УДК 004.93

Д. О. Підчорний

В. В. Лукічов

ЗАСІБ АВТЕНТИФІКАЦІЇ ПРАЦІВНИКА З ВИКОРИСТАННЯМ ГРАФІЧНОГО ПЛАНШЕТУ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі представлено засіб автентифікації працівників під час проходження медичного огляду з використанням графічного планшета Wacom STU-540. Запропоновано архітектуру системи на основі алгоритму машинного навчання XGBoost, що використовує вектори динамічних ознак підпису. Описано принцип побудови ансамблю дерев рішень для обробки біометричних даних в умовах обмежених обчислювальних ресурсів, та виконано порівняльний аналіз з іншими сучасними рішеннями.

Ключові слова: біометрична автентифікація, Wacom STU-540, динаміка підпису, XGBoost, In-air траєкторії, градієнтний бустинг, передрейсовий медичний огляд.

Abstract

The paper presents a authentication tool for employees during medical examinations using a Wacom STU-540 signature tablet. A system architecture based on the XGBoost machine learning algorithm utilizing dynamic signature feature vectors is proposed. The principle of constructing an ensemble of decision trees for biometric data processing under limited computational resources is described, and a comparative analysis with other modern solutions is performed.

Keywords: biometric *authentication*, Wacom STU-540, signature dynamics, XGBoost, In-air trajectories, gradient boosting, pre-trip medical examination.

Вступ

Автоматизація передрейсового контролю водіїв потребує надійних засобів автентифікації особи для запобігання фальсифікаціям медичних оглядів. Традиційні методи ідентифікації на пунктах пропуску часто обмежені можливостями офісної техніки, що робить впровадження важких нейромережевих архітектур економічно недоцільним. Використання графічного планшета Wacom STU-540 дозволяє отримувати комплекс динамічних ознак: координати, тиск та унікальні траєкторії руху пера в повітрі (In-air), які неможливо підробити візуально. Проте стандартні алгоритми SDK (Software Development Kit) мають показник рівної похибки (Equal Error Rate) у межах 1–5%, що є недостатнім для систем із високою юридичною відповідальністю. Актуальність роботи полягає у розробці легковагої системи автентифікації на основі алгоритму XGBoost (Extreme Gradient Boosting), що забезпечує високу точність класифікації на малих вибірках і дозволяє виконувати аналіз у реальному часі на стандартних процесорах медичних пунктів, поєднуючи високу безпеку з низькими апаратними витратами.

Аналіз існуючих методів та SDK Wacom

Стандартні технологічні рішення, які пропонує Wacom SDK для перевірки підпису, зазвичай поділяються на два основні типи: статичну (Static Signature Verification) та динамічну (Dynamic Signature Verification) автентифікацію [1]. Статичний метод розглядає підпис як фінальне нерухоме зображення, аналізуючи лише його геометрію, нахил штрихів та загальні пропорції ліній. Хоча цей підхід є незамінним при порівнянні цифрового підпису зі старими паперовими зразками, він вважається менш надійним, оскільки візуальну форму підпису зловмиснику підробити значно легше, ніж манеру його написання.

Натомість динамічна автентифікація базується на аналізі підпису як безперервного процесу. Система фіксує не лише координати точок, а й послідовність їх виникнення у часі, швидкість руху стилуса, прискорення та зміни сили натиску. Оскільки кожна людина підписується «на автоматі», її унікальний ритм і розподіл зусиль майже неможливо скопіювати візуально, що робить цей метод

надзвичайно стійким до професійних підробок. Проте навіть такі системи часто мають фіксований математичний поріг чутливості, через що вони можуть помилково блокувати справжнього власника, якщо він перебуває у стані втоми чи стресу.

Більш сучасним та інтелектуальним підходом є використання сіамських нейронних мереж, які спеціально розроблені для вирішення проблеми дефіциту даних. Замість того, щоб вивчати тисячі прикладів, така архітектура використовує дві ідентичні нейронні гілки для порівняння «еталона» та щойно введеного зразка. Система виступає у ролі компаратора: вона перетворює динамічні параметри у багатовимірні вектори та обчислює математичну «відстань» між ними [2].Блок схема роботи даного алгоритму зображена на рис. 1.1.

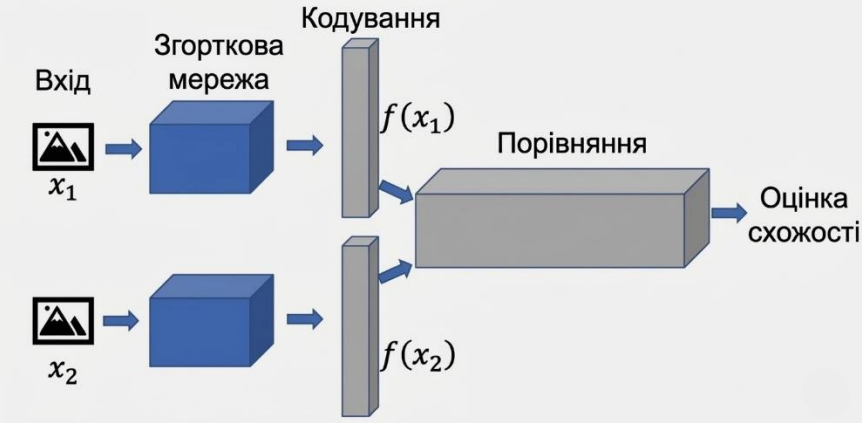


Рисунок 1.1 – Принцип роботи сіамських нейронних мереж

Головним бар'єром для впровадження таких нейромереж на пунктах медогляду є їхня висока обчислювальна складність. Моделі на кшталт сіамських мереж сіамських мереж на базі згорткових нейронних мереж (Convolutional Neural Network) орієнтовані переважно на роботу з неструктурованими візуальними даними, що потребує значних ресурсів графічних процесорів , які зазвичай відсутні на стандартних офісних станціях медичних закладів [3]. Застосування «важких» алгоритмів на звичайних процесорах призводить до затримок у роботі, що створює черги та знижує пропускну здатність пунктів контролю. Також залишається актуальною проблема «холодного старту», коли для нового працівника у системі є лише кілька зразків підпису, яких недостатньо для повноцінного навчання глибоких моделей.

Окремим перспективним напрямом є використання архітектури візуальних трансформерів (Vision Transformer), яка переносить успіх механізмів уваги з обробки текстів на аналіз візуальних даних [4]. На відміну від класичних згорткових мереж, ViT розбиває вхідне зображення підпису на окремі фрагменти (патчі), що дозволяє моделі вивчати не лише локальні особливості штрихів, а й глобальні взаємозв'язки між між ними (рис. 1.2).

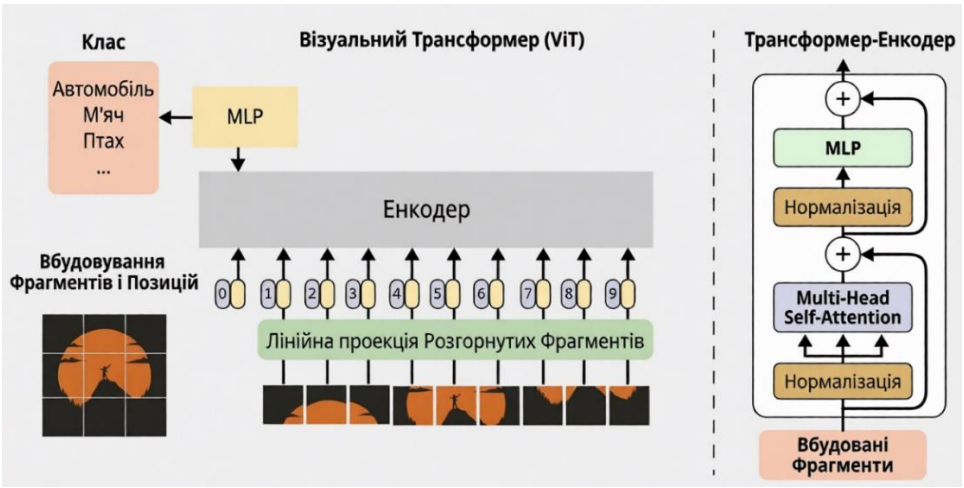


Рисунок 1.2 – Архітектура Vision Transformer (ViT)

Згідно з дослідженнями [5], такий підхід забезпечує вищу точність у розпізнаванні складних підробок, оскільки механізм Multi-Head Attention дозволяє системі одночасно фокусуватися на різних аспектах почерку: від загального ритму до мікроскопічних змін натиску стилуса.

Проте, впровадження ViT у систему супроводжується значними технологічними викликами. Через велику кількість параметрів та лінійних проекцій, дані моделі критично залежать від потужності графічних прискорювачів. Для медичних пунктів, що використовують стандартне офісне обладнання, обчислювальна складність трансформерів стає перешкодою для забезпечення миттєвої верифікації в реальному часі.

Запропонований метод автентифікації на основі XGBoost

Для розробки засобу автентифікації працівників обрано алгоритм машинного навчання XGBoost (Extreme Gradient Boosting), який базується на принципі градієнтного бустингу [6]. Вибір цієї моделі зумовлений її високою ефективністю при роботі зі структурованими даними, які можна представити у вигляді векторів ознак. На відміну від нейронних мереж, XGBoost демонструє кращі результати на малих наборах даних, що є критично важливим в умовах «холодного старту», коли для нового водія в базі наявні лише 5-10 еталонних підписів. Крім того, алгоритм є менш вимогливим до апаратного забезпечення, що дозволяє виконувати обчислення безпосередньо на центральному процесорі (CPU) офісної станції без потреби у потужних графічних прискорювачах.

Основним джерелом даних для моделі є параметри, що надходять від планшета Wacom STU-540 через спеціалізований мікроконтролер. До вектора ознак включаються просторові координати кінчика стилуса (x, y), рівень тиску (p), який має 1024 рівні чутливості, та часові мітки (t) з частотою опитування 200 Гц [1]. Унікальною особливістю методу є інтеграція «повітряних штрихів» (In-air), які фіксують траєкторію стилуса на відстані до 15 мм над екраном. Ці дані відображають приховану моторику водія, яку неможливо підробити візуально, оскільки ці штрихи не відображаються на моніторі пристрою.

Принцип роботи запропонованого алгоритму полягає в ітераційній побудові ансамблю «слабких» дерев рішень, що у сукупності формують точну модель. Процес починається з першого дерева (D_1), яке робить грубе припущення щодо справжності підпису, після чого вираховується математична похибка – «залишок» рис 1.3.

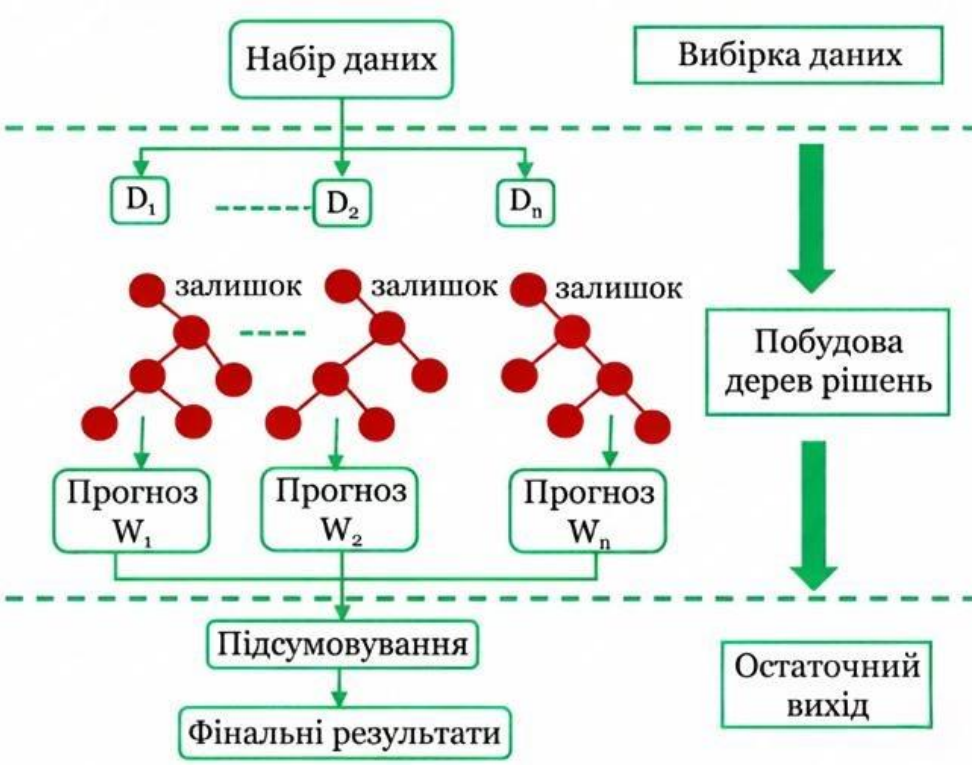


Рисунок 1.3 – Принцип роботи алгоритму градієнтного бустингу

Кожне наступне дерево D 2, ..., D n вчиться виправляти саме ці похибки, аналізуючи все дрібніші деталі: мікро-тремор руки, стабільність сили натискання в певних зонах або ритм рухів. На фінальному етапі результати всіх дерев підсумовуються, і система видає ймовірність того, що підпис належить конкретному працівнику.

Такий підхід пропонується доповнити алгоритмом адаптивного порогу, який замінює жорстку логіку оцінювання. Система автоматично аналізує «стабільні зони» та «зони шуму» в підписі конкретного працівника. Якщо водій зазвичай підписується недбало, математичний допуск у цих місцях розширюється, а в стабільних частинах траєкторії – посилюється. Це дозволяє системі відрізняти навмисну спробу підробки від природної варіативності почерку, викликаної втомою чи стресом, що забезпечує оптимальний баланс між безпекою та зручністю використання.

Основні переваги використання XGBoost :

- алгоритм оптимізований для роботи на стандартних центральних процесорах, що забезпечує низькі апаратні вимоги та виключає необхідність дорогого оновлення комп'ютерної техніки в медичних пунктах;
- модель демонструє високу ефективність на малих даних, показуючи високу точність вже при наявності 5–10 еталонних зразків підпису, що ефективно вирішує проблему «холодного старту» для нових працівників. Підтвердженням цього є порівняльний аналіз метрик точності (рис. 1.4), де XGBoost випереджає нейронні мережі саме на вибірках малого розміру, зберігаючи при цьому стабільність результатів [3];
- завдяки аналізу невидимих рухів In-air досягається висока стійкість до підробок, оскільки система блокує зловмисників, які імітують лише візуальну форму підпису;
- використання динамічного порогу забезпечує адаптивність до стану суб'єкта, дозволяючи суттєво знизити кількість помилкових відмов для реальних водіїв з урахуванням їхнього психофізіологічного стану;
- ансамбль дерев рішень гарантує високу швидкість обробки та миттєву перевірку з мінімальною затримкою, що є критично важливим для пунктів із великим потоком людей;
- на відміну від «чорної скриньки» нейромереж, структура дерев забезпечує прозорість прийняття рішень, дозволяючи чітко визначити, на основі яких саме ознак, як-от швидкість, тиск чи координати, було підтверджено або відхилено підпис.

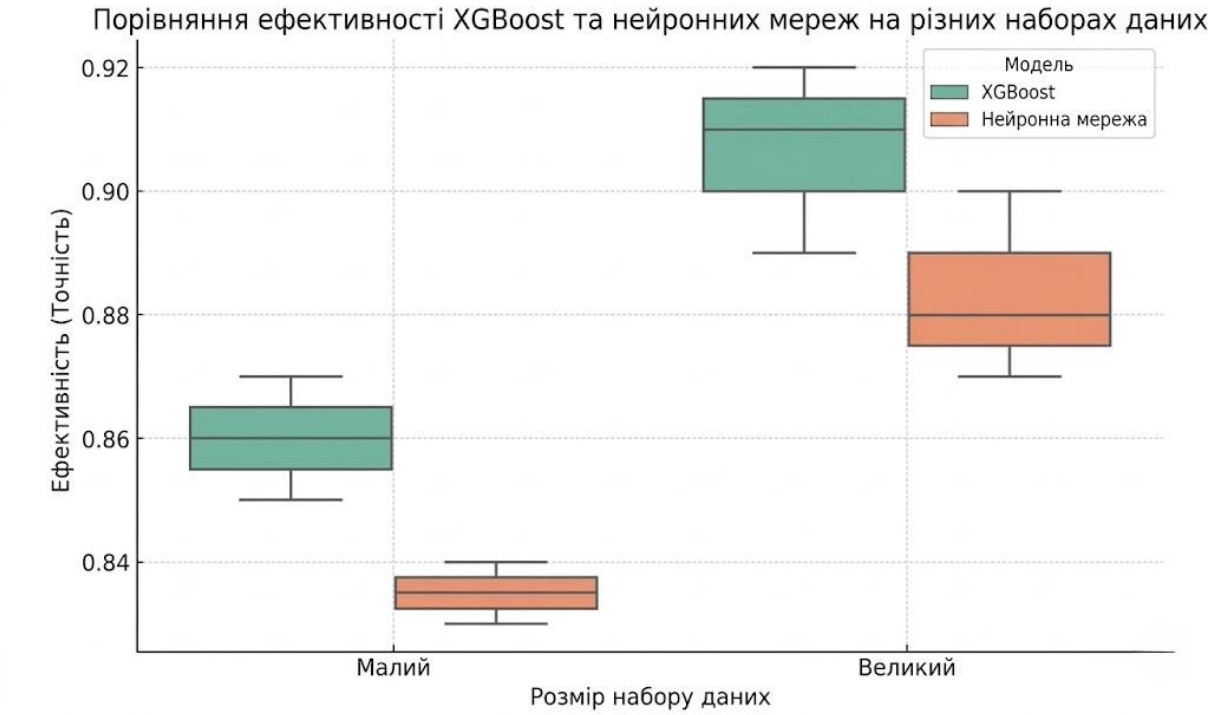


Рисунок 1.4 – Порівняння точності роботи алгоритмів XGBoost та нейронних мереж залежно від обсягу даних

Висновок

У результаті проведеного дослідження розроблено концепцію та архітектуру засобу автентифікації працівників, адаптовану для специфічних умов передрейсового медичного огляду. Аналіз сучасних методів біометричної автентифікації показав, що попри високу точність нейромережевих архітектур (CNN, Siamese Networks, Transformers), їх впровадження на реальних об'єктах часто обмежене високою обчислювальною складністю та потребою у потужних графічних прискорювачах.

Запропонований підхід на основі алгоритму XGBoost дозволяє ефективно використовувати структуровані динамічні дані, що надходять від планшета Wacom STU-540, забезпечуючи високу швидкість обробки безпосередньо на центральному процесорі офісної станції.

Таким чином, поєднання градієнтного бустингу із глибоким аналізом динамічних параметрів Wacom створює надійний і швидкий засіб автентифікації, що забезпечує оптимальний баланс між безпекою (мінімізація помилкового пропуску сторонніх) та зручністю для користувача (мінімізація безпідставних відмов).

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1.Wacom Ink SDK for signature | Wacom Developer Documentation. URL: https://developer-docs.wacom.com/docs/overview/sdks/sdk-for-signature/ (дата звернення: 25.02.2026).

2.Biometric Signature Verification Using Recurrent Neural Networks | Semantic Scholar. *Semantic Scholar | AI-Powered Research Tool*. URL: https://www.semanticscholar.org/reader/560cd681514c6450c07e7ec854d448828bccef8b (дата звернення: 25.02.2026).

3.XGBoost Vs Neural Networks: Which Is Best For Your Project?. *AICompetence.org*. URL: https://aicompetence.org/xgboost-vs-neural-networks/ (дата звернення: 25.02.2026).

4. Vision Transformer (ViT) Architecture. *GeeksforGeeks*. 2024. URL: https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/vision-transformer-vit-architecture/ (дата звернення: 04.03.2026).

5. ViT-SigNet: Combining Deep CNN and Vision Transformer for Enhanced Signature Verification / A. Sharma et al. *International Conference on Mobile Networks and Management*. Springer, Cham, 2023. P. 215–224.

6.Довідник по Machine Learning – XgBoost | База знань IT. *База знань IT технологій*. URL: https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/xgboost (дата звернення: 25.02.2026).

Пілчорний Данило Олександрович – студент групи 1БС-22Б, факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail:danyadenpod@gmail.com

Науковий керівник: Лукічов Віталій Володимирович – канд. техн. наук, доцент кафедри захисту інформації, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

Pidchornyi Danylo Oleksandrovych – student of group 1BS-22B, Faculty of Information Technology and Computer Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: danyadenpod@gmail.com

Supervisor: ***Vitalii V. Lukichov*** – Cand. Sc. (Eng), Associate Professor of the Department of Information Security, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia.