

І. О. Бондаренко, В. С. Катаєв, П. В. Павловський, В. В. Гуменюк, В. Гладка

ЗАХИЩЕНА СИСТЕМА ОЦІНЮВАННЯ ЗНАНЬ ІЗ МУЛЬТИМОДАЛЬНИМ МОНІТОРИНГОМ ТА МОДУЛЕМ АВТОМАТИЗОВАНОГО ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

У статті досліджено проблему забезпечення об'єктивності та надійності контролю знань у сучасних освітніх середовищах. Автори запропонували вдосконалену модель оцінювання, що поєднує механізми моніторингу дій користувача з технологіями відстеження рухів та погляду. Ці технології дозволяють автоматично виявляти порушення, наприклад, відведення погляду під час відповідей або зайві рухи, що можуть вказувати на використання сторонніх джерел під час онлайн-іспиту.

Актуальність дослідження зумовлена зростанням популярності дистанційного навчання та пов'язаною через це проблемою порушення академічної доброчесності, що загрожує достовірності та надійності онлайн-іспитів. У зв'язку з цим, авторами запропонована модель системи, яка інтегрує мультимодальний моніторинг із процесом тестування. Ця модель забезпечує можливість виявляти підозрілі дії в режимі реального часу та автоматично мінімізувати їхній вплив на результати оцінювання. Використання відповідних інструментів забезпечує відстеження дій користувача під час складання іспиту й своєчасне реагування на можливі порушення академічної доброчесності. Такий підхід передбачає комплексне застосування засобів моніторингу, аналізу поведінкових показників і використання модуля автоматизованого прийняття рішень.

Розроблена структурно-функціональна модель системи поєднує модуль тестування з підсистемою поведінкового моніторингу в режимі реального часу. Запропонований алгоритм оброблення поведінкових індикаторів дає змогу виявляти аномальні закономірності в діях користувачів, визначати потенційний рівень їхньої підозрілості та автоматично реагувати на несанкціоновані дії під час онлайн-іспитів.

Модуль автоматизованого прийняття рішень виконує багатокритеріальний аналіз характеристик поведінки користувачів, ураховуючи інтенсивність, тривалість, частоту та контекст їхніх дій. На основі цього аналізу система класифікує поведінку за рівнем ризику та ініціює відповідні дії реагування – від звичайного журналювання подій до блокування тестування й надсилання сповіщення про порушення адміністратору для подальшого аналізу.

Ключові слова: мультимодальний моніторинг, аналіз поведінкових індикаторів, відстеження рухів та погляду, академічна доброчесність, модуль прийняття рішень, виявлення аномальної поведінки, онлайн-іспити.

Вступ

В останні роки розвиток інформаційних технологій, дистанційного навчання та онлайн-іспитів стають все більш поширеними. Незважаючи на свої переваги, виникає потреба переглянути звичайні способи перевірки знань. Проведення онлайн-іспитів без присутності проктора створює більші можливості для недоброчесних дій – використання зовнішніх матеріалів, допомоги з боку інших осіб або додаткових технічних засобів. Відсутність безпосереднього контролю під час іспиту зменшує можливість забезпечення об'єктивного та надійного оцінювання.

Проблема спостереження за діями користувачів під час проведення онлайн-іспитів полягає не лише у виявленні очевидних порушень, але й в аналізі поведінки учасників під час самого тестування. Більшість наявних рішень використовують лише відеоспостереження або запис екрана, що потребує подальшого перегляду матеріалів проктором, і залежить від його суб'єктивної оцінки. Крім того, за умови великої кількості учасників іспиту такі методи не завжди є ефективними.

Актуальним завданням є розроблення адаптивної системи поведінкового контролю, здатної поєднати методи відстежування рухів, напрямку погляду, аналіз положення голови та алгоритм прийняття рішень у межах єдиної системи. Крім того, важливо створити

архітектуру, яку можна інтегрувати в наявні платформи онлайн-тестування без суттєвих змін їхньої інфраструктури. Така система має забезпечувати високу точність роботи, мінімізувати кількість хибних спрацювань і гарантувати захист персональних даних.

Таким чином, впровадження інтелектуальних інструментів моніторингу в дистанційне тестування є важливим як у теоретичному, так і прикладному аспектах, адже воно спрямоване на забезпечення об'єктивності оцінювання, підвищення довіри до результатів іспитів і формування безпечного цифрового освітнього середовища.

Аналіз досліджень та публікацій

Аналіз наукових досліджень, присвячених підвищенню об'єктивності дистанційного оцінювання, показує, що в системах онлайн-тестування активно застосовуються методи комп'ютерного зору, глибокого навчання та поведінкового аналізу. Серед ключових напрямків досліджень особлива увага приділяється технологіям визначення положення голови та відстеження напрямку погляду, які розглядаються як показники когнітивної активності та можливих порушень академічної доброчесності. Однак дослідники також підкреслюють не лише проблему узагальнювальної здатності моделей, а також їхню чутливість до змін умов, що ускладнює впровадження таких рішень у практику освітніх систем.

У оглядовій праці [1] автори систематизували підходи до визначення положення голови за допомогою глибокого навчання. Дослідники зазначили, що сучасні методи на основі згорткових нейронних мереж забезпечують високу точність навіть при змінному освітленні. Однак вказано, що такі моделі мають обмежену здатність до узагальнення та недостатню стійкість до варіативних умов, що викликає питання їх застосування на практиці. У дослідженні наведено класифікацію наявних методів, порівняння їхніх переваг та недоліків, проаналізовано доступні набори даних та основні метрики оцінювання. Також автори вказують на перспективні напрямки подальших досліджень.

Автори [2] зосереджують увагу на ефективності визначення положення голови та відстеження напрямку погляду для виявлення підозрілої поведінки під час онлайн-іспитів. У результаті проведеного аналізу було встановлено, що застосування лише одного методу – визначення положення голови або відстеження напрямку погляду – не забезпечує достатньої точності. Натомість поєднання цих технологій із алгоритмами машинного навчання значно підвищує точність класифікації поведінки учасників онлайн-тестування. Це свідчить про ефективність комплексного, мультимодального підходу до розробки систем контролю знань.

У дослідженні [3] запропоновано для передбачення траєкторії погляду використання нейронних мереж у поєднанні з фільтрацією за методом Калмана. Такий підхід забезпечує більш стабільні результати та підвищує точність інтерпретації поведінкових даних. Аналіз динаміки погляду є ключовим для виявлення не лише відведення очей від екрана, а й для ідентифікації інших нетипових закономірностей, що можуть вказувати на використання сторонніх джерел.

Автори [4] досліджують архітектурні рішення для автоматизації дистанційного прокторингу. Запропонована система базується на обробці відеопотоку, розпізнавання обличчя, фіксації підозрілих дій та аналізі нетипової поведінки під час тестування. Основний акцент зроблено на алгоритмах комп'ютерного зору, які здатні визначати відсутність екзаменованого перед камерою, присутність сторонніх осіб або використання заборонених матеріалів.

Новий підхід до візуальної аналітики для полегшення моніторингу онлайн-іспитів представлено шляхом аналізу відеозаписів іспиту та даних про рухи миші кожного студента [5].

У роботі [6] автори описують комплексну систему онлайн-автентифікації та прокторингу, що використовує мультимодальну біометрію. Ця система об'єднує розпізнавання обличчя, голосову ідентифікацію та аналіз клавіатурного почерку. Це забезпечує безперервну

перевірку особи протягом усього онлайн-іспиту. Крім того, автори представляють реалізацію автоматизованого методу прокторингу для виявлення недоброчесної поведінки.

Однак, однією з головних проблем онлайн-іспитів є те, як контролювати їх проведення зручним, ефективним та надійним способом. Попередні дослідження [7], [8] показали, що онлайн-іспити вразливі до шахрайства. Одним із занепокоєнь, що стосуються застосування систем онлайн-прокторингу, є відсутність прозорості та чіткої інформації, наприклад, щодо критеріїв класифікації поведінки як підозрілої, а також того, як компанії, які надають послуги прокторингу, забезпечують дотримання етичних та законодавчих норм у питаннях зберігання даних [9]. Впровадження цифрового контролю призвело до різного впливу на результати екзаменованих. У роботі [10] основна увага приділяється проблемам цифрового прокторингу, а саме, питанням соціальної справедливості, етики та валідності.

Узагальнення наукових результатів дає підстави стверджувати, що сучасні підходи поступово переходять від застосування окремих алгоритмів до створення інтегрованих інтелектуальних систем, які об'єднують дані з різних джерел і здійснюють комплексний аналіз. Водночас, актуальними викликами залишаються питання адаптації таких моделей до реальних умов освітнього процесу, забезпечення їхньої стійкості до зовнішніх чинників і зменшення кількості хибних спрацювань. Саме ці аспекти визначають перспективи подальших досліджень у напрямі розроблення структурованих моделей оцінювання знань.

У зв'язку з цим авторами представлено вдосконалену модель оцінювання з вбудованими механізмами поведінкового моніторингу, що поєднують технології відстеження рухів (motion tracking), аналізу погляду (eye tracking) та модуль прийняття рішень у межах єдиної системи.

Таким чином, **метою роботи** є удосконалення мультимодальної системи оцінювання знань, яка поєднує технології моніторингу рухів та аналізу погляду користувача. Це спрямовано на підвищення рівня об'єктивності оцінювання академічних досягнень та мінімізації ризиків академічної недоброчесності під час онлайн-тестування.

Виклад основного матеріалу

З метою контролю екзаменованих під час онлайн-іспитів використовуються системи онлайн-прокторингу, що гарантують цілісність оцінювання, коли особисте спостереження неможливе. Удосконалена система оцінювання знань, яка об'єднує технології відстеження рухів та погляду, в режимі реального часу дозволяє виявляти аномальну поведінку та мінімізувати ризики порушення академічної доброчесності.

Виділимо основні етапи алгоритму: збір даних, обробка та аналіз даних, класифікація поведінкових дій за рівнем ризику, прийняття рішень та реакція системи на можливі порушення.

Збір даних та попередня обробка

Перед прийняттям будь-якого рішення система збирає інформацію про поведінку користувача, застосовуючи технології відстеження рухів та напрямку погляду. Технологія відстеження руху очей дозволяє проводити кількісний аналіз особливостей поведінки користувачів під час тестування. Зокрема, фіксується, на які елементи інтерфейсу учасник звертає увагу, скільки часу його погляд затримується на запитанні або варіантах відповіді, а також чи відбуваються часті відведення погляду за межі екрану. Отримані дані можуть слугувати індикаторами потенційно підозрілих дій, пов'язаних з відволіканням, зверненням до сторонніх джерел інформації або отриманням сторонньої допомоги. Сенсори відстеження рухів збирають дані про положення голови, рук, реєструючи всі зміни положення тіла, що можуть вказувати на можливе звернення до сторонніх предметів чи джерел інформації. Попередня обробка даних допомагає усунути зайві дані та незначні випадкові рухи.

На основі отриманих даних система аналізує для кожного користувача типові моделі поведінки. Алгоритм ідентифікує звичайну поведінку людини, враховуючи її персональні характеристики. Такий підхід запобігає помилковим спрацюванням, зумовленим

унікальними звичками користувача.

Після аналізу поведінкових особливостей та встановлених критеріїв ризику, дії користувача поділяються на категорії низького, середнього або високого ризику. Розподіл здійснюється з урахуванням інтенсивності, тривалості та частоти дій, а також контексту їх виконання. Наприклад, короткочасне відведення погляду від екрана може оцінюватися як низький ризик, тоді як часта та тривала зміна положення голови чи тіла – як високий ризик.

Для кожної категорії ризику система застосовує визначений набір правил, що регулюють її реакцію на певні дії. При низькому рівні ризику події записуються до журналу, але система не вживає жодних активних кроків. Це дає змогу зберегти повний запис поведінки без відволікання користувача від тесту. Якщо виявлено дії середнього рівня ризику, користувач отримує автоматичне попередження, що з'являється на екрані. Це дозволяє користувачеві скоригувати свої дії без зупинки тестування. У випадку виявлення дій високого рівня ризику система тимчасово блокує доступ до тесту та надсилає повідомлення адміністратору або спостерігачу для реагування. Відбувається фіксація усіх підозрілих дій користувачів в журналі подій, які застосовуються для навчання та оптимізації алгоритмів системи.

В ході дослідження було розроблено алгоритм вдосконаленої системи моніторингу дій користувача (рис. 1).

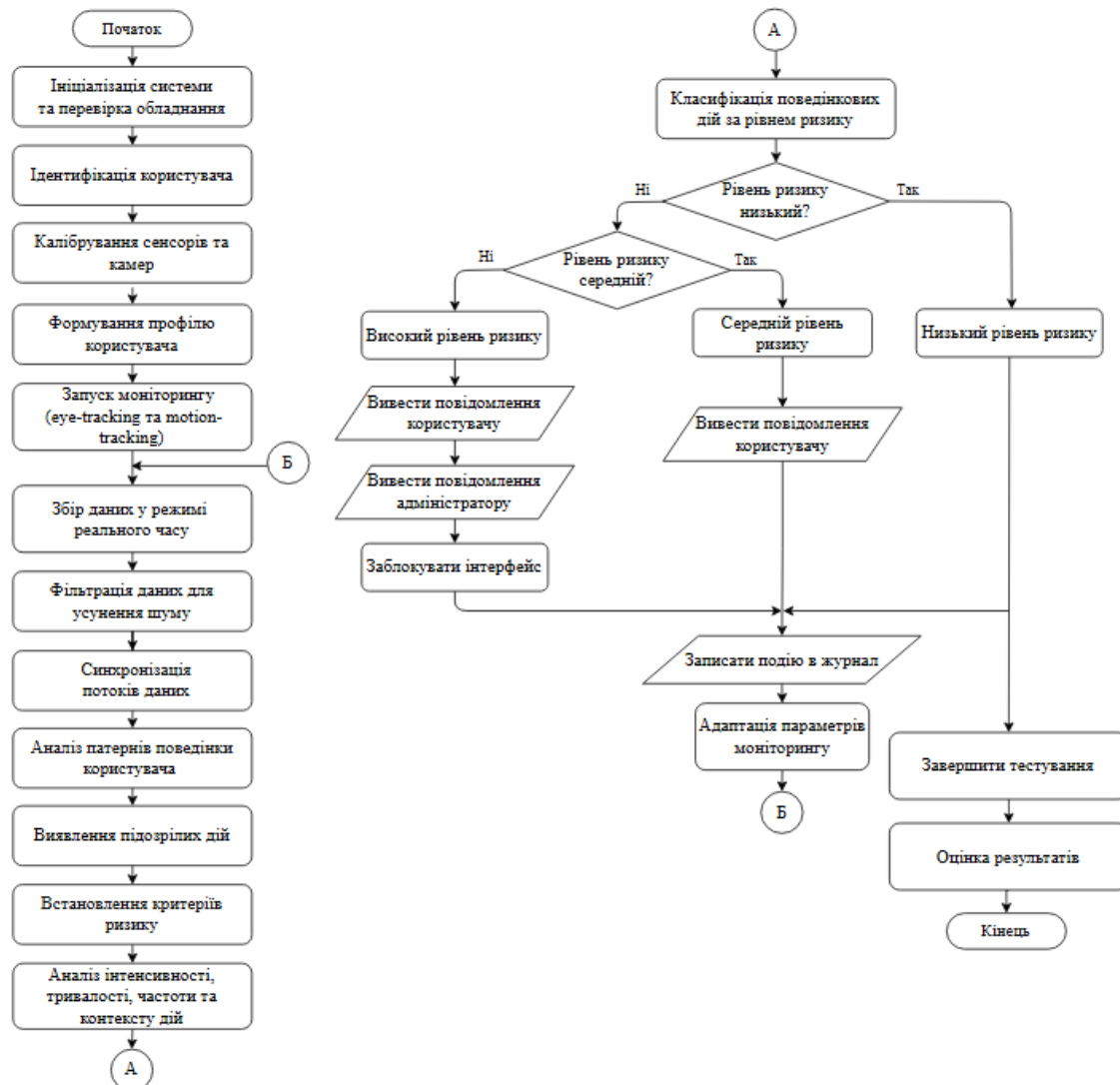


Рис. 1. Схема алгоритму вдосконаленої системи моніторингу дій користувача

Представлений алгоритм відображає повний процес моніторингу дій екзаменованого від збору даних до прийняття рішення про рівень ризику порушення академічної доброчесності

та передбачає обробку даних в режимі реального часу.

Формалізовану модель алгоритму можна представити як кортеж:

$$M = \langle S, P, D, R, A, E \rangle$$

де S – стан системи (ініціалізація, безперервний моніторинг, блокування); P – профіль еталонної поведінки користувача; D – вхідний потік даних: $D = \{d_{eye}, d_{motion}, d_{time}\}$; R – функція оцінки ризику: $R(f(D)) \rightarrow \{L, M, H\}$; A – множина реакцій системи: $A = \{msg_{user}, msg_{admin}, log\}$; E – результат тестування.

Модуль автоматизованого прийняття рішень реалізує механізм динамічного оцінювання ризиків. За результатами багатокритеріального аналізу поведінкових характеристик система забезпечує управління ризиками в реальному часі та швидку реакцію на можливі порушення, значно зменшуючи їхній вплив на процес тестування. У разі виявлення критичних загроз система може тимчасово зупинити виконання тесту та обмежити доступ до інтерфейсу, щоб запобігти подальшим порушенням. При виявленні середнього рівня ризику система надсилає сповіщення користувачеві, а у випадках високого рівня ризику – адміністратору. Детальна інформація про всі події зберігаються в журналі для подальшого їх аналізу. На рис. 2 представлено розроблений алгоритм автоматизованого прийняття рішення.

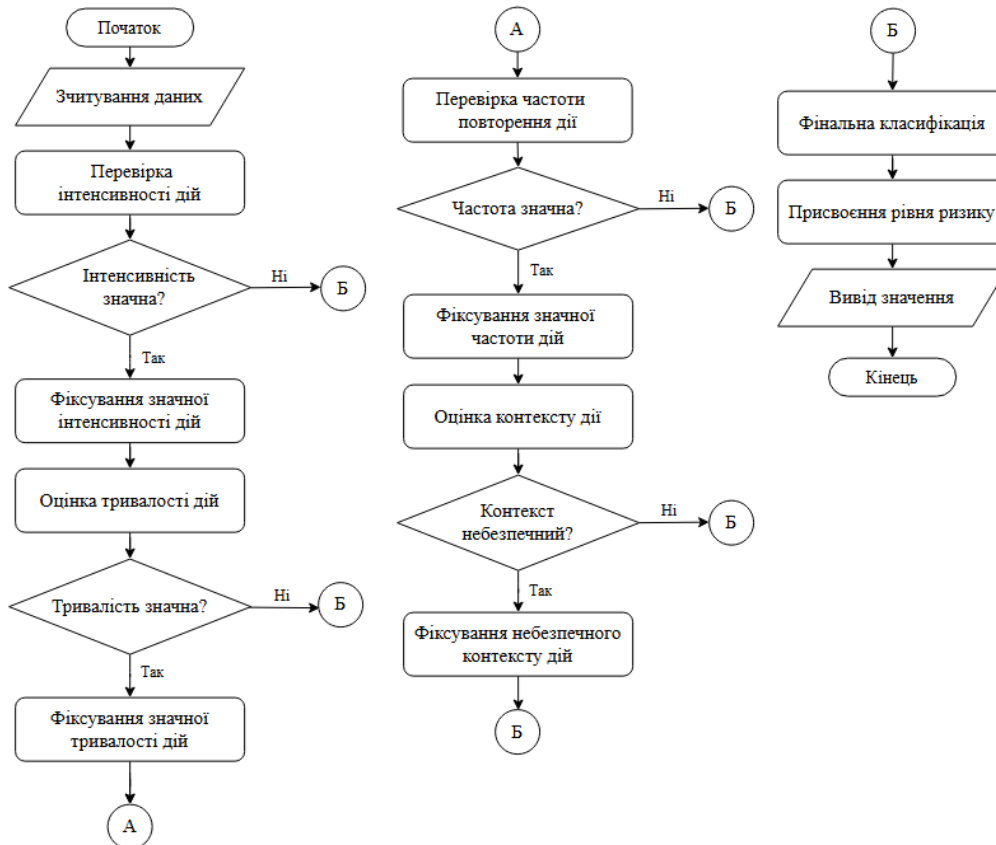


Рис. 2. Модель алгоритму автоматизованого прийняття рішень на основі поведінкового аналізу користувача
Припустимо подія A описується вектором вхідних характеристик:

$$X = \{x_I, x_L, x_F, x_C\}$$

де x_I – показник інтенсивності; x_L – показник тривалості; x_F – показник частоти; x_C – показник контексту.

Для кожного параметра x_i існує критичне порогове значення T_i . Предикати P_i визначають чи перевищує (або не перевищує) параметр x_i своє порогове значення T_i :

$$P_i(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } x_i \geq T_i \\ 0, & \text{якщо } x_i < T_i \end{cases}, \#(1)$$

Результатом проходження всіх перевірок є бінарний вектор стану S :

$$S = \{b_1, b_2, b_3, b_4\}$$

де $b_i \in \{0, 1\}$ відображає результат перевірки у відповідному блоці.

Рівень ризику R визначається як функція від вектору S . При цьому використовуються вагові коефіцієнти w_i :

$$R = \sum_{i=1}^4 w_i \cdot b_i, \#(2)$$

де w_i – ваговий коефіцієнт відповідного фактору.

Вагові коефіцієнти визначаються на основі методу мінімізації квадратичної помилки:

$$\min \sum_{i=1}^N (y_i - \omega^T x_i)^2, \#(3)$$

де y_i – еталонна класифікація події.

В результаті експериментальних досліджень були отримані такі значення коефіцієнтів: w_I (інтенсивність) = 0,32, w_L (тривалість) = 0,27, w_F (частота) = 0,24, w_C (контекст) = 0,17. Таке співвідношення пояснюється тим, що інтенсивність і тривалість відхилень мають найбільшу інформативність для виявлення порушень. В результаті, отримані коефіцієнти дозволяють мінімізувати помилку класифікації та оптимально поєднати інформації з різних поведінкових каналів.

Фінальний рівень ризику L визначається шляхом відображення отриманого значення R на шкалу значень:

$$L = \begin{cases} \text{Низький,} & 0 \leq R \leq R_1 \\ \text{Середній,} & R_1 \leq R \leq R_2 \\ \text{Високий,} & R \geq R_2 \end{cases}, \#(4)$$

Таким чином, система використовує тривірневу модель прийняття рішень (табл. 1).

Таблиця 1

Тривірнева модель прийняття рішень

Рівень ризику	Порогове значення (R)	Характерні ознаки	Автоматизована реакція
Низький	$R < 0,3$	Поодинокі відхилення, низька інтенсивність, відсутність періодичності	Ігнорування дій, продовження моніторингу
Середній	$0,3 \leq R < 0,7$	Значна тривалість або частота відхилень погляду	Надсилання попередження користувачеві
Високий	$R \geq 0,7$	Небезпечний контекст, критична інтенсивність	Блокування інтерфейсу та повідомлення адміністратору

Розроблений алгоритм на основі багатокритеріального аналізу характеристик поведінки користувачів дозволяє класифікувати рівень ризику, що є важливим показником для подальшого прийняття рішень. На рис. 3 представлено приклад роботи модуля реалізованої системи, що відповідає за розпізнавання обличчя, відслідковування рухів та погляду.

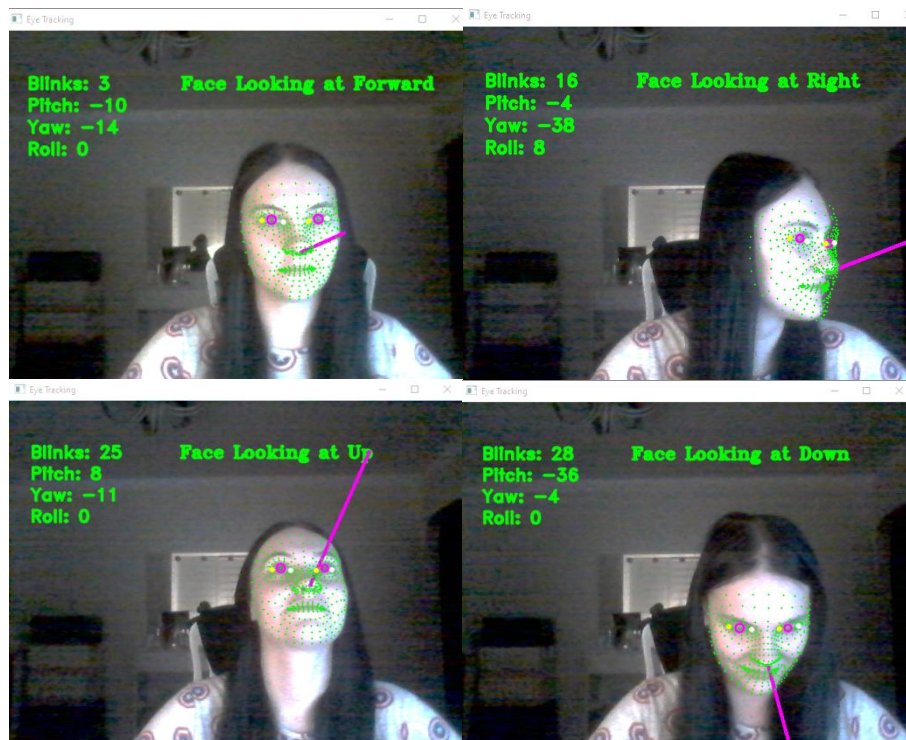


Рис. 3. Приклад роботи модуля моніторингу

Для перевірки ефективності запропонованої мультимодальної системи моніторингу поведінки було проведено експериментальне дослідження, спрямоване на оцінювання точності виявлення підозрілих дій під час онлайн-іспитів. Експеримент проводився з використанням тестового програмного прототипу системи, який реалізує алгоритми відстеження напрямку погляду та оцінювання положення голови з подальшим інтегрованим аналізом поведінкових характеристик.

У дослідженні взяли участь 48 студентів, які проходили тестування в умовах дистанційного оцінювання. Загалом було проведено 120 тестових сесій, під час кожної сесії система здійснювала безперервний моніторинг поведінкових характеристик користувача. Під час експерименту реєструвалися такі параметри: напрямок погляду користувача, частота та амплітуда рухів голови, тривалість відведення погляду від екрана та кількість повторюваних підозрілих дій. На основі цих даних формувався мультимодальний вектор поведінкових характеристик, який використовувався для оцінювання рівня ризику порушення академічної доброчесності. Для оцінювання ефективності системи використовувалися стандартні метрики машинного навчання:

- Accuracy – точність класифікації;
- Precision – точність позитивного прогнозу;
- Recall – повнота виявлення порушень;
- F1-міра – гармонійне середнє precision і recall;
- AUC (AreaUnderCurve) – площа під ROC-кривою.

Експериментальне дослідження передбачало порівняння трьох систем: система на основі відстеження напрямку погляду, система на основі оцінювання положення голови та запропонована мультимодальна модель, отримані результати наведено у таблиці 2.

Таблиця 2

Результати порівняльного аналізу з відомими системами прокторингу

Метод	Accuracy	Precision	Recall	F1	AUC
Відстеження напрямку погляду	0,82	0,79	0,78	0,78	0,87
Оцінювання положення голови	0,76	0,74	0,72	0,73	0,81
Мультимодальна модель	0,91	0,89	0,88	0,885	0,93

Отримані результати свідчать про суттєве підвищення точності класифікації при використанні мультимодального підходу. Зокрема, інтеграція декількох поведінкових каналів дозволила зменшити кількість хибнопозитивних спрацювань та підвищити чутливість системи до виявлення підозрілих дій.

Також, для більш детального оцінювання якості класифікації було проведено аналіз ROC-кривих для кожної з моделей. ROC-крива відображає залежність між часткою правильно виявлених порушень (True Positive Rate) та часткою хибних спрацювань (False Positive Rate). Площа під ROC-кривою (AUC) є інтегральною характеристикою якості класифікації і для досліджуваних систем були отримані такі результати: відстеження напрямку погляду – 0,82, оцінювання положення голови – 0,79, мультимодальна модель – 0,96, що наведено на рис. 4. Це свідчить про те, що запропонована модель має найвищу здатність до розділення нормальної та підозрілої поведінки.

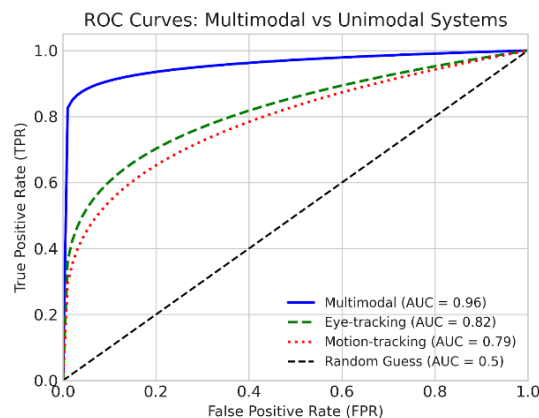


Рис. 4. Значення AUC для досліджуваних систем

Таким чином, розробка механізму автоматичного прийняття рішень є важливою складовою сучасної системи моніторингу поведінки користувачів під час тестування. Цей підхід дає змогу системі самостійно реагувати на потенційно неналежну поведінку, мінімізуючи залежність від людського втручання та забезпечуючи неупередженість процесу. Також передбачає збір інформації про дії користувача, її оперативний аналіз, розподіл за ступенем ризику, прийняття рішень згідно з встановленими критеріями та подальше самонавчання алгоритмів.

Висновки

У цій роботі представлено розробку вдосконаленої системи оцінювання знань із мультимодальним моніторингом та модулем автоматизованого прийняття рішень. Поєднання технологій відстеження рухів та погляду забезпечує вищу точність ідентифікації порушень порівняно з одномодальними системами. Ключовою особливістю цієї системи є формування динамічного профілю еталонної поведінки для кожного користувача з урахуванням індивідуальних особливостей та звичок екзаменованого.

Поєднання технологій відстеження рухів і аналізу погляду розширює можливості системи щодо фіксації навіть незначних відхилень від типової поведінки в режимі реального часу.

Інтеграція моделі контролювання дій із технологіями відстежування погляду та рухів дозволяє створити «прозорий» прокторинг, який не заважає екзаменованому, але забезпечує високий рівень довіри до результатів оцінювання. Впровадження модуля автоматизованого прийняття рішень знижує вплив людського чинника та зменшує залежність від суб'єктивної оцінки проктора. У роботі розроблено багатокритеріальну модель оцінки ризиків, за допомогою якої здійснюється класифікація поведінки за трьома рівнями ризику. Адаптивний підхід дає змогу мінімізувати кількість хибних спрацювань і водночас зберегти чутливість до потенційних порушень.

Таким чином, запропонований підхід формує контрольоване й прозоре середовище дистанційного тестування, знижує ризики академічного шахрайства та сприяє забезпеченню справедливості процедури оцінювання. Подальшим напрямком дослідження є розробка механізмів забезпеченості прозорості алгоритмів класифікації та захисту персональних даних відповідно до міжнародних стандартів.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Asperti A., Filippini D. Deep Learning for Head Pose Estimation: A Survey. *SN Computer Science*. 2023. Vol. 4, Article number 349. URL: <https://doi.org/10.1007/s42979-023-01796-z>.
2. Rajarajeswari P., Shivagangatharani B., Jothikumar K. Comparative Analysis of Head Pose Estimation and Eye Gaze Tracking with Machine Learning Classifiers for Proctored Online Examination, in *Artificial Intelligence and IoT in Online Education Systems*, E. Ramanujam, Ed. Austin: Scrivener Publishing LLC, 2025. P. 203–229.
3. Eye-movement Analysis and Prediction using Deep Learning Techniques and Kalman Filter / S. Rafee et al. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*. 2022. Vol. 13, №4. P. 937–949. URL: <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2022.01304107>.
4. Automated Online Exam Proctoring / Y. Atoum et al. *IEEE Transactions on Multimedia*. 2017. Vol. 19, №7. P. 1609–1624. URL: <https://doi.org/10.1109/TMM.2017.2656064>.
5. A Visual Analytics Approach to Facilitate the Proctoring of Online Exams / Haotian Li et al. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '21)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA. May 8–13 2021. Article number 682. P. 1 – 17. URL: <https://doi.org/10.1145/3411764.3445294>.
6. Online Student Authentication and Proctoring System Based on Multimodal Biometrics Technology / M. Labayen et al. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 72398–72411. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3079375>.
7. Krienert J. L., Walsh J. A., Cannon K. D. Changes in the Tradecraft of Cheating: Technological Advances in Academic Dishonesty. *College Teaching*. 2022. Vol. 70, №3. P. 309–318. URL: <https://doi.org/10.1080/87567555.2021.1940813>.
8. Burgason K., Sefiha O., Briggs L. Cheating is in the Eye of the Beholder: an Evolving Understanding of Academic Misconduct. *Innovative Higher Education*. 2019. Vol. 44. P. 203 – 218. URL: <https://doi.org/10.1007/s10755-019-9457-3>.
9. Heinrich E. A Systematic-Narrative Review of Online Proctoring Systems and a Case for Open Standards. *Open Praxis*. 2025. Vol. 17, №13. P. 485–499. URL: <https://doi.org/10.55982/openpraxis.17.3.836>.
10. Archer E. Technology-driven proctoring: Validity, social justice and ethics in higher education / *Perspectives in Education*. 2023. №41 (1). P. 119–136. URL: <https://doi.org/10.38140/pie.v41i1.6666>.

Рекомендовано кафедрою менеджменту та безпеки інформаційних систем ВНТУ.

Стаття надійшла до редакції 28.02.2026.

Стаття пройшла рецензування 09.03.2026.

Стаття опублікована 31.03.2026.

Бондаренко Ірина Олексіївна – асистент кафедри менеджменту та безпеки інформаційних систем, ORCID: 0000-0003-2104-657X, e-mail: bondarenko.i@vntu.edu.ua.

Катаєв Віталій Сергійович – асистент кафедри менеджменту та безпеки інформаційних систем, ORCID: 0000-0002-7458-7807, e-mail: kataev@vntu.net.

Павловський Павло Валерійович – асистент кафедри менеджменту та безпеки інформаційних систем, ORCID: 0009-0001-1730-4102, e-mail: prepod@vntu.edu.ua.

Гуменюк Вячеслав Володимирович – асистент кафедри менеджменту та безпеки інформаційних систем, ORCID: 0009-0004-0348-7616, e-mail: tienergo@i.ua.

Гладка Вікторія – магістр кафедри менеджменту та безпеки інформаційних систем, ORCID: 0009-0002-7758-5919, e-mail: hladka.v@gmail.com.

Вінницький національний технічний університет.