

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-365-24>

УДК 004.93'1:004.032.26:687.12

ДРОМЕНКО ВОЛОДИМИР

Київський національний університет технологій та дизайну

<https://orcid.org/0009-0007-2957-6969>

e-mail: dromenkojunior@gmail.com

ДРОМЕНКО ВАЛЕРІЯ

Таврійський національний університет імені В. І. Вернадського

<https://orcid.org/0000-0002-6360-0076>

e-mail: dromenko.valeriya@tnu.edu.ua

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КОРЕКЦІЇ ЛЕКАЛ РУКАВИЧОК НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ ПРИМІРОК

У статті представлено науково обґрунтований підхід до автоматизації корекції лекал рукавичок на основі методів машинного навчання та аналізу результатів примірок. Проблема точного узгодження геометрії лекала з фактичною посадкою виробу залишається однією з найскладніших у швейному виробництві, оскільки традиційні технології ґрунтуються переважно на ручних вимірюваннях, експертних оцінках та емпіричних правилах, що не дозволяють відтворити локальні деформації з високою точністю та унеможливають повноцінну цифрову автоматизацію процесу корекції лекал. У цьому контексті актуальним є створення математичної моделі, здатної інтерпретувати візуальні дані примірок і прогнозувати оновлені параметри контуру рукавички, які відповідають індивідуальним анатомічним особливостям руки користувача.

Метою дослідження є розроблення інтелектуальної системи, яка поєднує класифікаційний і регресійний модулі глибинної нейронної мережі для одночасного визначення стану посадки та передбачення локальних геометричних параметрів, необхідних для корекції лекала. Запропонована модель представляє форму лекала як параметризований контур, а відхилення посадки трактує як локальні деформації, що можуть бути визначені через нормалізовані координати об'єкта на зображенні. Таким чином, система здійснює перехід від евристичних ручних процедур до формально визначеного процесу машинного прогнозування.

У роботі вперше інтегровано двокомпонентний підхід до обробки візуальних даних: класифікаційний блок визначає наявність чи відсутність рукавички на руці, тоді як регресійний модуль прогнозує метрично інтерпретовані корекційні параметри. Запропонована методологія була реалізована у програмному комплексі, який охоплює етапи попередньої обробки даних, навчання моделі, порівняльного аналізу з класичними алгоритмами та візуально-аналітичної інтерпретації результатів. Для валідації використано відкритий датасет YOLO-розмітки, що містить зображення руки в рукавичці та без неї, забезпечені координатами локальних геометричних фрагментів, які виступають основою для навчання моделі.

Отримані результати підтверджують здатність моделі забезпечувати високу точність класифікації та стабільну якість прогнозування локальних параметрів, що дозволяє застосовувати їх як базу для автоматизованої корекції лекал. Наукова новизна роботи полягає у формалізації процесу корекції лекал через параметризоване подання деформацій і використання гібридної архітектури нейронної мережі. Практичне значення полягає у можливості інтеграції системи у процес цифрового конструювання, скороченні кількості примірок, зменшенні виробничих витрат та підвищенні точності посадки виробу. Розроблений підхід може бути поширений на інші швейні вироби та галузі, що потребують точного моделювання локальних деформацій.

Ключові слова: машинне навчання, корекція лекал, рукавички, нейронні мережі, комп'ютерний зір, цифрове конструювання.

ДРОМЕНКО ВОЛОДИМИР

Kyiv National University of Technologies and Design

ДРОМЕНКО ВАЛЕРІЯ

V. I. Vernadsky Taurida National University

INTELLIGENT SYSTEM FOR CORRECTING GLOVE PATTERNS BASED ON MACHINE LEARNING BASED ON THE RESULTS OF FITTINGS

The article presents a scientifically based approach to automating the correction of glove patterns based on machine learning methods and analysis of the results of fittings. The problem of exact matching the geometry of the pattern with the actual fit of the product remains one of the most difficult in sewing production, since traditional technologies are based mainly on manual measurements, expert assessments and empirical rules that do not allow reproducing local deformations with high accuracy and make it impossible to fully digitally automate the process of pattern correction. In this context, it is relevant to create a mathematical model capable of interpreting the visual data of fittings and predicting updated parameters of the glove contour, which correspond to the individual anatomical features of the user's hand.

The purpose of the study is to develop an intelligent system that combines classification and regression modules of a deep neural network to simultaneously determine the landing state and predict local geometric parameters necessary for pattern correction. The proposed model presents the shape of the pattern as a parameterized contour, and treats the landing deviation as local deformations that can be determined through the normalized coordinates of the object in the image. Thus, the system makes the transition from heuristic manual procedures to a formally defined machine prediction process.

For the first time, a two-component approach to visual data processing is integrated in the work: the classification unit determines the presence or absence of a glove on the hand, while the regression module predicts metrically interpreted correction parameters. The proposed methodology was implemented in a software package that covers the stages of data pre-processing, model training, comparative analysis with classical algorithms and visual-analytical interpretation of results. For validation, an open dataset of YOLO markup was used, containing images of a hand with and without a glove, provided with coordinates of local geometric fragments, which act as the basis for training the model.

The results obtained confirm the ability of the model to provide high classification accuracy and stable quality of forecasting local parameters, which allows them to be used as a basis for automated pattern correction. The scientific novelty of the work lies in the formalization of the process of pattern correction through the parameterized representation of deformations and the use of a hybrid neural network architecture. The practical significance lies in the possibility of integrating the system into the digital design process, reducing the number of fittings, reducing production

costs and increasing the accuracy of the product. The developed approach can be extended to other garments and industries that require accurate modeling of local deformations.

Keywords: machine learning, pattern correction, gloves, neural networks, computer vision, digital design.

Стаття надійшла до редакції / Received 11.02.2026
Прийнята до друку / Accepted 11.03.2026
Опубліковано / Published 28.05.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Дроменко Володимир, Дроменко Валерія

Вступ

Процес корекції лекал рукавичок традиційно ґрунтується на ручних вимірюваннях та експертних оцінках посадки, що не забезпечує достатньої точності відтворення локальних деформацій і не дозволяє формалізувати механізм внесення змін до геометрії виробу. Відсутність математично описаної процедури прогнозування параметрів корекції за результатами примірок призводить до значних похибок, збільшення кількості ітерацій виготовлення та неможливості автоматизувати процес. У сучасних умовах цифрового виробництва та персоналізованого дизайну рукавичок особливо актуальною стає потреба у створенні інтелектуальної моделі, здатної інтерпретувати візуальні дані примірок і точно визначати локальні геометричні відхилення, що потребують корекції лекала.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Сучасні тенденції розвитку систем машинного навчання засвідчують стрімке поширення інтелектуальних методів у сферах, що потребують високої точності відтворення складної геометрії, адаптації до індивідуальних параметрів та роботи з неоднорідними даними. Зокрема, у галузях дизайну виробів, робототехніки, ідентифікації контурів та оптимізації форм дедалі більшої ваги набувають моделі, здатні виявляти локальні відхилення та прогнозувати комплексні зміни структури об'єктів. Для задачі корекції лекал рукавичок за результатами примірок ці підходи є особливо релевантними, оскільки проблема точного узгодження геометрії лекала з фактичними деформаціями посадки залишається методологічно складною та недостатньо розробленою. Робота Stehr et al. [1] демонструє можливості оптимізації багатовимірної класифікації в умовах складних високошвидкісних експериментальних дизайнів. Запропоновані підходи ґрунтуються на ретельному виборі ознак та покращенні моделей, що дозволяє значно підвищити чутливість системи до дрібних варіацій сигналів. У контексті корекції лекал рукавичок такі методологічні підходи є релевантними, оскільки проблема визначення локальних деформацій посадки виробу також потребує аналізу множини дрібних, але інформативних змін геометричного контуру.

Дослідження van Druenen & Blocken [2] демонструє використання CFD-моделювання та емпіричних вимірювань для оптимізації форми спортивного одягу. Автори показують, що автоматизована оптимізація форм – зокрема костюмів із високими вимогами до аеродинаміки – є ефективною лише за умови поєднання точних моделей, даних та корекційних алгоритмів. Це узгоджується з завданням оптимізації лекал рукавичок, де геометрія виробу повинна адаптивно змінюватися відповідно до індивідуальних параметрів посадки.

У роботі Kumar et al. [3] наведено підхід до виявлення анти-патернів у програмних сервісах на основі word embeddings. Хоча домен відрізняється, концептуально актуальною є ситуація аналізу «невірних» або «аномальних» структур. У випадку лекал мова йде про неточності в контурах, де ML-моделі можуть навчитися розпізнавати характерні дефекти або повторювані помилки у посадці виробу.

Методологічно близькою є також модель Nagamani & Kumar [6], яка комбінує CNN-LSTM і графові структури для виявлення аномалій у реальному часі. Вона підтверджує ефективність гібридних архітектур для задач, де важлива взаємодія локальних та глобальних ознак – аналогічно до задачі локальної корекції контурів лекала залежно від загальної геометрії руки.

Робота Jansi Rani et al. [4] пропонує поєднання YOLOv8 та регресійних моделей для оцінювання геометричних параметрів об'єктів за зображеннями. Автори застосовують послідовну модель: детекція - оцінка глибини - перехід від пікселів до реальних величин - регресія маси. Така багатоступенева архітектура є напрочуд релевантною для задачі корекції лекал, у якій також необхідно:

- виділяти контур виробу чи руки,
- оцінювати локальні відхилення,
- переводити їх у фактичні зміни форми лекала,
- використовувати регресійні моделі для прогнозу оптимальної корекції.

Сама логіка багаторівневої обробки є цінною моделлю для побудови інтелектуального коректора лекал.

Робота Nahavandi et al. [5] узагальнює досягнення ML у складній маніпуляції об'єктами, включно з деформівними матеріалами. Це має прямий зв'язок із корекцією лекал, оскільки рукавички є гнучким об'єктом, а система навчання має адаптуватися до локальних змін форми. Автори наголошують на важливості моделей, здатних прогнозувати поведінку матеріалу за неповною або шумною інформацією – аналогічно компенсації неточностей під час примірки.

Hausladen et al. [7] демонструють ефективність супервізованої класифікації на основі складних, «неідеальних» текстових даних. Хоча домен – економічні експерименти, концепція використання нечітких, неструктурованих даних для прийняття корекційних рішень релевантна. У задачі корекції лекал також часто використовуються нечіткі дані: опис дефектів, візуальні відхилення, різні типи деформацій.

Робота Maroua & Anna [8] описує підхід активного навчання та трансферного навчання для уточнення аспектів у тексті. Ці методи мають концептуальний перенос у сферу лекал: активне навчання може зменшити

кількість необхідних примірок, трансферне навчання – використовувати історію даних попередніх клієнтів для швидкого налаштування моделі під нові руки.

Sharma et al. [9] здійснили огляд ML-технік для аналізу вихідного коду. Хоча предмет інший, важливою є ідея роботи зі складними структурними об'єктами, що мають сувору форму та взаємозалежні елементи. Лекала рукавичок аналогічні: контур пальців і долоні має внутрішню структурну логіку, і ML-модель повинна її враховувати.

У роботі Black & Shakir [10] проаналізовано різні типи ознак та моделей у задачах емоційного аналізу з краю мережі. Основним внеском є демонстрація того, як вибір представлення ознак впливає на здатність моделі точно інтерпретувати дрібні патерни. Для адаптивної корекції лекал це особливо важливо, адже система має виявляти мінімальні локальні деформації посадки.

Powers et al. [11] показують, як DL може аналізувати великі потоки даних та виділяти з них важливі події чи патерни. У контексті задачі корекції лекал це демонструє потенціал DL для сегментації контурів руки й виробу, а також виявлення пріоритетних для корекції зон.

Огляд Adeyanju et al. [12] показує, що ML-моделі можуть ефективно працювати з формами кисті руки, жестами, різними конфігураціями пальців. Це найближчий домен до задачі рукавичок: якщо ML може коректно інтерпретувати форму руки в динаміці, то аналогічні моделі можуть бути адаптовані для оцінки посадки рукавички та прогнозування геометричних змін контурів лекала.

Аналіз наявних досліджень демонструє, що у світовій практиці вже сформовано значний інструментарій для роботи з локальними деформаціями, нечіткими контурами, а також для побудови багаторівневих моделей, здатних поєднувати геометричні, візуальні та структурні ознаки. Попри це, переважна більшість робіт зосереджена або на оптимізації загальної форми виробів, або на виявленні аномалій у різнорідних даних, але не охоплює задачі автоматизованої корекції лекал швейних виробів на основі результатів примірок, де ключовими є локальні зміни геометрії та індивідуальні параметри посадки. Саме ця проблематика і є центральним фокусом подальших розробок, представлених у даній статті.

Формулювання цілей статті

Метою дослідження є розроблення математичної моделі та програмної реалізації інтелектуальної системи, яка на основі даних примірок автоматично визначає стан посадки рукавички та прогнозує локальні параметри деформацій, необхідні для корекції лекала, забезпечуючи підвищення точності конструктивного проектування та можливість подальшої автоматизації процесу цифрового конструювання.

Виклад основного матеріалу

Запропонована в роботі математична модель ґрунтується на гіпотезі про те, що форма лекала рукавички може бути описана як параметризований контур, а відхилення посадки при примірці – як локальні деформації цього контуру. В основу моделі покладено припущення, що кожен приклад примірки містить інформацію про відповідність фактичної форми виробу геометрії руки, яка може бути представлена у вигляді вектору ознак. У даному дослідженні ці ознаки відображаються компактним параметричним поданням у вигляді нормалізованих координат (c_x, c_y, w, h) , що інтерпретуються як наближена оцінка локального фрагмента лекала, який потребує корекції. Завдання машинного навчання при цьому формулюється як задача одночасної класифікації стану «рука в рукавичці / без рукавички» та регресійного прогнозування параметрів локального деформаційного вікна. Таким чином формується гібридна модель f_θ , яка для кожного вхідного зображення I повертає пару вихідних величин: дискримінативне рішення щодо класу та вектор коригувальних параметрів, тобто

$$f_\theta(I) = (\hat{y}, \hat{b}), \hat{b} = (\hat{c}_x, \hat{c}_y, \hat{w}, \hat{h}). \quad (1)$$

Класифікаційний компонент моделі навчається мінімізувати кросентропійну втрату

$$L_{\text{cls}} = -\sum_{i=1}^N y_i \log \hat{p}_i, \quad (2)$$

яка характеризує здатність моделі коректно розрізнити рукавичку та відкриту руку як два стани посадки. Регресійний компонент моделі формулюється як задача відновлення параметрів локальної геометрії на основі середньоквадратичної похибки:

$$L_{\text{reg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|b_i - \hat{b}_i\|^2, \quad (3)$$

де b_i – справжні параметри локального фрагмента контуру, визначені на основі еталонної розмітки. Сукупна функція втрат моделі, що оптимізується при навчанні, задається як

$$L(\theta) = L_{\text{cls}} + \lambda L_{\text{reg}}, \quad (4)$$

де λ визначає відносну вагомість точності передбачення корекційних параметрів відносно точності класифікації. Така форма функції втрат забезпечує одночасну оптимізацію двох взаємопов'язаних аспектів посадки: загального стану та локального відхилення.

Наукова новизна моделі полягає у використанні геометрично-описової репрезентації локального фрагмента лекала, який підлягає корекції, у поєднанні з нейромережею, здатною прогнозувати ці локальні параметри на основі історичних даних примірок. На відміну від традиційних методів, які виконують корекцію лекала вручну або за допомогою глобальних емпіричних правил, запропонована модель реалізує локальне прогнозування на рівні параметрів контурної деформації. Це забезпечує персоніфіковану адаптацію лекала під конкретні анатомічні особливості руки, враховує найменші локальні несумісності посадки та дозволяє систематично накопичувати досвід попередніх примірок як тренувальні дані. Особливу цінність становить

здатність моделі виробляти метрично інтерпретовані геометричні передбачення, що можуть безпосередньо використовуватися як числові корекції у процесі побудови лекала. Таким чином, система трансформує задачу корекції з ручної, евристичної процедури у формально визначену задачу машинного прогнозування, що становить концептуально новий підхід у сфері цифрового проектування виробів індустрії моди.

Із метою валідації запропонованої математичної моделі та перевірки її здатності прогнозувати локальні корекції лекала на основі даних примірок було розроблено спеціалізоване програмне забезпечення, яке реалізує усі етапи обробки зображення, машинного навчання та моделювання геометричних параметрів посадки. Створена система побудована як багатокомпонентний модульний комплекс, що включає підсистеми підготовки даних, нейромережевої оцінки параметрів посадки, базового порівняльного алгоритму та засобів візуально-аналітичної інтерпретації прогнозованих корекцій.

У дослідженні використано відкритий датасет зображень руки в рукавичці та без неї, сформований у форматі YOLO-розмітки та доступний у вигляді набору фотографій, структурованих за підмножинами train, validation та test [13]. Кожне зображення супроводжується текстовим файлом із координатами нормалізованого прямокутника (c_x, c_y, w, h), що описує область розташування руки, а також класовою міткою: 0 – glove (рука в рукавичці) або 1 – no_glove (рука без рукавички). Така структура датасету забезпечує можливість одночасного навчання моделі класифікації та регресії параметрів посадки. Набір містить різноманітні за ракурсами, освітленням та варіативністю положення кисті зображення, що робить його придатним для моделювання локальних геометричних змін та первинної валідації запропонованої математичної моделі інтелектуальної корекції лекал.

Архітектурно програма реалізована у вигляді конвеєра обробки, який починається з імпорту та нормалізації даних датасету [13]. Вхідні дані подані у форматі зображень руки з рукавичкою та без неї, забезпечених YOLO-розміткою, що містить класову інформацію та нормалізовані параметри локального прямокутника (c_x, c_y, w, h). Ці параметри інтерпретуються як спрощена оцінка фрагмента контуру лекала, який підлягає корекції, а тому відіграють роль навчальних цільових значень у регресійній частині моделі. На цьому етапі система формує вирівняний візуальний вхід – масштабовані тензори фіксованого розміру – які подаються на вхід глибинної моделі.

На рис. 1 представлено структурну схему запропонованої математичної моделі, яка поєднує попередню обробку даних, згорткову нейромережу GloveNet та два вихідних модулі – класифікаційний і регресійний – що спільно забезпечують прогнозування стану посадки та локальних геометричних корекцій лекала на основі вхідних зображень примірок.



Рис. 1. Архітектура та принцип роботи запропонованої моделі інтелектуальної корекції лекала рукавички (побудовано авторами)

Центральним елементом програмної реалізації є згорткова нейромережева архітектура GloveNet, яка виконує одночасно два взаємопов'язані завдання: класифікацію стану посадки («рука в рукавичці» або «без рукавички») та регресійне прогнозування локальних параметрів деформації. Мережа складається з трьох послідовних згорткових блоків, що формують багаторівневе виділення ознак, після чого згорткові подання трансформуються у вектор прихованих ознак, на основі якого реалізуються два незалежні вихідні шари – класифікаційний та регресійний. Така архітектура відображає концептуальну структуру математичної моделі, яка передбачає одночасне оцінювання глобального стану посадки та локальних деформацій контуру. Навчання здійснюється шляхом мінімізації комбінованої функції втрат, що поєднує кросентропійну похибку для класифікації та середньоквадратичну похибку для регресії параметрів (c_x, c_y, w, h). Це забезпечує збалансовану оптимізацію обох аспектів моделі та відображає її інтегральну природу як прогноуючої системи локальної геометрії лекала.

З метою забезпечення коректності валідації та порівняння ефективності було реалізовано базовий «традиційний» алгоритм – логістичну регресію, навчання якої здійснюється на сплосчених зображеннях, перетворених у монохромні ознаки. Цей модуль виконує роль відправної точки, що дозволяє кількісно оцінити переваги глибинної моделі над класичними методами, які не враховують локальної геометричної структури та просторових кореляцій.

Окремий модуль системи відповідає за візуалізацію результатів роботи моделі та їх інтерпретацію. Він генерує карти контурної обробки (edge maps), візуальні приклади сегментів зображень з рукою та рукою в рукавичці, а також графічні матеріали, потрібні для подальшого аналізу точності прогнозування. Додатково реалізовано інструменти для нормалізованих параметрів (c_x, c_y, w, h) у просторові координати прямокутників та обчислення показника перетину множин (IoU), що є природною мірою схожості між реальними та прогнозованими геометричними фрагментами.

Розроблена програмна система відтворює повний цикл, необхідний для дослідження та перевірки запропонованої математичної моделі: від імпорту та нормалізації даних до навчання, порівняння з базовими методами та візуально-аналітичної інтерпретації локальних корекцій лекала. Її архітектура відповідає структурі наукової задачі, а реалізований принцип дії дає можливість експериментально підтвердити здатність моделі навчатися на історичних примірках та прогнозувати параметри локальних геометричних змін, що становить основу інтелектуальної корекції лекал.

Запропонована модель була навчена на сформованому датасеті та пройдена через повний цикл валідації, що дозволило оцінити її здатність одночасно виконувати класифікацію стану посадки та прогнозувати локальні геометричні параметри, необхідні для корекції лекала. Конфузійна матриця для нейромережевої моделі CNN наведена на рис. 2 і демонструє високу якість класифікації: модель коректно ідентифікує 50 прикладів класу *no_glove* та всі 54 приклади класу *glove*, допускаючи лише 4 хибні позитиви.

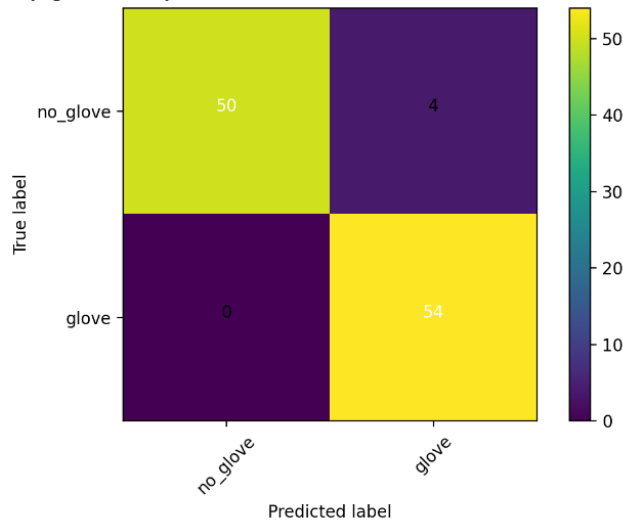


Рис. 2. Конфузійна матриця роботи CNN-моделі на тестовому наборі (побудовано авторським програмним забезпеченням)

Такий розподіл помилок свідчить про чутливість моделі до ознак наявності рукавички та ефективне виділення релевантних контурно-текстурних характеристик зображення.

Додатково, з метою візуальної інтерпретації того, як модель сприймає різницю між рукою з рукавичкою та без неї, було побудовано приклади обробки тестових зображень із виділенням границь (рис. 3). Edge-map-представлення чітко підкреслює відмінності контурів, а також демонструє, що зображення класу *glove* мають більш однорідні та згладжені текстурні переходи, тоді як *no_glove* містить значно більше дрібних структурних деталей. Така різниця узгоджується із тим, що CNN успішно виокремлює відповідні ознаки, що підтверджено високими класифікаційними метриками.

Оскільки другим компонентом запропонованої моделі є регресійний прогноз параметрів (c_x, c_y, w, h), було проведено аналіз точності геометричних передбачень за метрикою IoU (рис. 4).



Рис. 3. Візуалізація прикладів тестових зображень: оригінал та edge-map для *glove* і *no_glove* (побудовано авторським програмним забезпеченням)

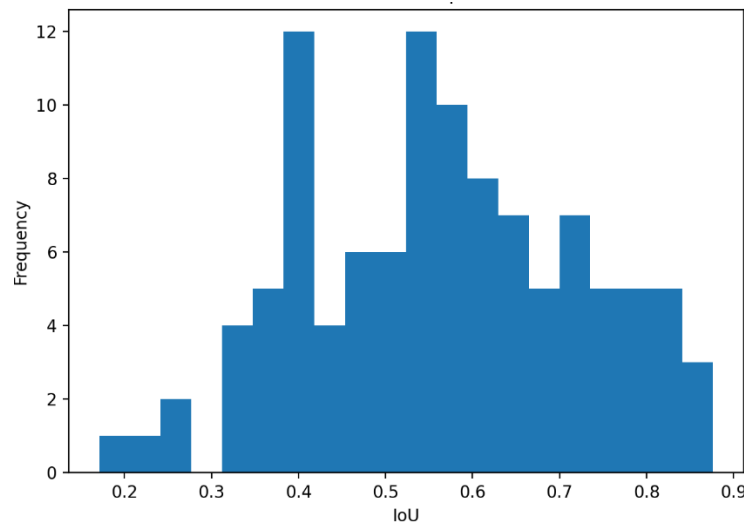


Рис. 4. Розподіл значень IoU для прогнозованих CNN локальних прямокутників (побудовано авторським програмним забезпеченням)

Розподіл значень IoU демонструє концентрацію у діапазоні 0.45-0.70, що є прийнятним показником для задачі локального прогнозування області інтересу. Попри те, що регресійна частина моделі не була зорієнтована на точну сегментацію, середні та медіанні значення показують стабільну відповідність прогнозованих та реальних прямокутників, що підтверджує можливість використання цих параметрів як основи для подальшої локальної корекції лекала.

Для порівняння ефективності запропонованого підходу було проведено експеримент із класичною моделлю – логістичною регресією, що працює на сплосчених зображеннях. Порівняння результатів (рис. 5) демонструє суттєву перевагу CNN над baseline: нейромережа показує вищі значення accuracy, precision та f1-score, що вказує на її здатність виявляти не тільки глобальні, але й тонкі локальні ознаки, які є критично важливими для оцінки посадки рукавички.

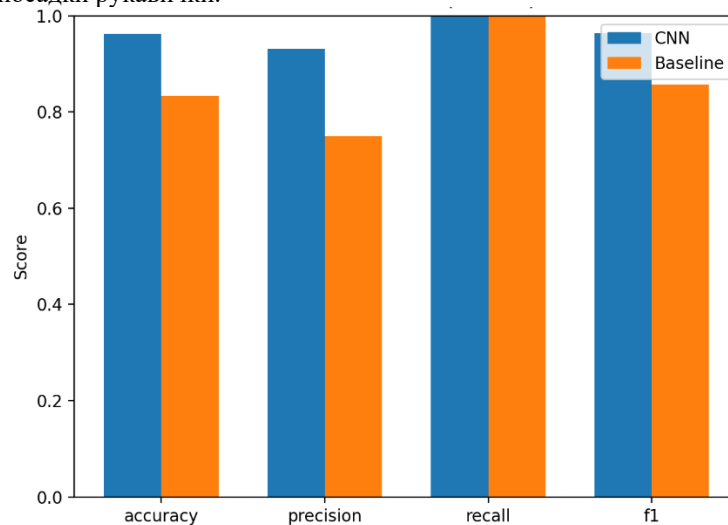


Рис. 5. Порівняння метрик CNN та базового методу (logistic regression) на тестовому наборі (побудовано авторським програмним забезпеченням)

Це чітко видно і в конфузійній матриці базового методу (рис. 6), де логістична регресія демонструє значно більшу кількість помилок, особливо в розпізнаванні класу no_glove.

Сукупність отриманих результатів підтверджує наукову гіпотезу, що гібридна модель, яка поєднує класифікацію та регресійне прогнозування, є оптимальним рішенням для задачі інтелектуальної корекції лекал рукавичок. Класифікаційний модуль забезпечує надійне визначення стану посадки, тоді як регресійний компонент моделі дозволяє отримувати чисельно виражені локальні геометричні параметри, що можуть бути безпосередньо використані в процесі корекції лекала. На відміну від традиційних підходів, запропонована модель не просто розрізняє наявність рукавички, а формує параметризовану оцінку локальних відхилень, що становить ключовий елемент новизни та свідчить про можливість побудови адаптивної, даних-орієнтованої системи корекції форми виробу. Таким чином, результати експериментів демонструють, що модель повністю виконує поставлені завдання дослідження та забезпечує основу для подальшого розвитку методів автоматизованого цифрового конструювання в індустрії моди.

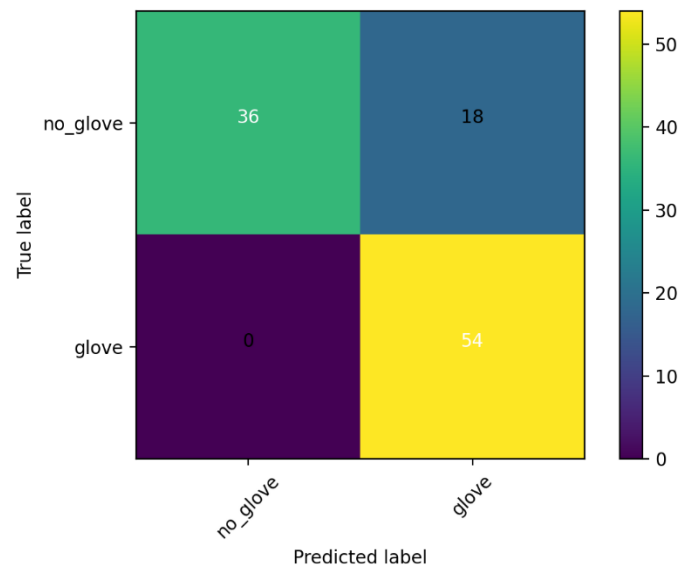


Рис. 6. Конфузійна матриця роботи базового алгоритму класифікації *logistic regression* (побудовано авторським програмним забезпеченням)

Висновки

Проведене дослідження продемонструвало, що інтелектуальний підхід до корекції лекал рукавичок, побудований на поєднанні класифікаційного та регресійного модулів глибинної нейронної мережі, забезпечує якісно новий рівень точності та формалізації процесу корекції конструктивних елементів виробу. Отримані результати експериментів свідчать, що модель не лише здатна надійно визначати стан посадки, але й формувати метрично інтерпретовані параметри локальних деформацій, які можна безпосередньо використовувати у зміні контурів лекала. Це означає, що вперше процес корекції лекал отримує формальний, автоматизований апарат, який ґрунтується не на евристичних правилах чи майстерності конструктора, а на об'єктивних даних, накопичених із попередніх примірок.

Наукова значущість роботи полягає у тому, що запропонована математична модель доводить можливість опису індивідуальної посадки рукавички через параметризоване подання локальних деформацій. Такий підхід створює підґрунтя для переходу від статичних, середньостатистичних лекал до динамічних, персоніфікованих конструкцій, що адаптуються відповідно до анатомічних особливостей конкретної руки. Крім того, модель демонструє здатність узагальнювати інформацію, приховану у візуальних даних, і трансформувати її у корегувальні параметри, що робить її цінним інструментом для цифрової трансформації швейної галузі.

Практична значущість полягає у тому, що інтеграція запропонованої системи у виробничий цикл може суттєво скоротити кількість примірок, зменшити витрати на розробку нових моделей рукавичок, скоротити відсоток бракованих виробів та забезпечити стабільно високий рівень точності посадки. Створена програмна система підтвердила здатність моделі працювати зі складними візуальними даними та видавати відтворені результати, що робить її придатною для впровадження у виробничі CAD/CAM-рішення та модулі автоматизованого конструювання.

Подальший розвиток роботи може відбуватися у кількох напрямках. Перспективним є розширення набору ознак, що описують локальну деформацію, зокрема шляхом переходу від параметрів прямокутника до точнішого контурного подання, наприклад, через криві Безьє, сплайни чи субпіксельну сегментацію. Це дозволить підвищити точність корекцій та адаптувати модель до виробів складнішої геометрії.

Вагомим напрямом є інтеграція механічних властивостей матеріалів рукавичок у модель, що дасть змогу прогнозувати деформації з урахуванням різних типів тканин, їх еластичності, товщини та поведінки під навантаженням. У подальшому можна розширити систему до повноцінної тривимірної моделі посадки, у якій враховуються об'ємні деформації та складні взаємодії тканини з поверхнею руки.

Також перспективним є застосування трансферного навчання, що дозволить моделі швидко адаптуватися до нових виробів або нетипових рук на основі обмеженої кількості прикладів. Окремий напрям – побудова інтерактивної системи, у якій модель не лише формує рекомендації, а й безпосередньо змінює цифрове лекало у CAD-середовищі, забезпечуючи повний цикл «примірка - аналіз - корекція - оновлене лекало».

Сфера можливого застосування запропонованої методології виходить далеко за межі рукавичок. Подібні моделі можуть бути використані для автоматичного налаштування лекал взуття, спортивного спорядження, рукавів, штанин, ортопедичних виробів, екзоскелетів, спецодягу та індивідуальних засобів захисту. В основі таких рішень лежить головний принцип: локальна адаптація конструкції виробу відповідно до фактичної посадки за даними примірок. Тому запропонована в роботі система є лише першим кроком до створення універсальної платформи персоналізованого цифрового конструювання.

Література

1. Optimizing multivariate pattern classification in rapid event-related designs / D. A. Stehr та ін. *Journal of Neuroscience Methods*. 2023. С. 109808. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2023.109808>.
2. van Druenen T., Blocken B. Optimizing cycling skinsuit design through an integrated wind-tunnel and CFD workflow. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*. 2025. Т. 265. С. 106154. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2025.106154>.
3. Machine learning with word embedding for detecting web-services anti-patterns / L. Kumar та ін. *Journal of Computer Languages*. 2023. С. 101207. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cola.2023.101207>.
4. A novel automated approach for fish biomass estimation in turbid environments through deep learning, object detection, and regression / S. V. Jansi Rani та ін. *Ecological Informatics*. 2024. Т. 81. С. 102663. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102663>.
5. Machine learning meets advanced robotic manipulation / S. Nahavandi та ін. *Information Fusion*. 2024. Т. 105. С. 102221. URL: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.102221>.
6. Nagamani G. M., Kumar C. K. Design of an improved graph-based model for real-time anomaly detection in healthcare using hybrid CNN-LSTM and federated learning. *Heliyon*. 2024. Т. 10, № 24. С. e41071. URL: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e41071>.
7. Hausladen C. I., Fochmann M., Mohr P. Predicting compliance: Leveraging chat data for supervised classification in experimental research. *Journal of Behavioral and Experimental Economics*. 2024. Т. 109. С. 102164. URL: <https://doi.org/10.1016/j.socec.2024.102164>.
8. Maroua B., Anna P. Explicit Aspect Annotation via Transfer and Active Learning. *Procedia Computer Science*. 2023. Т. 225. С. 1124–1133. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.10.100>.
9. A survey on machine learning techniques applied to source code / T. Sharma та ін. *Journal of Systems and Software*. 2023. С. 111934. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jss.2023.111934>.
10. Black J. T., Shakir M. Z. Emotion on the edge: An evaluation of feature representations and machine learning models. *Natural Language Processing Journal*. 2025. Т. 10. С. 100127. URL: <https://doi.org/10.1016/j.nlp.2025.100127>.
11. Using artificial intelligence to identify emergency messages on social media during a natural disaster: A deep learning approach / C. J. Powers та ін. *International Journal of Information Management Data Insights*. 2023. Т. 3, № 1. С. 100164. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2023.100164>.
12. Adeyanju I. A., Bello O. O., Adegboye M. A. Machine learning methods for sign language recognition: A critical review and analysis. *Intelligent Systems with Applications*. 2021. Т. 12. С. 200056. URL: <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2021.200056>.
13. Hand-glove-dataset. Kaggle: *Your Machine Learning and Data Science Community*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/rsaishivani/hand-glove-dataset>.

References

1. Stehr, D. A., et al. (2023). Optimizing multivariate pattern classification in rapid event-related designs. *Journal of Neuroscience Methods*, 109808. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2023.109808>
2. van Druenen, T., & Blocken, B. (2025). Optimizing cycling skinsuit design through an integrated wind-tunnel and CFD workflow. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 265, 106154. <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2025.106154>
3. Kumar, L., et al. (2023). Machine learning with word embedding for detecting web-services anti-patterns. *Journal of Computer Languages*, 101207. <https://doi.org/10.1016/j.cola.2023.101207>
4. Jansi Rani, S. V., et al. (2024). A novel automated approach for fish biomass estimation in turbid environments through deep learning, object detection, and regression. *Ecological Informatics*, 81, 102663. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102663>
5. Nahavandi, S., et al. (2024). Machine learning meets advanced robotic manipulation. *Information Fusion*, 105, 102221. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.102221>
6. Nagamani, G. M., & Kumar, C. K. (2024). Design of an improved graph-based model for real-time anomaly detection in healthcare using hybrid CNN-LSTM and federated learning. *Heliyon*, 10(24), e41071. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e41071>
7. Hausladen, C. I., Fochmann, M., & Mohr, P. (2024). Predicting compliance: Leveraging chat data for supervised classification in experimental research. *Journal of Behavioral and Experimental Economics*, 109, 102164. <https://doi.org/10.1016/j.socec.2024.102164>
8. Maroua, B., & Anna, P. (2023). Explicit aspect annotation via transfer and active learning. *Procedia Computer Science*, 225, 1124–1133. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.10.100>
9. Sharma, T., et al. (2023). A survey on machine learning techniques applied to source code. *Journal of Systems and Software*, 111934. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2023.111934>
10. Black, J. T., & Shakir, M. Z. (2025). Emotion on the edge: An evaluation of feature representations and machine learning models. *Natural Language Processing Journal*, 10, 100127. <https://doi.org/10.1016/j.nlp.2025.100127>
11. Powers, C. J., et al. (2023). Using artificial intelligence to identify emergency messages on social media during a natural disaster: A deep learning approach. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(1), 100164. <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2023.100164>
12. Adeyanju, I. A., Bello, O. O., & Adegboye, M. A. (2021). Machine learning methods for sign language recognition: A critical review and analysis. *Intelligent Systems with Applications*, 12, 200056. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2021.200056>
13. Saishivani, R. (n.d.). Hand-glove-dataset. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/rsaishivani/hand-glove-dataset>