння має значний вплив на самооцінку, і люди повинні усвідомлювати вплив соціальних порівнянь на свою самооцінку.

У дослідженні, проведеному Jan M., et al., (2017) серед 150 пакистанських студентів, дослідники встановили, що 88% з них здійснюють соціальні порівняння в соціальних мережах, що викликає негативний вплив на самооцінку. Дослідники вважають, що обмеженням цього дослідження є те, що спостереження не проводилися, і опитувальники були використані як засіб збору даних. Однією з особливостей Facebook є можливість створювати особисті профілі, які доступні для перегляду і коментування громадськістю або друзями, що може впливати на самооцінку користувачів. Деякі дослідники визначили переваги використання соціальних мереж, включаючи

відчуття свободи та ідентичності, підвищення рівня впевненості та допомогу в збільшенні соціального капіталу, знижуючи бар'єри комунікації для студентів. Люди використовують низхідні та висхідні соціальні порівняння під час використання соціальних мереж (Нохгај, et al., 2023). Висхідні порівняння можуть служити натхненням, але можуть також змушувати людей почуватися неповноцінними та негативно оцінювати себе. Результати цього дослідження вказують на негативну кореляцію між незалежною та залежною змінною. Тобто, результати цього дослідження вказують на те, що самооцінка падає із збільшенням кількості часу, проведеного в соціальних мережах.

У публікації Vogel, E. et al. (2014) було описано 2 різних дослідження. Дослідження проаналізувало взаємозв'язок використання соціальних мереж та самооцінки людини. В першому дослідженні був застосований кореляційний аналіз для визначення, чи люди, які більш схильні до висхідних соціальних порівнянь при використанні соціальних мереж, мають нижчу самооцінку. Використовувалися анкети, які стосувалися використання Facebook, самооцінки та частоти висхідних та низхідних соціальних порівнянь у Facebook (Fargoq, et al., 2023). Результати цього дослідження показали, що люди, які тобто використовували Facebook найчастіше, як правило, мали нижчу самооцінку. У другому дослідженні був використаний експериментальний підхід. Досліджувані мали доступ до фіктивних профілів у соціальних мережах, які могли спонукати до висхідних або ж низхідних соціальних порівнянь. Дослідники маніпулювали вмістом профілю (наприклад додаючи до профілю фотографії, що показують як людина веде здоровий спосіб життя, тощо) та соціальної активності користувача (наприклад, кількість коментарів під фотографіями). Згідно з результатами дослідження, більший вплив на самооцінку має саме соціальна активність користувача. Отже, результати цього дослідження підтримують соціометричну теорію самооцінки.

Публікація Burrow & Rainone (2017), підтверджує наявність впливу соціальних порівнянь на самооцінку. У дослідженні вчені використали методику для вимірювання самооцінки Розенберга та дані з Фейсбук акаунтів досліджуваних. Подальший регресійний аналіз отриманих даних вказав на високу прогностичний потенціал соціальних порівнянь щодо самооцінки. Якщо бути точним, предиктори, що складаються з кількості лайків під їхніми постами, та відчуття наявності мети пояснюють 65% варіації самооцінки. Варто відзначити, що найбільш суттєвим предиктором є саме відчуття наявності мети. Ці результати знову відсилають нас до припущення авторів NfSOF та необхідності емпіричних перевірок опосередкованого впливу психологічного благополуччя на динаміку між самооцінкою та соціальними порівняннями.

Варто також зазначити, що існують дослідження, що спростовують гіпотезу про взаємозв'язок соціальних мереж та самооцінки. Такі дослідження вказують на те, що ступінь впливу соціальних мереж на самооцінку варіюється від людини до людини. Таким чином, у публікації Patti et al, дослідники попросили досліджуваних надавати звіт про використання соціальних мереж та самооцінку шість раз на день. За результатами даного дослідження більшість людей (88%) відчула незначний вплив соц мереж на самооцінку, або ж його повну відсутність (Valkenburg, et al., 2021). Разом із цим, дослідниками була підтверджена гіпотеза щодо високої варіативності змін у самооцінці внаслідок використання соціальних мереж. З огляду на дизайн дослідження, його результати можна екстраполювати лише на «барометричну» самооцінку, існування якої поставили під сумнів мета-аналізи останніх років. Як зазначалося раніше, самооцінка є відносно сталою та не зазнає сильних змін внаслідок щоденного негативного або ж позитивного досвіду, що пояснює відсутність статистично значущого взаємозв'язку між соціальними мережами та самооцінкою у даному дослідженні.

Метааналіз Huang C. (2017) також демонструє відсутність кореляції між використанням соціальними мереж та самооцінкою. Загалом, предметом дослідження у даному випадку було психологічне благополуччя загалом, яке було розділене на 4 параметри. Позитивна кореляція з першими двома параметрами – самооцінка та задоволеність життям та негативна кореляція з іншими двома – самотність та депресивність свідчили б про наявність взаємозв'язку соціальних мереж з психічним благополуччям. За результатами даного дослідження було виявлено, що кореляція між самооцінкою та використанням соціальних мереж близька до нуля (Huang, 2017).

1.4 Використання алгоритмів машинного навчання у психології

Машинне навчання (ML) стало потужним інструментом у психологічних дослідженнях, оскільки дає змогу аналізувати складні багатовимірні дані для виявлення закономірностей і прогнозування психологічних характеристик. На відміну від традиційних статистичних методів, ML орієнтоване не на висновки, а на прогнозування, що робить його особливо ефективним для вивчення нелінійних взаємозв'язків і взаємодій між змінними. У контексті самооцінки ML може інтегрувати різноманітні предиктори, такі як психічне здоров'я, використання соціальних мереж і сприйняття власного тіла, щоб змодельовати, як ці чинники спільно впливають на самосприйняття. Такий підхід не лише підвищує точність прогнозів, але й дає змогу глибше зрозуміти взаємодію психологічних і соціальних чинників, забезпечуючи орієнтований на дані погляд на людську поведінку.

Застосування ML у психології виходить за межі прогнозування — воно включає також розробку персоналізованих втручань і адаптивних систем. Наприклад, алгоритми ML уже використовуються для виявлення факторів ризику психічних розладів, прогнозування академічної успішності та

оцінювання самооцінки за допомогою інноваційних методів, таких як аналіз ходи чи тести на основі віртуальної реальності (Bleidorn & Hopwood, 2018). Ці досягнення підкреслюють потенціал ML змінити психологічні дослідження, забезпечуючи оцінювання в реальному часі та індивідуалізовані втручання. Водночас інтеграція ML у психологію вимагає уважного ставлення до етичних питань, зокрема конфіденційності даних і алгоритмічної упередженості, а також дотримання теоретичних рамок для забезпечення змістовних і узагальнених результатів.

Поява машинного навчання (ML) у міждисциплінарних дослідженнях є результатом довготривалого розвитку як математичних, так і філософських підходів до аналізу знань, прогнозування поведінки та побудови моделей реальності. Ще в середині XX століття, з появою перших цифрових обчислювальних машин, науковці почали шукати способи використання обчислювальної потужності для вирішення складних аналітичних задач. У цей період формуються основи штучного інтелекту, який, на початку, сприймався як засіб моделювання людського мислення. Поступово на зміну символічному AI приходять емпіричні підходи, що ґрунтуються на даних, а не на формальних правилах. Вже у 1980–1990-х роках виникають перші алгоритми машинного навчання, здатні до самостійного «навчання» на основі даних, без прямого програмування (Ortù, et al., 2020). Особливої ваги ці методи набули з розвитком інтернету, оскільки саме поява великих обсягів цифрової інформації стала каталізатором переходу від класичної статистики до адаптивних методів аналізу даних.

Історично, застосування обчислювальних підходів у соціальних і гуманітарних науках розвивалося повільніше, ніж у природничих дисциплінах. Утім, уже на початку XXI століття на перетині психології, соціології та інформатики почали з'являтися приклади ефективного використання алгоритмів машинного навчання. Особливо важливим етапом стало усвідомлення того, що ML здатне виявляти приховані патерни та

нелінійні залежності, які традиційні статистичні методи ігнорують або спрощують. Поширення цифрових слідів поведінки — даних із соціальних мереж, мобільних додатків, онлайн-опитувань — відкрило нові горизонти для дослідження психологічних процесів у реальному часі (Patel, et al., 2024). Такий розвиток подій сприяв появі нових напрямів: обчислювальної соціології, цифрової антропології, психології великих даних. Саме в цьому контексті ML починає виконувати роль не просто технічного інструменту, а нового етапу пізнання, що доповнює класичні якісні й кількісні методи.

Паралельно з теоретичним розвитком, поштовх до поширення ML у міждисциплінарних дослідженнях дала доступність відкритого програмного забезпечення, бібліотек для Python та R, а також хмарних обчислювальних платформ. Усе це зробило технології машинного навчання доступними не лише для інженерів, а й для науковців-гуманітаріїв, які почали інтегрувати ці методи у власні дослідницькі парадигми. Разом із цим виникла потреба у переосмисленні епістемологічних засад наукового аналізу, адже ML працює не з гіпотезами, а з закономірностями у даних (Argyal, et al., 2020). Таким чином, історичні передумови впровадження ML у міждисциплінарні дослідження є наслідком як технічного прогресу, так і еволюції уявлень про наукову обґрунтованість та методологію.

Протягом тривалого часу психологічні дослідження ґрунтувалися переважно на класичних статистичних методах, які дозволяли перевіряти гіпотези, вивчати відмінності між групами та встановлювати асоціативні зв'язки між змінними. Основний акцент був зосереджений на інференції — узагальненні результатів вибіркового аналізу на популяцію. Методи, такі як t-тести, ANOVA, кореляційний та регресійний аналіз, домінували в емпіричних дослідженнях (Tressa, et al., 2023). Їх використання передбачало жорстке дотримання припущень щодо розподілу даних, лінійності та незалежності змінних. Такі підходи добре зарекомендували себе в умовах чітко структурованих дослідницьких завдань і відносно невеликих масивів

даних. Однак зі зростанням складності поведінкових моделей та збільшенням доступу до багатовимірної інформації класична статистика почала втрачати свою ефективність у виявленні глибоких, латентних структур у психологічних даних.

Перехід до предиктивного аналізу в психології був зумовлений як технологічними інноваціями, так і методологічною кризою у самій науці. З одного боку, збільшення обсягів даних, отриманих із цифрових джерел, потребувало більш гнучких і адаптивних методів аналізу. З іншого — посилилася критика традиційної статистики за надмірну залежність від р-значень, обмежену пояснювальну силу та труднощі з реплікацією результатів. У цьому контексті машинне навчання почало виступати як альтернатива, що здатна не лише аналізувати, а й передбачати психологічні стани, риси та поведінку на основі складних, взаємопов'язаних змінних (Zhou & Shi, 2024). На відміну від статистичних моделей, орієнтованих на інтерпретацію, моделі машинного навчання оптимізовані для точності передбачення. Вони здатні виявляти нелінійні взаємозв'язки, працювати з високою кількістю предикторів, обробляти пропущені значення та масштабуватися на великі обсяги даних без втрати ефективності.

Зміна парадигми в обробці психологічної інформації полягає не лише у заміні одного інструментарію іншим, а в переосмисленні самої мети аналізу. Якщо раніше ключовим завданням дослідника було виявлення статистично значущих зв'язків, то тепер дедалі більше уваги приділяється здатності моделі передбачити індивідуальні відмінності або поведінкові реакції. Це особливо актуально у дослідженнях, пов'язаних із цифровою поведінкою, де дані надходять з різних джерел у режимі реального часу, а класичні припущення щодо нормального розподілу чи лінійності втрачають свою доречність. У такому середовищі предиктивна аналітика, заснована на машинному навчанні, відкриває нові можливості для психології — від

діагностики до персоналізованого втручання — формуючи нову наукову логіку, де успішність дослідження оцінюється точністю його прогнозів.

Психологія як наука з самого початку свого становлення прагнула описати й пояснити складні процеси, що визначають людську поведінку, сприйняття, емоції та пізнання. Проте на відміну від багатьох інших галузей знання, психологія оперує переважно латентними, тобто не безпосередньо спостережуваними змінними. Конструкти на кшталт самооцінки, тривожності, мотивації, емпатії або особистісних рис не можуть бути виміряні прямо, а лише опосередковано — через відповіді на опитувальники, поведінкові реакції або фізіологічні показники. Це означає, що психологічні дані мають багатовимірну природу, часто включають як якісні, так і кількісні характеристики, що піддаються інтерпретації в залежності від контексту. До того ж, людська поведінка є контингентною — вона змінюється залежно від ситуаційних, культурних, часових або соціальних чинників, що додає ще одного шару складності до її дослідження. Психологічні змінні рідко діють ізольовано; натомість вони утворюють складні системи взаємозв'язків, де кожна ознака може впливати на іншу, формуючи мережі залежностей, які важко охопити традиційними аналітичними засобами.

Ця багатовимірність і взаємозалежність ускладнює не лише інтерпретацію, а й моделювання психологічних процесів. Наприклад, у дослідженнях самооцінки юнаків можна спостерігати вплив таких чинників, як психоемоційний стан, рівень задоволеності тілом, потреба в соціальному схваленні, інтенсивність порівняння себе з іншими, а також характер використання соціальних мереж. Кожна з цих змінних, у свою чергу, є складною, багатовимірною структурою, що включає кілька підкомпонентів. Вони взаємодіють між собою не завжди лінійно: наприклад, високий рівень онлайн-активності може як підтримувати самооцінку через позитивний соціальний фідбек, так і знижувати її через часте порівняння із ідеалізованими образами. У таких умовах традиційні методи, орієнтовані на

ізолювану перевірку гіпотез, не можуть відобразити повну картину взаємодії змінних. Психологія потребує аналітичних стратегій, що здатні працювати з великою кількістю змінних одночасно, виявляти приховані патерни й адаптуватися до високої варіативності даних.

Виклики, пов'язані зі складністю поведінкових змінних, стають особливо помітними в умовах сучасного цифрового суспільства, де психологічні характеристики дедалі частіше вивчаються через цифрові сліди: активність у соцмережах, повідомлення, геолокацію, темп мовлення чи навіть патерни руху. Такі джерела генерують дані з високою частотою, гетерогенні за форматом, і часто включають часові ряди, текстову інформацію або мультимодальні сигнали. Традиційна психологічна методологія не була розрахована на роботу з такого роду даними, тому виникає потреба у залученні нових інструментів, здатних до обробки складних, багатовимірних, динамічних масивів інформації. Саме тут машинне навчання демонструє свою ефективність як метод, що не потребує попередньої специфікації структури моделі, а натомість дозволяє виявляти закономірності без спрощення реальності. У зв'язку з цим психологія стає все більш відкритою до міждисциплінарної співпраці з інформатикою, статистикою та наукою про дані, інтегруючи сучасні підходи аналізу в процес вивчення складної та багатовимірної людської поведінки.

Основні типи машинного навчання — супервізоване, несупервізоване й підкріплювальне навчання — кожне з яких має своє функціональне призначення і застосування в міждисциплінарних дослідженнях, зокрема в психодіагностиці, поведінковій аналітиці, дослідженнях впливу соціальних мереж тощо.

Супервізоване навчання є найпоширенішим видом машинного навчання і передбачає наявність міток — тобто заздалегідь відомих відповідей, на основі яких алгоритм навчається робити прогнози. Воно охоплює два ключові завдання: класифікацію та регресію. У завданні

класифікації модель навчається визначати, до якої з категорій належить новий приклад, виходячи з навчального набору. Наприклад, класифікаційна модель може прогнозувати ймовірність того, що підліток має низьку або високу самооцінку на основі його оцінок психоемоційного стану, соціального порівняння та активності в соцмережах. У завданні регресії, натомість, передбачуване значення є неперервною змінною — наприклад, рівень самооцінки за шкалою від 0 до 100. Супервізовані моделі включають методи як-от логістична регресія, дерева рішень, метод опорних векторів, градієнтний бустинг та нейронні мережі. Ці алгоритми дозволяють працювати з великою кількістю ознак, враховувати їхню взаємодію та виявляти нелінійні залежності, що є особливо важливим у дослідженнях психологічних процесів, де впливи факторів рідко бувають лінійними чи незалежними один від одного.

Несупервізоване навчання, на відміну від супервізованого, не потребує міток для навчання. Його основною метою є виявлення прихованої структури в даних або зниження їхньої складності. Одним із найбільш поширених завдань у цій категорії є кластеризація — тобто автоматичне групування об'єктів на основі схожості їхніх характеристик. У психології цей підхід застосовується, наприклад, для виявлення латентних підгруп респондентів зі схожими патернами поведінки або когнітивними профілями. Кластеризація може бути особливо цінною, коли мова йде про великі обсяги даних із самоописів або цифрових слідів, що не мають чітких категоріальних відповідей. Іншим важливим напрямом є пониження розмірності — техніка, що дозволяє зменшити кількість змінних у даних, зберігаючи при цьому найбільш важливу інформацію. Метод головних компонент (PCA), t-SNE або UMAP широко застосовуються для візуалізації психологічних даних високої вимірності, а також для попередньої обробки перед застосуванням інших моделей (Djerou, et al., 2025). Несупервізовані методи є незамінними на етапі

первинного аналізу, коли необхідно виявити закономірності без попереднього знання, які саме категорії або оцінки слід шукати.

Підкріплювальне навчання є менш поширеним у психології, але має великий потенціал. У цьому типі навчання агент взаємодіє з середовищем, приймає рішення і отримує зворотний зв'язок у вигляді винагороди або штрафу, на основі якого поступово вдосконалює свою поведінку. Такий підхід моделює навчання через досвід і є схожим до механізмів, які вивчаються в когнітивній психології, зокрема у дослідженнях умовних рефлексів або прийняття рішень в умовах невизначеності. У сучасних міждисциплінарних дослідженнях підкріплювальне навчання використовується, наприклад, для побудови адаптивних систем психологічної підтримки, які змінюють свою поведінку залежно від реакцій користувача. Крім того, RL-алгоритми можуть бути застосовані у віртуальному середовищі для симуляції навчання людини в різних сценаріях, а також для побудови агентів, що відтворюють реалістичні когнітивні процеси. Оскільки підкріплювальне навчання потребує великої кількості ітерацій та інтенсивної обчислювальної потужності, його застосування поки що обмежене здебільшого симулятивними середовищами або експериментальними прототипами. Проте з розвитком обчислювальних технологій ці підходи можуть стати важливим інструментом для дослідження й моделювання поведінкових реакцій, які змінюються у відповідь на динамічні зовнішні стимули.

Усі три типи машинного навчання мають різні сфери застосування в психології, проте їхнє спільне використання дозволяє створити цілісну аналітичну систему, яка охоплює виявлення структур (через несупервізоване навчання), прогнозування (через супервізоване) та адаптацію до змінних умов (через підкріплювальне). Такий підхід дає змогу інтегрувати як глибоке розуміння поведінки окремих індивідів, так і закономірності на рівні великих

вибірок, сприяючи розвитку нових форм емпірично обґрунтованої психології.

Алгоритми машинного навчання охоплюють широкий спектр методів, які мають різні властивості, сильні сторони та сфери застосування. У психологічних дослідженнях особливу увагу привертають моделі, здатні працювати з неоднорідними, шумовими та багатовимірними даними, а також забезпечувати зрозумілі інтерпретації або високу точність прогнозів. Одним із найпростіших та водночас інтуїтивно зрозумілих методів є дерева рішень. Цей алгоритм побудований на ідеї поетапного розгалуження — на кожному кроці дерево перевіряє певну умову щодо однієї змінної та розділяє вибірку на дві або більше підгруп. У контексті психології дерева рішень дозволяють з'ясувати, які саме фактори — наприклад, частота порівнянь себе з іншими чи рівень добробуту — найсильніше впливають на самооцінку, і як ці фактори взаємодіють. Деревя забезпечують прозору структуру моделі, що легко візуалізується, а отже, є зручною для практичного використання у психодіагностиці. Проте індивідуальні дерева схильні до перенавчання, що обмежує їхню здатність узагальнювати результати на нові дані.

Щоб подолати недоліки простих дерев, було розроблено ансамблеві методи, серед яких одним із найпопулярніших є Random Forest. Цей алгоритм створює велику кількість випадкових дерев рішень, кожне з яких навчається на різних підвибірках даних та з різними підмножинами ознак. Під час прогнозування враховується середнє або голосування всіх дерев, що значно підвищує стабільність та точність моделі. Random Forest добре справляється з нелінійними взаємозв'язками та знижує ризик перенавчання. У психологічних дослідженнях він може використовуватися для моделювання складної залежності між самооцінкою та різними поведінковими індикаторами, включно з тривожністю, самопрезентацією в соцмережах, чи сприйняттям власного тіла. Крім того, Random Forest надає важливу інформацію про значущість ознак, що дає змогу дослідникам ідентифікувати

ключові детермінанти прогнозованої змінної. Водночас, незважаючи на високу продуктивність, модель втрачає частину інтерпретативної прозорості, характерної для одиночних дерев.

Ще одним потужним ансамблевим підходом є градієнтний бустинг — алгоритм, який послідовно створює нові моделі, що виправляють помилки попередніх. Це дозволяє формувати глибокі ансамблі слабких моделей, які в сукупності досягають надзвичайної точності. Градієнтний бустинг реалізується в різних бібліотеках, таких як XGBoost, LightGBM чи CatBoost, і особливо ефективний для задач із великою кількістю вхідних змінних, пропущеними значеннями або нерівномірно розподіленими класами. Для психології це відкриває можливість створення складних моделей, здатних виявляти приховані закономірності між сотнями психологічних шкал, самооцінних тверджень та цифрових поведінкових показників. Незважаючи на те, що градієнтний бустинг менш інтерпретований, ніж дерева чи логістична регресія, він має вбудовані механізми оцінки важливості змінних, а також може бути доповнений засобами пояснення результатів, як-от SHAP-значення.

Серед класичних моделей, які залишаються актуальними в умовах високої інтерпретованості, варто виділити логістичну регресію. Цей метод використовується для моделювання ймовірності належності до певної категорії, що робить його надзвичайно зручним для класифікації у двійкових задачах — наприклад, прогнозування високої чи низької самооцінки. Логістична регресія дозволяє чітко оцінити вплив кожної змінної через коефіцієнти, які відображають зміну логарифмічних шансів залежно від одиничного збільшення значення змінної. Вона менш чутлива до перенавчання і має високу стійкість за умови належної нормалізації даних. У психології цей алгоритм традиційно використовується в опрацюванні опитувальників, побудові профілів ризику або аналізі факторів, що впливають на ухвалення рішень. Попри простоту, логістична регресія

залишається еталонною базовою моделлю, з якою порівнюють більш складні алгоритми.

На протилежному кінці спектра розташовуються нейронні мережі — адаптивні моделі, натхненні архітектурою людського мозку. Вони складаються з численних взаємопов'язаних штучних нейронів, організованих у шари, через які проходить інформація. Глибокі нейронні мережі здатні автоматично виявляти складні закономірності в даних, що робить їх особливо ефективними для обробки зображень, тексту чи часових рядів. У психології нейромережі використовуються для аналізу візуальних проявів емоцій, автоматизованої оцінки поведінки, аналізу мови або навіть виявлення депресивних тенденцій за цифровими слідами в соцмережах. Незважаючи на високу ефективність, такі моделі потребують значної кількості даних для навчання, складної підготовки даних і, найчастіше, не мають прозорої інтерпретації. Утім, новітні підходи до пояснення моделей, як-от LIME або SHAP, поступово зменшують цей бар'єр. Таким чином, нейронні мережі відкривають нові горизонти для психології, особливо в тих її напрямках, де традиційні методи не справляються з багатовимірністю або структурною складністю інформації.

Кожен із підходів машинного навчання — супервізоване, несупервізоване та підкріплювальне навчання — має власну специфіку застосування у психології, зумовлену як особливостями даних, так і типами дослідницьких або практичних завдань. Супервізоване навчання є найпоширенішим і найбільш придатним для ситуацій, коли дослідник володіє чітко означеними ознаками (predictors) і цільовою змінною (target), яку необхідно передбачити. У психології це охоплює широкий спектр задач: від прогнозування рівня самооцінки, вірогідності виникнення тривожних станів, до класифікації індивідів за психотипами або стилями міжособистісної взаємодії. Моделі супервізованого навчання — зокрема, логістична регресія, дерева рішень, Random Forest, градієнтний бустинг або

нейронні мережі — забезпечують можливість врахування багатьох змінних одночасно, дозволяючи враховувати як лінійні, так і нелінійні взаємозв'язки, взаємодії між змінними, а також латентні фактори. Це особливо цінно при аналізі складної поведінки людини, де класичні статистичні методи виявляються недостатніми для точного прогнозування або побудови адаптивних інтервенцій.

Несупервізоване навчання, на відміну від супервізованого, не потребує попередньо маркованих даних і дозволяє виявляти внутрішні структури, шаблони або приховані зв'язки між спостереженнями. У психології та психометрії його використовують для кластеризації індивідів, виявлення підгруп з подібними психологічними профілями або для пониження розмірності складних шкальних структур, наприклад, через методи головних компонент (PCA) або t-SNE. Ці підходи дозволяють виявити раніше непомітні психологічні типи або поведінкові патерни, які не були задані апріорно. Зокрема, при дослідженні самооцінки та її зв'язку з поведінкою в соціальних мережах, кластеризація може допомогти виявити групи молодих людей із різними стилями взаємодії з цифровим середовищем — наприклад, орієнтовані на зовнішнє визнання або ті, хто уникає активної самопрезентації. Це, своєю чергою, дозволяє адаптувати психопрофілактичні заходи, орієнтуючись не лише на середні тенденції, а на внутрішню неоднорідність цільової аудиторії. Крім того, несупервізовані алгоритми є незамінними на етапі попередньої обробки даних — наприклад, у виявленні аномалій або латентних факторів, які не відповідають явним категоріям, але мають пояснювальне значення для поведінки респондентів.

Підкріплювальне навчання, хоча й менш поширене в психологічних дослідженнях порівняно з іншими підходами, демонструє зростаючий потенціал, особливо в задачах, де йдеться про навчання агента через взаємодію із середовищем. Такий підхід може бути адаптований для створення інтерактивних терапевтичних або тренінгових систем, що

змінюють свою поведінку залежно від реакцій користувача. Наприклад, у контексті саморегуляції або тренування стресостійкості, системи на основі підкріплювального навчання можуть поступово адаптувати рівень складності завдань або тип наданої зворотного зв'язку, навчаючись на основі поведінкових реакцій користувача. Цей тип навчання особливо цінний для моделювання процесів прийняття рішень, поведінкової гнучкості або адаптації в умовах невизначеності — тобто характеристик, які важко змоделювати за допомогою стандартних алгоритмів. Також його потенціал зростає у поєднанні з віртуальною реальністю або ігровими інтерфейсами, де учасник взаємодіє з динамічним середовищем і система має можливість формувати індивідуальні траєкторії розвитку або втручання.

Актуальність кожного з підходів значною мірою залежить від конкретного формату даних, цілей дослідження та обсягу вибірки. Супервізовані моделі вимагають великої кількості якісно маркованих даних, натомість вони дозволяють будувати точні предиктивні моделі для оцінки ризиків, прогнозування змін у стані особистості або визначення ефективності інтервенцій. У дослідженні впливу соціальних мереж на самооцінку юнаків та її передбачення на основі ментального добробуту, образу тіла чи соціального зворотного зв'язку, саме супервізоване навчання забезпечує інструмент для моделювання складної взаємодії чинників. Несупервізоване навчання, своєю чергою, особливо корисне на етапі формування гіпотез, виявлення латентної структури даних або сегментації респондентів для подальшого аналізу. Підкріплювальне навчання, незважаючи на складність у реалізації, відкриває нові підходи до персоналізованого втручання, коли психологічна система адаптується до індивідуальних реакцій користувача у реальному часі.

Таким чином, використання різних підходів машинного навчання в психології є не лише доцільним, а й стратегічно важливим, оскільки кожен з них дозволяє по-різному інтерпретувати, аналізувати та впливати на складні

поведінкові та когнітивні процеси. Перевагою сучасного дослідника є не вибір одного “найкращого” підходу, а гнучке поєднання кількох методів у межах єдиної аналітичної стратегії, що враховує як багатовимірність даних, так і динаміку психоемоційних станів. У контексті міждисциплінарних досліджень, таких як роль соціальних мереж у формуванні самооцінки юнаків, саме ця гнучкість і методологічне розмаїття забезпечують максимально повне та обґрунтоване розуміння складної взаємодії між психологічними характеристиками та соціальним середовищем.

Однією з ключових переваг використання алгоритмів машинного навчання в психологічних дослідженнях є здатність ефективно працювати з великою кількістю змінних одночасно, що суттєво відрізняє їх від традиційних статистичних методів. У класичних підходах дослідники часто стикаються з обмеженнями щодо кількості предикторів, які можна аналізувати в одному рівнянні через проблему мультиколінеарності, зниження статистичної потужності та складнощі інтерпретації результатів. У свою чергу, моделі машинного навчання розроблені для того, щоб обробляти високовимірні дані, тобто ситуації, коли кількість предикторів може бути дуже великою, а їх взаємозв'язки — складними, нелінійними та інтерактивними. Це особливо актуально для психології, де поведінкові, емоційні, когнітивні та соціальні змінні часто переплетені в складну мережу взаємодій, яку традиційні методи не здатні повною мірою охопити.

Алгоритми машинного навчання, зокрема дерева рішень, випадкові ліси (Random Forest), градієнтний бустинг, нейронні мережі та інші, дозволяють виявляти складні, багаторівневі взаємозв'язки між змінними, при цьому мінімізуючи вплив шуму або надлишкових предикторів. Завдяки вбудованим механізмам регуляризації та селекції ознак, моделі здатні автоматично визначати, які змінні мають найбільше прогностичне значення, ігноруючи другорядні або слабо пов'язані з цільовою ознакою фактори. Це відкриває нові можливості для аналізу психологічних даних, де навіть

незначні варіації у відповідях або в оцінках суб'єктивного досвіду можуть мати значення в загальній картині. Наприклад, у дослідженні самооцінки молоді, де взаємодіють такі змінні, як добробут, соціальна тривожність, частота використання соціальних мереж, образ тіла, очікування зовнішнього схвалення, тощо, машинне навчання дозволяє створити модель, що відображає ці зв'язки без необхідності спрощення або редукції складності до декількох основних компонентів, як це часто робиться в традиційній статистиці.

Крім того, здатність працювати з багатьма змінними одночасно дозволяє враховувати взаємодії між предикторами, які можуть мати вирішальне значення для психологічної інтерпретації. Наприклад, вплив соціального порівняння на самооцінку може бути посилений або зменшений залежно від рівня ментального благополуччя респондента чи його чутливості до зворотного зв'язку. Такі складні ефекти взаємодії важко моделювати з використанням звичайної регресії, особливо якщо взаємодії є нелінійними або умовними. Машинне навчання, навпаки, надає гнучкий інструментарій для побудови моделей, що враховують як основні ефекти, так і взаємодії будь-якої складності, що значно підвищує точність прогнозів та дозволяє краще зрозуміти психологічну динаміку.

Ще однією важливою перевагою є можливість виявлення прихованих структур у даних завдяки автоматизованому аналізу великої кількості змінних. У психології це дозволяє не лише прогнозувати поведінкові результати або стан психіки, але й формувати нові гіпотези, виявляти латентні фактори або типології респондентів. Зокрема, алгоритми з високою обчислювальною здатністю, як-от нейронні мережі, можуть у процесі навчання створювати представлення даних, що виявляють нові, неочевидні взаємозв'язки, які потім можуть бути інтерпретовані в контексті теорій особистості, розвитку або міжособистісних стосунків. Наприклад, через аналіз тисяч анкет одночасно можливо ідентифікувати профілі юнаків, які

характеризуються високим рівнем уразливості до впливу соціальних мереж, що має практичну цінність для розробки інтервенцій або психологічного консультування.

У сукупності, здатність працювати з великою кількістю змінних одночасно дозволяє зберегти складність, неоднорідність і багатовимірність психологічних процесів у моделі, не спрощуючи їх до лінійних, універсальних або ізольованих зв'язків. Такий підхід узгоджується з сучасним розумінням людської психіки як складної, динамічної системи, на яку впливають численні фактори одночасно. У міждисциплінарних дослідженнях, зокрема у тематиці впливу соціальних мереж на самооцінку юнаків, ця перевага є критичною для отримання валідних, багатовимірних результатів, що відображають реальний контекст цифрової соціалізації, психологічної вразливості та індивідуальних відмінностей.

Одна з основних переваг використання машинного навчання (ML) у психологічних дослідженнях полягає в здатності виявляти складні, нелінійні та взаємозалежні зв'язки між змінними, що значно розширює можливості дослідників у вивченні психічних процесів. У традиційній статистиці багато моделей базуються на лінійних припущеннях, що часто не відповідають реальності в психології. Людська поведінка, емоційні реакції, когнітивні процеси та соціальні взаємодії зазвичай є результатом багатьох факторів, що взаємодіють і часто мають складні, нелінійні відносини. Машинне навчання, на відміну від класичних методів, здатне враховувати ці складнощі, що дозволяє створювати більш точні та адекватні моделі, які вірно відображають психологічну реальність.

Однією з причин, чому ML ефективно працює з нелінійними зв'язками, є те, що алгоритми машинного навчання можуть обробляти великі обсяги даних без необхідності заздалегідь визначати форму взаємозв'язків. Наприклад, нейронні мережі можуть вивчати дані і виявляти латентні патерни, які не можуть бути виражені в простій лінійній моделі. У

психології, де важливі навіть найменші варіації в поведінці чи сприйнятті, такі патерни можуть бути критично важливими для точного прогнозування чи пояснення психологічних феноменів (Rosenbusch, et al., 2019). Моделі, що використовують глибоке навчання, здатні ідентифікувати складні кореляції між багатьма змінними, такими як емоційний стан, рівень стресу, соціальна активність та інші психологічні фактори, без потреби в детальному розподілі кожного з них на окремі компоненти.

Крім того, ML дозволяє виявляти взаємозалежності між змінними, які не можуть бути виявлені стандартними статистичними методами. Наприклад, у психології самооцінки чи соціальних відносин важливо розуміти, як різні фактори взаємодіють між собою, змінюючи одне одного в різних контекстах. В традиційній статистиці може бути складно оцінити вплив декількох змінних одночасно, не спрощуючи модель до простих лінійних залежностей. Натомість машинне навчання дозволяє враховувати ці взаємозв'язки, створюючи більш гнучкі і точні моделі. Наприклад, вплив соціальних мереж на самооцінку може залежати від рівня емоційного благополуччя особи чи її схильності до соціального порівняння. Алгоритми машинного навчання здатні виявити такі складні взаємодії і передбачити їхній вплив на психологічні характеристики.

Ще однією важливою перевагою є здатність алгоритмів машинного навчання адаптуватися до нових даних і постійно оновлювати свої моделі в реальному часі. Це дозволяє враховувати динамічні зміни в психологічному стані індивіда або соціальному середовищі, а також оновлювати прогнози на основі нових поведінкових патернів. Наприклад, у випадку вивчення впливу онлайн-зворотного зв'язку на самооцінку, моделі машинного навчання можуть відстежувати зміни в звичках користувачів соціальних мереж і їхні реакції на нові соціальні стимули, даючи змогу оперативно коригувати рекомендації або втручання на основі свіжих даних.

Важливим аспектом є також здатність машинного навчання автоматично визначати важливість різних змінних. У традиційних методах аналізу, таких як регресія, дослідник повинен самостійно обирати, які змінні включати в модель, що може призвести до втрати важливої інформації або до впливу суб'єктивних оцінок. У ML багато алгоритмів здатні автоматично виділяти найбільш значущі змінні, що дозволяє зосередитися на найважливіших аспектах даних і уникати шуму. Це особливо важливо у психологічних дослідженнях, де дані часто мають велику кількість змінних, а розуміння того, які з них найбільше впливають на результат, є необхідним для побудови точних моделей.

Машинне навчання (ML) відкриває значний потенціал для дослідження впливу соціальних мереж на психологічний стан, оскільки ці платформи стали потужними джерелами даних, які відображають різноманітні аспекти людської поведінки. Соціальні мережі є важливим середовищем, в якому люди активно взаємодіють, обмінюються інформацією, формують соціальні зв'язки та створюють контент, що може значною мірою впливати на їх психологічний стан. Вивчення цього впливу за допомогою алгоритмів машинного навчання дозволяє автоматизувати процес аналізу великих масивів даних, що містять інформацію про поведінку, взаємодії та емоційні реакції користувачів.

Одним із основних аспектів потенціалу машинного навчання у цьому контексті є здатність працювати з великими обсягами даних, які генеруються в соціальних мережах. Ці платформи створюють величезні потоки інформації, що містять коментарі, пости, лайки, підписки, а також тексти, зображення та відео. Аналіз таких даних за допомогою ML дозволяє виявляти закономірності, які можуть залишатися непоміченими при використанні традиційних методів. Наприклад, можна відстежувати, як зміни в контенті, що публікується або споживається користувачами, впливають на їх емоційний стан, рівень стресу чи самооцінку (Elhai & Montag, 2020). За

допомогою алгоритмів обробки природної мови (NLP) можна аналізувати тексти постів, коментарів або навіть настрої в публікаціях, що дозволяє отримати уявлення про емоційний контекст і зміну психологічного стану користувачів у реальному часі.

З точки зору середовища впливу, соціальні мережі створюють нові можливості для взаємодії між людьми. Вони стають платформами для спілкування, соціального порівняння та отримання зворотного зв'язку, що може мати як позитивний, так і негативний вплив на психічне здоров'я користувачів. Завдяки машинному навчанню, можна моделювати і прогнозувати, як саме різні аспекти соціальних мереж, такі як частота взаємодії, тип контенту або час, проведений у мережі, впливають на психоемоційний стан людей. Алгоритми можуть також враховувати фактори, такі як вік, стать, соціальна група та інші демографічні характеристики, щоб точніше оцінити, як різні групи користувачів реагують на різні аспекти соціальних мереж.

Ще однією важливою перевагою використання ML у цьому контексті є можливість виявлення складних і часто непередбачуваних взаємозв'язків між поведінкою користувачів у соціальних мережах і їх психологічним станом. Взаємодії на таких платформах можуть бути багатогранними та включати елементи соціального порівняння, зворотного зв'язку та підтримки, які мають значний вплив на самооцінку та емоційний стан. Аналіз цих взаємодій може допомогти виявити, які саме аспекти поведінки (наприклад, отримання великої кількості лайків чи коментарів) можуть мати позитивний чи негативний ефект на психічне здоров'я. Використання алгоритмів класифікації та кластеризації для виявлення різних типів користувачів, їх поведінки та емоційних реакцій дозволяє розробити персоналізовані підходи до підтримки психоемоційного стану.

Машинне навчання також дозволяє досліджувати вплив соціальних мереж на різні аспекти психічного здоров'я, такі як депресія, тривожність,

стрес і самооцінка. Наприклад, можна використовувати дані про активність користувачів у соціальних мережах для створення моделей, що прогнозують ймовірність розвитку негативних психологічних станів. Аналізуючи взаємодії між різними факторами, такими як типи контенту, що публікуються, час, проведений у мережі, і типи соціальних зв'язків, можна створювати прогнози щодо того, як ці фактори можуть сприяти розвитку чи посилюванню негативних психологічних станів. Вивчення таких зв'язків може допомогти виявити ризиковані патерни поведінки і розробити стратегії для зниження цього ризику, наприклад, шляхом зміни алгоритмів рекомендацій або розробки спеціальних програм підтримки.

Соціальні мережі не лише стають джерелом даних для аналізу психологічного стану, але й активно виступають як середовище впливу на поведінку та психічний стан користувачів. Використання машинного навчання для аналізу цього впливу відкриває нові можливості для розуміння складних психологічних процесів, що відбуваються в реальному часі. Цей підхід дозволяє краще зрозуміти, як соціальні мережі можуть позитивно або негативно впливати на психічне здоров'я людей, а також сприяє розробці ефективних інтервенцій для поліпшення психологічного благополуччя користувачів.

Машинне навчання поступово стає потужним інструментом для кількісного аналізу складних психологічних явищ, що проявляються у цифровому середовищі, зокрема у соціальних мережах. Одним із таких явищ є самооцінка — багатовимірна структура, що формується на основі особистісного досвіду, соціальної взаємодії, а також контексту, в якому відбувається ця взаємодія (Ping, 2024). Соціальні медіа, будучи простором постійного зворотного зв'язку, порівняння та самопрезентації, виступають як фактор впливу на самооцінку, а також як середовище, в якому вона маніфестується через поведінкові патерни. Алгоритми машинного навчання дають змогу кількісно описати ці патерни, побачити зв'язки між ними й

побудувати моделі, що пояснюють і передбачають зміну психологічного стану користувача в динаміці.

Основною перевагою машинного навчання у цьому контексті є здатність працювати з великими обсягами гетерогенних даних, які формуються під час взаємодії користувача з цифровим середовищем. Такі дані можуть включати часові ряди активності (наприклад, частота постів, кількість отриманих лайків), семантичний аналіз текстового контенту (коментарі, підписи до фото), візуальні характеристики зображень (зокрема селфі), а також соціальні графи підписок та взаємодій. Застосування методів *supervised learning* дозволяє пов'язати ці змінні із заздалегідь вимірним рівнем самооцінки (наприклад, на основі опитувальників), а потім використовувати отриману модель для виявлення схожих патернів у нових даних. Таким чином, формується емпірична, кількісно обґрунтована картина взаємозв'язку між цифровою поведінкою та внутрішнім психологічним станом.

Значна увага в таких дослідженнях приділяється виявленню латентних структур у даних, які не є очевидними з погляду традиційного статистичного аналізу. Наприклад, за допомогою алгоритмів кластеризації можна групувати користувачів за схожістю їхніх цифрових слідів, що дозволяє виокремити типові профілі онлайн-активності, які корелюють із різними рівнями самооцінки. Також активно застосовуються методи пониження розмірності, що дозволяють візуалізувати складні багатовимірні взаємозв'язки, наприклад, за допомогою *t-SNE* або *PCA*. Це дає змогу краще зрозуміти, які саме параметри соціальної взаємодії є найбільш релевантними для пояснення варіативності самооцінки, і чи існують окремі підгрупи користувачів, у яких діють інші механізми формування цієї конструкції.

Крім того, машинне навчання відкриває можливості для динамічного моніторингу змін у психологічному стані користувачів. Наприклад, використання рекурентних нейронних мереж дозволяє моделювати часову

послідовність подій — як-от зміна емоційного тону публікацій або частоти взаємодій — і пов'язувати її з потенційними коливаннями рівня самооцінки. Це особливо актуально у випадках, коли зміни відбуваються поступово і їх складно зафіксувати за допомогою традиційних методів опитування (Jacobucci, & Grimm, 2020). Наявність таких моделей дозволяє не лише описувати вже відомі зв'язки, а й прогнозувати розвиток ситуації, що відкриває шлях до індивідуалізованої профілактики або психологічної підтримки на ранніх етапах.

Також важливою є здатність ML-моделей враховувати нелінійні та взаємозалежні ефекти. У психології рідко буває, що окрема змінна повністю пояснює певне явище — навпаки, зазвичай маємо справу з множинними факторами, які взаємодіють між собою в складний спосіб. Самооцінка як психосоціальна категорія формується під впливом індивідуальних характеристик (наприклад, темпераменту), соціального контексту, а також ситуативних чинників, які відображаються в соціальних мережах. Методики, що лежать в основі Random Forest або градієнтного бустингу, дозволяють будувати прогностичні моделі з високою точністю, одночасно враховуючи численні предиктори та їхні комбінації. У поєднанні з explainable AI (наприклад, SHAP-аналізом) такі підходи також дають змогу інтерпретувати внесок кожної змінної в остаточний прогноз, що є вкрай важливим для психологічної інтерпретації результатів.

ВИСНОВОК ДО 1 РОЗДІЛУ

Отже, багато класиків психології по різному підходили до проблеми трактування поняття самооцінки. Першим дослідником, який звернув на неї увагу був Джеймс, який бачив самооцінку виключно як співвідношення успіху до вимог. Таким чином, це бачення самооцінки є доволі однобоким, оскільки її афективна та соціальна сфера не враховуються у даній формулі. Наступним

визначним вченим, що запропонував своє бачення самооцінки є Розенберг. Згідно з ним, самооцінка є негативним або позитивним відношенням людини до самої себе. Основним джерелом самооцінки Розенберг вважав відчуття людиною своєї цінності у соціальному контексті. Варто зазначити, що такий підхід до проблеми самооцінки також є доволі неповним, оскільки у ньому враховується більшою мірою лише афективна та соціальна сторони самооцінки. Найдоречніше, на нашу думку, трактування, що враховує як афективну так і поведінкову сферу самооцінки запропонував Бранден, який визначив самооцінку як комбінацію почуття самоефективності та оцінки людиною своєї значущості. Функціональна значущість самооцінки найкраще пояснює теорія соціометра. Згідно з нею, самооцінка виступає в якості внутрішньої шкали того наскільки людина цінується у якості партнера для міжособистісних відносин.

Ще одним ключовим для даного дослідження конструктом є соціальні мережі. Дослідники визначають такі основні риси соціальних мереж: (1) можливість створювати публічний особистий, (2) можливість формувати список користувачів з якими у людини є зв'язок, та (3) можливість переглядати як свій список зв'язків, так і список інших користувачів.

У сучасному етапі розвитку психології машинне навчання займає дедалі важливіше місце як аналітичний інструмент, що дозволяє якісно новий рівень розуміння складних людських поведінкових і психоемоційних патернів. Поширення цифрових технологій, зростання обсягів даних, доступних для аналізу, а також необхідність виявлення складних взаємозв'язків між змінними зумовили переосмислення дослідницьких підходів у гуманітарних науках, зокрема психології. Традиційні статистичні методи, хоча й залишаються актуальними, обмежені у своїх можливостях щодо аналізу високовимірних і нелінійних залежностей, що часто притаманні психологічним явищам. У цьому контексті машинне навчання надає інструменти, які здатні адаптуватися до багатовимірності, гнучко працювати

з неструктурованими даними, а також ефективно використовувати складні моделі для побудови прогнозів, класифікацій чи виявлення прихованих структур.

РОЗДІЛ 2. ОГРОНІЗАЦІЯ ПРОГРАМИ ПРОВЕДЕННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ: ОПИС ВИБІРКИ ТА ОБГРУНТУВАННЯ ДОСЛІДНИЦЬКОГО ІНСТРУМЕНТАРІЮ

2.1. Обгрунтування дослідницького інструментарію

Як було зазначено у минулому розділі, у якості методу збору даних буде використаний опитувальник, що складається з кількох частин: паспортички, опитувальника для вимірювання самооцінки Розенберга, опитувальника NfOSF для визначення рівня потреби у соціальному фідбеці в онлайн середовищі, The Flourishing Scale, для вимірювання психологічного благополуччя, INCOM для вимірювання схильності до соціальних порівнянь, SMUS для вимірювання рівня залученості у соціальні мережі, BSIQ для оцінки суб'єктивного сприйняття свого тіла.

Опитувальник Розенберга є найпопулярнішим інструментом для вимірювання самооцінки у зарубіжних дослідженнях. Його основні переваги полягають у високій валідності та надійності, які з часом були неодноразово перевірені. Шкала Розенберга також є доволі простою у обчисленнях. Окрім цього, дана методика має ще одну важливу перевагу у порівнянні з іншими методиками (наприклад такими як State Self Esteem Scale (Linton K. & Richard, G., 1996)) – вона була перекладена на українську мову. Перекладений опитувальник Розенберга доволі часто зустрічається в українських дослідженнях пов'язаних з самооцінкою. Отже, зазначена вище методика є найліпшим варіантом для використання у цьому дослідженні.

Методика NfOSF дасть нам змогу виміряти потребу в соціальному фідбеці. Розробники даного інструменту зазначали важливість створення інструменту який враховує особливості всіх соціальних мереж. До створення

даного опитувальника, кожен дослідник що займався такою проблематикою розробляв власні тестові питання (кількість яких рідко перевищувала 3), за допомогою визначались показники потреби у соціальному фідбеці (Duradoni, et al., 2023). Через відсутність єдиного інструменту дослідники робили свої міні-опитувальники заточеними під конкретну соціальну мережу, що ускладнювало поширення результатів дослідження на генеральну сукупність. Сам опитувальник має двохфакторну структуру: бажання отримувати позитивний фідбек та бажання слави. Обидва фактори позитивно корелюють з такими феноменами як нарцисизм, страх не бути залученим (Fear of Missing Out мовою оригіналу), та сприйняття репутації у соціальних мережах. Дослідники зазначають що психічне благополуччя також є основним предиктором потреби у соціальному фідбеці. Саме ця теза лягла в основу гіпотези щодо взаємозв'язку між потребою у соціальному фідбеці та психічним благополуччям.

The Flourishing Scale дає змогу виміряти психічне благополуччя. Опитувальник складається з 8 питань які стосуються міжособистісних відносин, сенсу буття, оптимізму та самооцінки (Hone, et al., 2013). Незважаючи на великий обсяг літератури на тему психологічного благополуччя, деякі моделі що описують даний феномен мають певні методологічні помилки. Наприклад, модель Ryff & Keyes (1995) включає в себе самоприйняття, особистісний розвиток, наявність сенсу буття, задоволеність інтерперсональними стосунками, особистісну автономію та просторову майстерність (можливість ефективно розпоряджатися внутрішніми та зовнішніми ресурсами по відношенню до навколишнього світу). Якщо порівнювати ці моделі, то стає очевидно, що концепція Deiner, et al. (2009), авторів методики The Flourishing Scale, є більш точною та лаконічною. Такі фактори як самоприйняття та просторова майстерність, з огляду на сучасні уявлення щодо структури самооцінки, вже є її структурними компонентами (Branden, 2001). Таким чином, дана модель

вимірює три дуже схожих за своєю природою феномени. Отже, для вимірювання психологічного благополуччя в рамках цього дослідження найкраще підходить саме опитувальник The Flourishing Scale.

Опитувальник Iowa-Netherlands Social Comparison Orientation Scale вимірює схильність до соціальних порівнянь. Тест був створений Gibbons & Bunk (1999) для вимірювання схильності людини до соціального порівняння, з урахуванням ключових аспектів образу себе, сприйняття інших та психологічної взаємодії між ними. INCOM складається з 11 основних пунктів, які були протестовані в США та Нідерландах, а також адаптовані для інших культурних контекстів, таких як Німеччина, Бразилія та Португалія. Шкала охоплює два основні аспекти соціального порівняння: порівняння здібностей та думок, що дозволяє оцінити, як люди порівнюють себе з іншими у різних сферах життя. INCOM має хороші психометричні властивості, включаючи високу надійність і валідність. Дослідження показали, що люди з високою соціальною орієнтацією порівняння частіше відчувають тривогу, депресію та низьку самооцінку. Крім того, ця шкала використовується для вивчення впливу соціального порівняння на міжособистісні проблеми, емоційну регуляцію та сприйняття справедливості доходів. INCOM також адаптована для використання в різних контекстах, включаючи дослідження впливу соціальних мереж, таких як Instagram і LinkedIn, на тривожність та самооцінку. Цей інструмент є важливим для розуміння психологічних механізмів соціального порівняння та його наслідків для добробуту.

Надо процитировать

10.47626/2237-6089-2022-0573

10.38035/dhps.v1i2.1625

[10.1037//0022-3514.76.1.129](https://doi.org/10.1037//0022-3514.76.1.129)

Social Media Use Scale (SMUS) — це інструмент, розроблений для оцінки рівня залученості до соціальних мереж та їх впливу на різні аспекти

життя. Ця шкала була створена для вимірювання частоти, типу та інтенсивності використання соціальних медіа серед різних груп населення, включаючи підлітків, студентів та дорослих. SMUS дозволяє оцінити як позитивні, так і негативні наслідки використання соціальних мереж, такі як вплив на академічну успішність, психологічний стан та міжособистісні стосунки. Шкала включає багатовимірний підхід, що охоплює різні аспекти використання соціальних медіа, такі як пасивне споживання контенту, активна соціальна взаємодія, порівняння себе з іншими та створення іміджу. Вона також враховує когнітивно-поведінкові симптоми, пов'язані з надмірним використанням соціальних мереж, та їх негативні наслідки, такі як стрес і депресія. SMUS використовується для дослідження впливу соціальних мереж на академічну успішність, особливо серед підлітків, а також для оцінки ризику розвитку залежності від соціальних медіа. Цей інструмент є важливим для розробки профілактичних програм та підтримки психологічного здоров'я.

Body Self-Image Questionnaire (BSIQ) — інструмент, розроблений для оцінки сприйняття власного тіла та пов'язаних із цим емоційних і когнітивних аспектів. Ця анкета була створена для молодих дорослих і включає багатовимірний підхід до вимірювання образу тіла, зокрема оцінку фізичної привабливості, функціональності та емоційного ставлення до власного тіла. BSIQ використовується для дослідження впливу образу тіла на психологічне здоров'я, самооцінку та міжособистісні стосунки. Наприклад, дослідження показали, що негативне сприйняття власного тіла може бути пов'язане з низькою самооцінкою, тривожністю та депресією. Крім того, цей інструмент допомагає вивчати культурні та гендерні відмінності у сприйнятті тіла, що є важливим для адаптації анкети до різних популяцій. BSIQ також використовується в клінічних дослідженнях для оцінки ефективності терапевтичних втручань, спрямованих на покращення образу тіла, таких як

когнітивно-поведінкова терапія. Цей інструмент є важливим для розробки програм профілактики та підтримки психологічного добробуту

2.2. Характеристики вибірки та процедура проведення дослідження

Кінцева версія опитувальника містила в собі 76 питань (включно з паспортичкою). Для підбору досліджуваних був застосований метод «сніжного кому». Таким чином, досліджуваним що пройшли опитувальник було запропоновано поширити його серед свої друзів та знайомих. У наявних умовах проведення цього дослідження, такий підхід був найвигіднішим через його швидкість, відсутність додаткових інвестицій та простоту формування вибірки. Разом із тим, зазначений вище підхід також має свої недоліки. Даючи респондентам можливість поширювати опитувальник, дослідник частково втрачає контроль над тим хто його проходить. Враховуючи той факт, що дослідження проводиться на юнаках, відповідно вік респондентів має знаходитись у діапазоні від 17 до 21 років. Таким чином, опитувальник могли проходити люди старші, або молодші ніж потрібно, однак у даному випадку цього не відбулось.

Кінцева кількість респондентів становить 84 особи. Загалом, найпоширеніший вік серед досліджуваних – 19 років (28.6%). Також серед опитуваних є досліджувані віком 20 (26.2%), 21 (25%) та 18 років (20.2%). Опитувальник пройшла майже рівна кількість чоловіків та жінок (53.6 жінок та 46.4% чоловіків).

Суть дослідження полягає у визначенні детермінаційної сили використання соціальних мереж на самооцінку юнаків. Таким чином, щоб мати чітке уявлення про місце соціальних мереж у загальній моделі самооцінки, значущість використання соціальних мереж буде порівняна з іншими феноменами (в рамках цього дослідження ними будуть психологічне благополуччя, образ сприйняття власного тіла, потреба у соціальному

фідбеці та орієнтація на порівняння), які часто включаються у інші моделі самооцінки.

Загалом, у цьому дослідженні буде побудовано та порівняно 3 класичні алгоритми машинного навчання: Ordinary least squares (вибір пав на OLS, оскільки за допомогою цього алгоритму ми можемо отримати p-value для коефіцієнтів), Random Forest (є одним із найпопулярніших алогритмів, відомий тим що може досягати високої точності без попередньої крос-валідації) та Gradient Boosting Machines (XGBoost є одним із найкращих алгоритмів для табулярних даних).

Для аналізу даних була використана мова програмування Python. Перший етап обробки даних полягав у аналізі описової статистики, що дало змогу визначити вираженість досліджуваних явищ серед вибірки. Другим етапом була побудова моделей, їх порівняння та перевірка гіпотез.

ВИСНОВОК ДО 2 РОЗДІЛУ

Таким чином, для збору даних був використаний метод опитування. Сам опитувальник складався з чотирьох частин: паспортички, опитувальника для вимірювання самооцінки Розенберга, тесту NfOSF, The Flourishing Scale, INCOM, SMUS, BSIQ. Кінцева версія опитувальника складається з 76 питань. Для формування вибірки був використаний метод «сніжного шару».

Вибірка складається з 84 респондентів. Щодо статі досліджуваних, опитувальник пройшла майже рівна кількість чоловіків та жінок. Аналіз отриманих результатів здійснювався за допомогою мови програмування Python. Цей етап складався з двох частин: аналізу описової статистики та побудови моделей.

РОЗДІЛ 3. АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ЕМПІРИЧНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

3.1. Аналіз описової статистики

Для повноцінного аналізу результатів дослідження спершу варто проаналізувати описову статистику за кожною з шкал та порівняти її з результатами інших досліджень. Такий підхід дає змогу зробити висновки щодо властивостей вибірки. Окрім цього, ретельний аналіз описової статистики допоможе створити підґрунтя для подальшого кореляційного аналізу.

Опитувальник Розенберга є одним із найвалідніших тестів для вимірювання самооцінки. Він є найбільш вживаним у публікаціях наших західних колег, та використовується для дослідження самооцінки незалежно від вікової групи. Окрім того, він також був перекладений на українську мову Інститутом КПТ. Власне, саме їх переклад і був використаний у даному дослідженні. Шкала самооцінки Розенберга має визначені рівні (10-25 – низька; 26-29 – посередня; 30-40 – висока).

Таблиця 1.

Описова статистика за шкалою самооцінки Розенберга.

	Шкала самооцінки Розенберга
Середнє	29.6
Медіана	30
Стандартне відхилення	2.8
Мінімум	22
Максимум	37

Зважаючи на отримані результати, можна зробити висновок, що рівень самооцінки у більшості респондентів є досить високим. Розподіл відповідей свідчить про те, що проміжні оцінки зустрічаються рідко, а отже, учасники дослідження переважно мають чітко виражене уявлення про себе. Такі

результати є цілком очікуваними, враховуючи особливості юнацького віку, коли формування самооцінки відіграє важливу роль у розвитку особистості.

У подальшому аналізі ми звертаємося до опитувальника INCOM (Iowa-Netherlands Comparison Orientation Measure), який призначений для оцінки схильності особистості до соціального порівняння. Цей інструмент широко використовується в міжнародних дослідженнях і демонструє високу надійність та валідність у різних культурних контекстах. Проте, на даний момент відсутня офіційна адаптація INCOM для українськомовної аудиторії. Використання неофіційного перекладу може вплинути на точність результатів через можливі відмінності в мовному сприйнятті та культурних особливостях. Тому інтерпретація отриманих даних потребує обережності, враховуючи потенційні обмеження, пов'язані з відсутністю перевіреної української версії опитувальника.

Таблиця 2.

Описова статистика за шкалою методикою INCOM.

	INCOM
Середнє	32.9
Медіана	34
Стандартне відхилення	5.15
Мінімум	22
Максимум	43

Водночас, спостерігається відносно помітна варіативність відповідей, що може свідчити про індивідуальні відмінності у схильності до соціального порівняння. Порівняно з дослідженням Buunk та колег, де вибірка була більш культурно однорідною, наше дослідження демонструє ширший розкид значень, що може бути зумовлено як мовною адаптацією інструменту, так і контекстуальними особливостями української юнацької аудиторії.

Далі варто розглянути результати за шкалою NfOSF. Наведена методика є унікальною, оскільки вона єдина досліджує потребу в соціальному фідбеці незважаючи на те на в якій соціальній мережі проводиться дослідження. Дана методика складається з двох факторів:

бажання отримувати позитивний фідбек (перші три питання) та бажання бути відомим (останні два питання).

Таблиця 3.

Описова статистика за шкалою методикою NfOSF.

	NfOSF
Середнє	14.4
Медіана	14
Стандартне відхилення	3.3
Мінімум	7
Максимум	25

Варто порівняти отримані результати з даними, зафіксованими в інших дослідженнях, зокрема під час валідизації методики. У нашій вибірці середнє значення становить $M = 14.4$, а стандартне відхилення — $\sigma = 3.3$. У той час як валідизаційні дані вказували на $M = 15.2$ та $\sigma = 8.8$, можна зробити висновок, що середні показники не суттєво відрізняються. Водночас, варіативність у нашому дослідженні є значно нижчою. Це може свідчити про те, що потреба в онлайн-соціальному фідбеці є більш сталою характеристикою саме в нашій вибірці. Подібність розподілу цього показника до розподілу результатів за шкалою самооцінки дозволяє припустити потенційний зв'язок між цими конструктами. Однак це припущення потребує окремої перевірки, до якої ми звернемося пізніше. Ці результати можуть вказувати на те, що потреба у фідбеці є вбудованим елементом взаємодії молоді з цифровим середовищем, що не залежить від ситуативних чинників.

Далі варто розглянути результати за шкалою The Flourishing Scale. Цей опитувальник має під собою лише один фактор, однак зачіпає він такі феномени як міжособистісні відносини, сенс буття, оптимізм та самооцінка. Саме така модель психічного благополуччя є найбільш точною та лаконічною, якщо ссилатися на дослідження останніх років. Наразі можна припустити, що психологічне благополуччя буде нижчим за показники взяті з інших досліджень. Пояснити це можна особливостями вибірки, оскільки всі

84 досліджуваних проживають в Україні, війна могла сильно знизити їх загальний рівень психічного благополуччя. Для перевірки цього припущення варто взяти результати зібрані на вибірці з західної країни.

Таблиця 4.

Описова статистика за шкалою методикою The Flourishing Scale.

	The Flourishing Scale
Середнє	32.9
Медіана	32.5
Стандартне відхилення	7.1
Мінімум	14
Максимум	48

Беручи для порівняння дані отримані в дослідженні Канадських юнаків, ми можемо побачити, що припущення щодо рівня психічного благополуччя в Українців було невірним (Romano, et al., 2020). Дані, отримані дослідниками є трохи меншими, за ті які були отримані у цьому дослідженні ($M = 32.2$, $\sigma = 5.7$). Ці результати дійсно є неочікуваними, однак відмінність не є великою.

Social Media Use Scale (SMUS) — це шкала, розроблена для вимірювання використання соціальних мереж у різних аспектах. Вона дозволяє оцінити, як люди взаємодіють із соціальними мережами, зокрема через пасивне споживання контенту, активну соціальну взаємодію, а також порівняння себе з іншими. SMUS була створена для подолання обмежень попередніх інструментів, які часто зосереджувалися лише на частоті використання соціальних мереж або розділенні активного та пасивного використання. У процесі розробки шкали було виділено чотири основні фактори: споживання контенту, віра в соціальні мережі, порівняння з іншими та створення іміджу. Ці фактори були підтверджені через серію досліджень із залученням студентів, що забезпечило високу внутрішню узгодженість шкали та її валідність.

SMUS використовується для вивчення впливу соціальних мереж на психологічні аспекти, такі як депресія, тривожність, самооцінка та соціальна ізоляція. Наприклад, дослідження показують, що пасивне використання соціальних мереж може бути пов'язане зі збільшенням депресивних симптомів, тоді як активна взаємодія може мати протилежний ефект. Таким чином, SMUS є важливим інструментом для розуміння складних взаємозв'язків між поведінкою в соціальних мережах і психологічним благополуччям.

Таблиця 5.

Описова статистика за шкалою методикою SMUS.

	SMUS
Середнє	84.1
Медіана	84
Стандартне відхилення	13.7
Мінімум	56
Максимум	119

У SMUS середнє значення становить $M = 84.1$ із медіаною 84, що вказує на високу середню інтенсивність онлайн-активності серед респондентів. Стандартне відхилення $\sigma = 13.7$ демонструє помірну варіативність: більшість учасників групуються довкола центральних показників, водночас спостерігаються як помірковані, так і надмірно активні користувачі (мінімум 56, максимум 119). Така розбіжність може бути зумовлена індивідуальними особливостями взаємодії з цифровим простором, різним рівнем доступу до соцмереж чи особистими установками щодо онлайн-комунікації. Загалом високі середні показники SMUS узгоджуються з очікуваннями для молодіжної вибірки, яка активно залучається до мережевих спільнот. Помірна дисперсія вказує на те, що хоча значна частина респондентів поділяє подібні патерни використання соцмереж, існує й підгрупа з вираженою залежністю від онлайн-активності.

У подальшому аналізі ми звертаємося до опитувальника BSIQ (Body Sensations Interpretation Questionnaire), який призначений для оцінки інтерпретації тілесних відчуттів, особливо в контексті тривожних розладів, таких як панічний розлад. Цей інструмент дозволяє дослідникам оцінити, наскільки люди схильні інтерпретувати неоднозначні тілесні відчуття як ознаки серйозних фізичних або психічних проблем. Наприклад, пацієнти з панічним розладом частіше сприймають звичайні фізіологічні реакції, такі як прискорене серцебиття, як ознаку серцевого нападу або іншої катастрофи. BSIQ демонструє високу надійність і валідність, що підтверджено численними дослідженнями. Зокрема, було встановлено, що цей опитувальник має задовільну тест-ретестову надійність і чутливість до змін під час терапії. Він також дозволяє розрізняти пацієнтів із панічним розладом від інших груп, таких як пацієнти з іншими тривожними розладами або здорові контрольні групи. Цей інструмент є важливим для дослідження когнітивних механізмів, які лежать в основі тривожних розладів. Наприклад, він допомагає виявити негативні інтерпретаційні упередження, які можуть сприяти розвитку та підтриманню тривоги. Використання BSIQ у клінічній практиці дозволяє не лише діагностувати ці упередження, але й оцінювати ефективність когнітивно-поведінкової терапії, спрямованої на їх корекцію.

Таблиця 6.

Описова статистика за шкалою методикою BSIQ.

	BSIQ
Середнє	57.8
Медіана	57
Стандартне відхилення	6.2
Мінімум	42
Максимум	76

У шкалі BSIQ середнє значення становить $M = 57.8$, а медіана — 57, що свідчить про помірний рівень задоволеності власним тілом у досліджуваних. Стандартне відхилення $\sigma = 6.2$ вказує на відносно невелику різницю у

сприйнятті свого зовнішнього вигляду серед учасників: основна маса респондентів зосереджена поблизу центрального значення, хоч зустрічаються як ті, хто відчуває значно менше, так і ті, хто демонструє більшу впевненість (мінімум = 42, максимум = 76). Така сукупність показників є цілком очікуваною для юнацької вибірки, де індивідуальні реакції на зміни тіла можуть бути більш стабільними, ніж у більш зрілому віці. Наявний розкид результатів свідчить про певну неоднорідність досвіду самосприйняття: дехто відчуває помірні занепокоєння, тоді як інші демонструють високу задоволеність зовнішністю.

3.2. Побудова моделей та перевірка гіпотез

3.2.1 Першою гіпотезою, яку ми перевіримо буде: «Інтенсивність використання соціальних мереж буде статистично значущим фактором з найбільшим коефіцієнтом», адже її простіше всього перевірити. Для перевірки цієї гіпотези потрібно використати модель OLS та перевірити p-value для кожного коефіцієнта.

Таблиця 6.

Коефіцієнти для кожного предиктора.

	Коефіцієнт	t-score	P value
BSIQ	0.0038	0.070	0.944
INCOM	0.0611	0.977	0.332
NfOSF	-0.0637	-0.647	0.520
SMUS	0.0271	1.150	0.254
Flourishing Scale	0.0546	1.135	0.260

Отримані результати оцінювання лінійної регресійної моделі дають змогу зробити кілька важливих висновків щодо статистичної значущості включених предикторів. Передусім варто зазначити, що жоден із предикторів, включених у модель — Body Self Image (BSIQ), дохід (INCOM), потреба в онлайн-соціальному фідбеці (NfOSF), інтенсивність використання соціальних мереж (SMUS), а також рівень життєвого благополуччя

(Flourishing Scale) — не є статистично значущим на традиційному рівні $\alpha = 0.05$. Найнижче р-значення отримано для шкали інтенсивності використання соціальних мереж (SMUS), однак воно дорівнює 0.254, що значно перевищує прийнятний поріг для відхилення нульової гіпотези.

Також слід звернути увагу на значення t-критерію, які є досить низькими — жоден з них не перевищує абсолютного значення 1.15, що додатково свідчить про слабкий зв'язок між кожним окремим предиктором і залежною змінною в контексті моделі. Коефіцієнти регресії є досить малими за значенням і, з огляду на їхню статистичну незначущість, не дають підстав вважати, що будь-який із зазначених чинників має вагомий прямий або зворотний вплив на досліджувану змінну. Варто також зазначити що показник R^2 також є низьким: 0.042 Ці результати можуть вказувати як на слабкий зв'язок між окремими змінними та критерієм, так і на потенційні проблеми з специфікацією моделі — можливо, не враховано ключові предиктори, або ж існують нелінійні зв'язки, які не враховано в рамках лінійної моделі. У подальшому доцільно розглянути моделі з взаємодією змінних, трансформацією предикторів або використанням інших типів моделей, наприклад, Gradient Boosting або Random Forest для покращення пояснювальної здатності.

Окрім коефіцієнтів для наших предикторів варто також перевірити інші показники. Критерій Фішера, у свою чергу, дорівнює 0.676 (з p-value 0.642). Таким чином, співвідношення дисперсії, яку пояснює наша модель та дисперсії похибки є малим. Таким чином, наша модель справляється не набагато краще ніж модель у якої зовсім немає предикторів. Також нами було отримане значення 2.1 за критерієм Дарбіна-Уотсона. Дане значення вписується в діапазон від 1.4 до 2.6, відповідно ми можемо зробити висновок що автокореляції залишків немає. Також, отримане значення критерію Жарка-Бера дорівнює 1.629, що вказує на нормальний розподіл залишків (p-value: 0.442).

3.2.2 Далі, ми розглянемо наступну гіпотезу, яка звучить наступним чином: «Моделі на основі алгоритмів Gradient Boosting та Random Forest матимуть вищу предиктивну здатність за модель OLS». Для цього нам потрібно розділити наш датасет на 2 частини: тестовий датасет та датасет для тренування. У практиці машинного навчання на тестовий датасет зазвичай відводиться 20 або 30 відсотків. Цей набір даних буде необхідним для фінальної перевірки моделей на небачених раніше даних. Використання цього алгоритму необхідно для запобігання перенавчанню, яке обов'язково матиме місце, якщо модель тренувати повторно на тих самих даних. Далі необхідно знайти найоптимальніші параметри моделі. Для цього використовується техніка Grid Search Cross Validation. Її суть полягає в тому, що тестовий датасет розбивається на n кількість частин, і модель навчається на $n-1$ частинах даних, а те що залишилось використовується для тесту результатів. Перед початком також задається сітка гіперпараметрів, відповідно, процес розділу датасету на частини та тестування на залишку повторюється для кожної комбінації цих гіперпараметрів.

Для градієнтного бустингу будуть використані наступні гіперпараметри: `n_estimators`, `learning_rate`, `max_depth` та `subsample`. Параметр `n_estimators` визначає кількість дерев, які будуть побудовані під час навчання моделі, а значення 100 та 200 дозволяють порівняти менші та більші ансамблі. `learning_rate` керує внеском кожного дерева у фінальний прогноз — менші значення (0.05 і 0.1) зменшують ризик перенавчання, але потребують більше дерев. `max_depth` обмежує глибину окремих дерев, що дозволяє контролювати складність моделі. `subsample` визначає частку навчальних зразків, які використовуються для побудови кожного дерева — значення менше за 1.0 (наприклад, 0.8) вводить стохастичність, що може підвищити узагальнюючу здатність моделі.

Для Random Forest будуть використані такі гіперпараметри `n_estimators`, `max_depth` та `min_samples_split`. Параметр `n_estimators` вказує кількість дерев у лісі — більше дерев (наприклад, 200) можуть зменшити варіативність, але збільшити час навчання. `max_depth` обмежує глибину кожного дерева: значення `None` дозволяє дереву рости до повної глибини, що може сприяти переобученню, тоді як обмеження до 5 або 10 рівнів дозволяє отримати простіші моделі. `min_samples_split` визначає мінімальну кількість зразків, необхідну для поділу вузла — чим вище значення (наприклад, 5), тим менше поділів буде виконано, що також зменшує ризик перенавчання. Таким чином буде підібрана найкраща комбінація гіперпараметрів, що максимізує ключову метрику (R^2 у нашому випадку). Далі, ці найкращі моделі будуть протестовані на датасеті для тесту. Це і буде фінальним результатом на який ми будемо спиратись при аналізі результатів.

Таблиця 7.

Порівняння R^2 для ML моделей.

	R^2
Gradient Boosting	0.144
Random Forest	0.102

Як ми можемо бачити, алгоритми машинного навчання дійсно демонструють значно кращі результати у порівнянні зі стандартною моделлю OLS. Хоча ми і не можемо порахувати *p-value* за допомогою F Фішера через нелінійний характер моделі, показники стали значно вищими. Це вказує на більшу предиктивну здатність алгоритмів машинного навчання у порівнянні з класичними статистичними моделями.

Також варто проаналізувати коефіцієнти значущості для зазначених вище алгоритмів. У моделі Random Forest важливість ознаки визначається тим, наскільки вона допомагає зменшити помилку прогнозування. Кожного разу, коли дерево розділяється за певною ознакою, обчислюється, наскільки це розділення зменшує середньоквадратичну помилку (або іншу функцію втрат). Після завершення побудови всіх дерев у моделі, ці покращення

підсумовуються для кожної ознаки. У результаті ми отримуємо числове значення, яке відображає загальну користь ознаки в моделі. Більше значення означає, що ознака є більш важливою для точності прогнозу.

Таблиця 8.

Коефіцієнти значущості для Random Forest.

	Feature Importance
BSQI	0.153418
INCOM	0.184870
NfOSF	0.200262
SMUS	0.298113
Flourishing Scale	0.163337

У градієнтному бустингу важливість ознак обчислюється схожим чином, але враховується внесок кожної ознаки у зменшення помилки на кожному кроці побудови дерев. Під час навчання моделі, кожне дерево намагається скоригувати помилки попередніх, і при кожному розщепленні фіксується, наскільки саме ця ознака сприяла покращенню моделі. Як і у випадку з Random Forest, ці покращення підсумовуються, і отримується загальна важливість кожної ознаки. Такий підхід дозволяє оцінити, які змінні є ключовими для формування точного прогнозу.

Таблиця 9.

Коефіцієнти значущості для Gradient Boosting.

	Feature Importance
BSQI	0.199038
INCOM	0.208377
NfOSF	0.202328
SMUS	0.227377
Flourishing Scale	0.162880

Як ми можемо бачити, обидві моделі оцінюють інтенсивність використання соціальних мереж як найбільш вагомих предиктор. Окрім того варто зазначити, що потреба у соціальному фідбеці та схильність до соціальних порівнянь слідують одразу за інтенсивністю використання

соціальних мереж з приблизно однаковими показниками, що робить їх важливими феноменами для врахування у подальших дослідженнях. Загалом, моделі однаково розташували предиктори по місцях.

ВИСНОВОК ДО 3 РОЗДІЛУ

У даному дослідженні ми провели порівняльний аналіз між класичною лінійною регресією (OLS) та сучасними методами машинного навчання — градієнтним бустингом та випадковим лісом. Перевірка першої гіпотези щодо статистичної значущості інтенсивності використання соціальних мереж не виявила підтвердження в межах моделі OLS: жоден із предикторів не продемонстрував значущих р-значень при $\alpha = 0.05$, а загальна пояснювальна здатність моделі ($R^2 = 0.042$) виявилася низькою. Це свідчить про обмеженість традиційної регресійної моделі у випадках, коли зв'язки між змінними є складнішими за лінійні.

Застосування моделей машинного навчання дозволило досягти помітно вищих результатів: R^2 для градієнтного бустингу становив 0.144, а для випадкового лісу — 0.102. Хоча ці значення також не є високими, вони свідчать про покращення у поясненні варіативності залежної змінної. У цьому контексті інтенсивність використання соціальних мереж (SMUS) була визначена як найважливіший предиктор в обох моделях, що підтверджує її вагоме значення, хоча й не через класичні статистичні критерії, а через структурну важливість у побудові прогнозової моделі.

Крім SMUS, суттєву вагу продемонстрували також такі змінні, як потреба в онлайн-фідбеці (NfOSF) та дохід (INCOM). Ці результати вказують на необхідність більш глибокого аналізу психологічних і соціальних змінних у контексті самооцінки. Таким чином, використання методів машинного навчання не лише покращує предиктивну здатність моделей, а й відкриває

нові шляхи для дослідження складних взаємозв'язків у соціально-психологічних даних.

ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дослідження було підтверджено, що лише кількісні показники використання соціальних мереж не здатні повністю пояснити динаміку самооцінки юнаків. Класична модель лінійної регресії виявила низьку пояснювальну здатність ($R^2 = 0,042$) та відсутність статистично значущих предикторів, що свідчить про неможливість лінійних підходів адекватно моделювати складні взаємозв'язки між психологічними змінними. Натомість алгоритми машинного навчання — градієнтний бустинг та випадковий ліс — забезпечили помітне зростання показників ($R^2 = 0,144$ та $0,102$ відповідно) і дозволили ідентифікувати інтенсивність залученості у соціальні мережі (SMUS) як найважливіший фактор у прогнозуванні рівня самооцінки. Додатково значущими виявилися потреба в онлайн-фідбеці (NfOSF) та соціально-економічні показники (INCOM), що підкреслює необхідність комплексного аналізу не лише цифрових патернів поведінки, а й індивідуальних та соціальних контекстів.

Практична цінність роботи полягає у застосуванні машинно-навчальних моделей для побудови інструментарію, який може бути використаний психологами та соціологами для більш точного виявлення груп ризику зі зниженим рівнем самооцінки. Отримані результати можуть лягти в основу розробки адаптивних програм підтримки самооцінки, які враховують не лише тривалість сесій у соцмережах, а й характер взаємодій та індивідуальні риси користувачів. Викладачі та тренери з медіаграмотності можуть інтегрувати ці висновки у навчальні програми, а розробники соціальних платформ — розробити інструменти, що мінімізують негативний вплив соціальних порівнянь.

Водночас дослідження має певні обмеження: хронологічний зріз і відносно невелика вибірка (84 респонденти) можуть не відображати

варіативність досвіду молоді з інших регіонів або вікових груп. У подальших роботах доцільно розширити емпіричну базу, включивши якісні інтерв'ю та аналіз контенту публікацій у соціальних мережах, а також застосувати методи глибинного навчання для обробки тексту й зображень. Крім того, дослідження соціальної мережі як графової структури з урахуванням взаємозв'язків між користувачами відкриває нові перспективи для вивчення групових ефектів на психологічне благополуччя.

Таким чином, поєднання класичних психологічних методик із передовими алгоритмами машинного навчання не лише підвищує точність моделювання, але й сприяє більш глибокому розумінню механізмів впливу цифрового середовища на самооцінку молоді. Отримані результати можуть стати фундаментом для розробки науково обґрунтованих інтервенцій і стратегій підтримки психічного здоров'я, що адаптовані до сучасних вимог інформаційного суспільства.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Aryal, Y., Maag, A., & Gunasekera, N. (2020). Application of machine learning algorithms in diagnosis and detection of psychological disorders. 2020 5th International Conference on Innovative Technologies in Intelligent Systems and Industrial Applications (CITISIA), 1–10. <https://doi.org/10.1109/citisia50690.2020.9371801>
2. Arora, K., Gupta, R. K., Gupta, U., Babber, S., & Moza, I. (2024). Impact of social media on self-esteem among nursing students. *Indian Journal of Child Health*, 11(9), 88–92. <https://doi.org/10.32677/ijch.v11i9.4896>
3. Auxier, B., & Anderson, M. (2021). Social media use in 2021. *Pew Research Center*, 1, 1-4.
4. Bleidorn, W., & Hopwood, C. J. (2018). Using machine learning to advance personality assessment and theory. *Personality and Social Psychology Review*, 23(2), 190–203. <https://doi.org/10.1177/1088868318772990>
5. Branden, N. (2001). *The power of self-esteem*. Barnes & Noble Books.
6. Burrow, A. L., & Rainone, N. (2017). How many likes did I get?: Purpose moderates links between positive social media feedback and self-esteem. *Journal of Experimental Social Psychology*, 69, 232–236. <https://doi.org/10.1016/j.jesp.2016.09.005>
7. Buunk, A., Barelds, D., Urzúa, M. A., Zurriaga, R., González-Navarro, P., Dijkstra, P. D., & Gibbons, F. (2020). The psychometric structure of the Spanish language version of the Iowa-netherlands comparison orientation measure in Spain and Chile. *The Spanish Journal of Psychology*, 23. <https://doi.org/10.1017/sjp.2020.1>
8. Casale, S. (2020). Gender differences in self- esteem and self- confidence. *The Wiley Encyclopedia of Personality and Individual Differences*, 185–189. <https://doi.org/10.1002/9781119547174.ch208>

9. Cingel, D. P., Carter, M. C., & Krause, H.-V. (2022). Social Media and self-esteem. *Current Opinion in Psychology*, 45, 101304. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2022.101304>
10. Duradoni, M., Spadoni, V., Gursesli, M. C., & Guazzini, A. (2023). Development and validation of the need for online social feedback (nfosf) scale. *Human Behavior and Emerging Technologies*, 2023, 1–11. <https://doi.org/10.1155/2023/5581492>
11. Djerou, H., Kahloul, L., Ramdani, M., & Heriz, O. (2025). AI-driven insights into the relationship between psychological state and academic performance. 2025 International Symposium on iNnovative Informatics of Biskra (ISNIB), 1–6. <https://doi.org/10.1109/isnib64820.2025.10983673>
12. Elhai, J. D., & Montag, C. (2020). The compatibility of theoretical frameworks with machine learning analyses in psychological research. *Current Opinion in Psychology*, 36, 83–88. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2020.05.002>
13. Farooq, H. O., Farrukh, H., & Khan, Z. (2023). The influence of social media on adolescents' self-esteem. *Qlantic Journal of Social Sciences and Humanities*, 4(3), 173–182. <https://doi.org/10.55737/qjssh.413440589>
14. Gibbons, F. X., & Buunk, B. P. (1999). Iowa-netherlands comparison orientation measure. *PsycTESTS Dataset*. <https://doi.org/10.1037/t03438-000>
15. Gustianda, M. R., Isona, L., Nazar, J., Noer, M., & Sauma, E. (2024). The relationship between social media addiction and medical students' self-esteem. *Jurnal Pendidikan Kedokteran Indonesia: The Indonesian Journal of Medical Education*, 13(3), 241. <https://doi.org/10.22146/jpki.87477>
16. Hoxhaj, B., Xhani, D., Kapo, S., & Sinaj, E. (2023). The role of social media on self-image and self-esteem: A study on Albanian teenagers. *Journal of Educational and Social Research*, 13(4), 128. <https://doi.org/10.36941/jesr-2023-0096>

17. Hone, L., Jarden, A., & Schofield, G. (2013). Psychometric Properties of the flourishing scale in a New Zealand sample. *Social Indicators Research*, *119*(2), 1031–1045. <https://doi.org/10.1007/s11205-013-0501-x>
18. Huang, C. (2017). Time spent on social network sites and psychological well-being: A meta-analysis. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, *20*(6), 346–354. <https://doi.org/10.1089/cyber.2016.0758>
19. Jacobucci, R., & Grimm, K. J. (2020). Machine learning and psychological research: The unexplored effect of measurement. *Perspectives on Psychological Science*, *15*(3), 809–816. <https://doi.org/10.1177/1745691620902467>
20. James, W. (2022). *Principles of psychology*. Forgotten Books.
21. Jan, M., Soomro, S. A., & Ahmad, N. (2017). Impact of social media on self-esteem. *European Scientific Journal, ESJ*, *13*(23), 329. <https://doi.org/10.19044/esj.2017.v13n23p329>
22. Leary, M. R. (2005). Sociometer theory and the pursuit of relational value: Getting to the root of self-esteem. *European Review of Social Psychology*, *16*(1), 75–111. <https://doi.org/10.1080/10463280540000007>
23. Linton, K. E., & Richard, G. M. (1996). Self-esteem in adolescents: Validation of the state self-esteem scale. *Personality and Individual Differences*, *21*(1), 85–90. [https://doi.org/10.1016/0191-8869\(96\)83741-x](https://doi.org/10.1016/0191-8869(96)83741-x)
24. Midgley, C., Thai, S., Lockwood, P., Kovacheff, C., & Page-Gould, E. (2021). When every day is a high school reunion: Social media comparisons and self-esteem. *Journal of Personality and Social Psychology*, *121*(2), 285–307. <https://doi.org/10.1037/pspi0000336>
25. Moningka, C., & Ratih Eminiari, P. (2020). The effect of self-comparison in social media on self esteem. *Joint Proceedings of the 3rd International Conference on Intervention and Applied Psychology (ICIAP 2019) and the 4th Universitas Indonesia Psychology Symposium for Undergraduate Research (UIPSUR 2019)*. <https://doi.org/10.2991/assehr.k.201125.032>

26. Orosz, G., Tóth-Király, I., & Bóthe, B. (2016). Four facets of facebook intensity — the development of the multidimensional Facebook intensity scale. *Personality and Individual Differences, 100*, 95–104.
<https://doi.org/10.1016/j.paid.2015.11.038>
27. Orrù, G., Monaro, M., Conversano, C., Gemignani, A., & Sartori, G. (2020). Machine learning in Psychometrics and psychological research. *Frontiers in Psychology, 10*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02970>
28. Patel, Prof. N., Ziaullah, Dr. M., & Makandar, Prof. A. (2024). Finding the psychological instability using machine learning. *Saudi Journal of Engineering and Technology, 9(10)*, 479–480.
<https://doi.org/10.36348/sjet.2024.v09i10.002>
29. Ping, Y. (2024). Experience in psychological counseling supported by Artificial Intelligence Technology. *Technology and Health Care, 32(6)*, 3871–3888. <https://doi.org/10.3233/thc-230809>
30. Phu, B., & Gow, A. J. (2019). Facebook use and its association with subjective happiness and loneliness. *Computers in Human Behavior, 92*, 151–159. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.11.020>
31. Rosenbusch, H., Soldner, F., Evans, A. M., & Zeelenberg, M. (2019). Supervised Machine Learning Methods in Psychology: A Practical Introduction with Annotated R Code. <https://doi.org/10.31234/osf.io/s72vu>
32. Romano, I., Ferro, M. A., Patte, K. A., Diener, E., & Leatherdale, S. T. (2020). Measurement invariance of the flourishing scale among a large sample of Canadian adolescents. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 17(21)*, 7800.
<https://doi.org/10.3390/ijerph17217800>
33. Rosenberg, M. (2016). *Society and the adolescent self-image*. Princeton University Press.

34. Ryff, C. D., & Keyes, C. L. (1995). The structure of psychological well-being revisited. *Journal of Personality and Social Psychology*, 69(4), 719–727. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.69.4.719>
35. Tressa, N., Asha, V., Prasad, A., Prathith, D, P. K., & Saju, B. (2023). Mental health predictive analysis using multiple machine learning techniques. 2023 International Conference on Communication, Security and Artificial Intelligence (ICCSAI), 92–97. <https://doi.org/10.1109/iccsai59793.2023.10421007>
36. Valkenburg, P., Beyens, I., Pouwels, J. L., van Driel, I. I., & Keijsers, L. (2021). Social Media use and adolescents' self-esteem: Heading for a person-specific media effects paradigm. *Journal of Communication*, 71(1), 56–78. <https://doi.org/10.1093/joc/jqaa039>
37. Verduyn, P., Gugushvili, N., Massar, K., Täht, K., & Kross, E. (2020). Social comparison on social networking sites. *Current Opinion in Psychology*, 36, 32–37. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2020.04.002>
38. Vogel, E. A., Rose, J. P., Roberts, L. R., & Eckles, K. (2014). Social comparison, social media, and self-esteem. *Psychology of Popular Media Culture*, 3(4), 206–222. <https://doi.org/10.1037/ppm0000047>
39. Zeigler-Hill, V., & Shackelford, T. K. (Eds.). (2020). *Encyclopedia of Personality and Individual Differences*. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-24612-3>
40. Zhou, H., & Li, M. (2024). Social network usage, self-esteem, and irrational consumption online among Chinese college students: A mediation model. *International Journal of Communication and Society*, 6(1), 39–51. <https://doi.org/10.31763/ijcs.v6i1.1128>
41. Zhou, J., & Shi, S. (2024). The compatibility of Psychological Research and machine learning analysis based on theoretical frameworks. 2024 5th International Conference on Big Data & Artificial Intelligence

&Amp; Software Engineering (ICBASE), 499–502.
<https://doi.org/10.1109/icbase63199.2024.10762292>

ДОДАТКИ

Додаток А

Повний текст опитувальника

Питання	Типи відповідей
Вкажіть ваш вік	Відкрите питання
Вкажіть Вашу стать	Чоловіча; Жіноча
Якими соціальними мережами Ви найчастіше користуєтесь?	Відкрите питання
Скільки часу на ДЕНЬ ви користуєтесь соціальними мережами?	Відкрите питання
Загалом, я задоволений/на собою	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Час від часу, я думаю, що я ні на що не здатний/а	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я відчуваю, що у мене є багато хороших якостей	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я можу робити різні речі, як і більшість інших людей	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я відчуваю, що особливо не маю чим пишатись	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Іноді я відчуваюсь ні на що не здатним/ою	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 -

	Повністю не погоджуюсь
Я відчуваю, що я цінний/а, принаймні, що я на рівних з іншими	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я хотів/ла би мати більше поваги до себе	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Загалом, я схильний/а думати, що я невдаха	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я позитивно ставлюсь до себе	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я живу цілеспрямоване та осмислене життя	1 - Повністю не погоджуюсь, 2 - Не погоджуюсь, 3 - Частково погоджуюсь, 4 - Важко відповісти, 5 - Частково погоджуюсь, 6 - Погоджуюсь, 7 - Повністю погоджуюсь
Мої особисті стосунки приносять мені користь	1 - Повністю не погоджуюсь, 2 - Не погоджуюсь, 3 - Частково погоджуюсь, 4 - Важко відповісти, 5 - Частково погоджуюсь, 6 - Погоджуюсь, 7 - Повністю погоджуюсь
Я залучений та зацікавлений у своїй повсякденній діяльності	1 - Повністю не погоджуюсь, 2 - Не погоджуюсь, 3 - Частково погоджуюсь, 4 - Важко відповісти, 5 - Частково погоджуюсь, 6 -

	Погоджуюсь, 7 - Повністю погоджуюсь
Я активно сприяю щастю та благополуччю інших	1 - Повністю не погоджуюсь, 2 - Не погоджуюсь, 3 - Частково погоджуюсь, 4 - Важко відповісти, 5 - Частково погоджуюсь, 6 - Погоджуюсь, 7 - Повністю погоджуюсь
Я компетентний у важливих для мене видах діяльності	1 - Повністю не погоджуюсь, 2 - Не погоджуюсь, 3 - Частково погоджуюсь, 4 - Важко відповісти, 5 - Частково погоджуюсь, 6 - Погоджуюсь, 7 - Повністю погоджуюсь
Я хороша людина і живу хорошим життям	1 - Повністю не погоджуюсь, 2 - Не погоджуюсь, 3 - Частково погоджуюсь, 4 - Важко відповісти, 5 - Частково погоджуюсь, 6 - Погоджуюсь, 7 - Повністю погоджуюсь
Я з оптимізмом дивлюся в майбутнє	1 - Повністю не погоджуюсь, 2 - Не погоджуюсь, 3 - Частково погоджуюсь, 4 - Важко відповісти, 5 - Частково погоджуюсь, 6 - Погоджуюсь, 7 - Повністю погоджуюсь
Люди мене поважають	1 - Повністю не погоджуюсь, 2 - Не погоджуюсь, 3 - Частково погоджуюсь, 4 - Важко відповісти, 5

	- Частково погоджуюсь, 6 - Погоджуюсь, 7 - Повністю погоджуюсь
Мені приємно, що люди переглядають мій контент у соціальних мережах	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я відчуваю задоволення, коли отримую позитивні відгуки (наприклад, лайки) на мій контент	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Для мене важливо отримувати схвалення за мій онлайн-контент	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я хотів/хотіла би, щоб мій контент став вірусним	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я хотів/хотіла би мати велику кількість підписників	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я часто порівнюю, як справи у моїх близьких (наприклад, у хлопця/дівчини, членів родини) з тим, як справи у інших людей	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я завжди приділяю багато уваги тому, як я роблю щось порівняно з	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4

тим, як це роблять інші	- Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Якщо я хочу зрозуміти, наскільки добре я щось зробив/зробила, я порівнюю це з тим, що зробили інші	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я часто порівнюю свої соціальні успіхи (наприклад, комунікативні навички, популярність) з успіхами інших людей	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я не з тих людей, які часто порівнюють себе з іншими	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я часто порівнюю свої життєві досягнення з досягненнями інших	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Мені часто подобається обговорювати з іншими спільні погляди та досвід	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я часто намагаюся дізнатися думку тих, хто стикається з такими ж проблемами, як і я	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я завжди хочу знати, як повели б себе інші в подібній ситуації	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не

	погоджуюсь
Якщо я хочу дізнатися більше про щось, я звертаюся до думки інших людей	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Я ніколи не аналізую своє життя порівняно з життям інших	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3- Важко відповісти, 4 - Не погоджуюсь, 5 - Повністю не погоджуюсь
Створив/поділився публікацією або історією про щось позитивне, що стосувалося мене особисто	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Перевіряв(ла), скільки людей поставили лайк, прокоментували або поширили мій контент, а також скільки людей підписалися на мене/додали мене до друзів	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Читав(ла) коментарі до свого власного контенту	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Редагував(ла) та/або видаляв(ла) свій власний контент у соціальних	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів

мережах	на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Експериментував(ла) з фотофільтрами/редагуванням фотографій	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Порівнював(ла) своє тіло або зовнішність з іншими	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Порівнював(ла) своє життя чи досвід з життям або досвідом інших	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Згадував(ла) минуле	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Створив/поділився публікацією або	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3

історією про щось негативне, що стосувалося мене особисто	- 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Створив/поділився публікацією або історією про щось негативне, що НЕ стосувалося мене особисто	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Залишав(ла) непідтримуючі коментарі або використовував(ла) негативні реакції (наприклад, ставив(ла) "дизлайк") на публікації інших	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Шукав(ла) контент, з яким(ою) я морально чи етично не погоджував(ла)ся	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Безцільно переглядав(ла) свою стрічку новин	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше

Переглядав(ла) історії інших	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Відвідував(ла) профілі інших користувачів у моїй соціальній мережі (наприклад, друзів або друзів друзів)	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Відвідував(ла) сторінки осіб, яких я не знаю (наприклад, інфлюенсерів або інших відомих осіб)	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Дивився(лася) відео, такі як мему, новинний контент, інструкції/рецепти тощо	1 - Ніколи, 2 - 1–2 рази на тиждень, 3 - 3–4 рази на тиждень, 4 - 5–6 разів на тиждень, 5 - 1 раз на день, 6 - 2–5 разів на день, 7 - 6–9 разів на день, 8 - 10–13 разів на день, 9 - Щогодини або частіше
Мені подобається, як я виглядаю на фотографіях	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Інші люди вважають мене привабливим/привабливою	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 -

	Повністю не погоджуюсь
Я пишаюся своїм тілом	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я хочу змінити свою вагу	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я вважаю, що моя зовнішність допоможе мені отримати роботу	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Мені подобається те, що я бачу, коли дивлюся у дзеркало	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Якби я міг/могла, я б багато чого змінив/змінила у своїй зовнішності	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я задоволений/задоволена своєю вагою	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я хотів/хотіла би виглядати краще	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Мені дуже подобається моя вага	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я хотів/хотіла би виглядати як хтось інший	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Людам мого віку подобається моя	1 - Повністю погоджуюсь, 2 -

зовнішність	Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Моя зовнішність мене засмучує	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я виглядаю так само добре, як і більшість людей	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я задоволений/задоволена тим, як я виглядаю	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я відчуваю, що моя вага є правильною для мого зросту	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Мені соромно за те, як я виглядаю	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Процес зважування мене пригнічує	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Моя вага робить мене нещасливим/нещасливою	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Моя зовнішність допомагає мені мати побачення	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я хвилююся через те, як я виглядаю	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь

Я вважаю, що в мене гарне тіло	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь
Я виглядаю так добре, як би мені хотілося	1 - Повністю погоджуюсь, 2 - Погоджуюсь, 3 - Не погоджуюсь, 4 - Повністю не погоджуюсь