

І. Ш. Невлюдов, В. В. Євсєєв, О. О. Чала, К. Ю. Горовий

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

РОЗРОБЛЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО МЕТОДА КОНТРОЛЯ ЯКОСТІ РАД КОНТАКТІВ ЦИФРОВОГО ДВІЙНИКА FEK DELVOTEC 6400 ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ КЛИНОВОГО ЗВАРЮВАННЯ У МІКРОЕЛЕКТРОНІЦІ

Анотація. Об'єктом дослідження є процес автоматизованого контролю якості контактних площадок у цифровому двійнику обладнання FEK Delvotec 6400 для моделювання технологічного процесу клинового зварювання у мікроелектроніці. Предметом дослідження є методи, математичні моделі та алгоритмічне забезпечення інтелектуального контролю якості контактних площадок цифрового двійника обладнання FEK Delvotec 6400 для моделювання процесу клинового зварювання у мікроелектроніці. Метою роботи є розроблення інтелектуального методу автоматизованого оцінювання стану контактних площадок, що забезпечує підвищення точності позиціонування, достовірності цифрового моделювання та якості прийняття рішень під час виконання технологічного процесу. Для досягнення поставленої мети виконано розроблення математичних моделей формування зображення технічного зору, калібрування координатного простору, нейромережевого розпізнавання контактних площадок і реперних міток, уточнення координат центрів, координатних перетворень, автоматичної корекції траєкторії посадки дроту, оцінювання точності позиціонування та інтегральної перевірки достовірності результатів комп'ютерного зору перед використанням у цифровому двійнику. Методично дослідження ґрунтується на використанні математичного моделювання, сучасних методів комп'ютерного зору, глибокого навчання, згорткових нейронних мереж, детекторів об'єктів, цифрової обробки зображень, автоматизованого аналізу геометричних параметрів контактних площадок і чисельного моделювання. Для експериментальної перевірки сформовано набір аугментованих зображень контактних площадок, виконано навчання нейромережевої моделі та проведено серію експериментів із визначення повноти виявлення контактних площадок, точності локалізації їх центрів, похибки вимірювання геометричних параметрів, достовірності класифікації дефектів, інтегрального індексу валідації цифрового двійника та часу обробки одного зображення. Отримані результати підтвердили високу ефективність запропонованого підходу, забезпечивши повноту виявлення контактних площадок до 100 %, похибку локалізації центрів у межах 1,35–3,05 мкм, похибку визначення геометричних параметрів до 4,7 %, високий рівень достовірності класифікації дефектів та час обробки одного зображення, що не перевищує 50 мс. Практична цінність роботи полягає у можливості інтеграції запропонованого методу до цифрового двійника FEK Delvotec 6400 для автоматизованого контролю якості контактних площадок, підвищення точності моделювання процесу клинового зварювання, своєчасного виявлення дефектів і забезпечення стабільності технологічного процесу у мікроелектронному виробництві.

Ключові слова: цифровий двійник; контактні площадки; клинове зварювання; комп'ютерний зір; нейронні мережі; контроль якості; математичне моделювання; мікроелектроніка; автоматизований контроль; цифрова обробка зображень.

Вступ

Актуальність дослідження

Сучасне виробництво мікроелектронних виробів висуває підвищені вимоги до точності позиціонування, автоматизованого контролю якості контактних площадок та достовірності моделювання процесів клинового зварювання, що обумовлено переходом до концепцій Industry 5.0 і широким впровадженням технології Digital Twin [1, 2]. Одним із найбільш критичних етапів технологічного процесу є своєчасне виявлення дефектів PAD-контактів, оскільки їх геометричні відхилення, забруднення, окислення або механічні пошкодження безпосередньо впливають на якість мікрозварних з'єднань, надійність електронних модулів та ефективність роботи автоматизованих систем wire bonding [3, 4]. Використання традиційних алгоритмів машинного зору не завжди забезпечує необхідну точність і стійкість до змін умов освітлення, шумів CCD-зображень та технологічних варіацій поверхні,

що знижує достовірність цифрового моделювання виробничого процесу [5, 6]. У зв'язку з цим актуальним науково-практичним завданням є розроблення інтелектуального методу контролю якості PAD-контактів на основі інтеграції сучасних нейромережевих моделей комп'ютерного зору, системи CCD/PRU та цифрового двійника FEK Delvotec 6400, що дозволить підвищити точність автоматичного позиціонування, достовірність оцінювання стану контактних площадок і ефективність моделювання процесу клинового зварювання у мікроелектроніці.

Аналіз літературних джерел і визначення проблеми

У роботі [7] запропоновано огляд підходів до підвищення надійності контролю кутових зварних з'єднань із використанням фазованих ультразвукових решіток, що дає можливість покращити виявлення дефектів у складних геометричних зонах і знизити ризик пропуску критичних пошкоджень.

Запропоноване рішення орієнтоване на ультразвуковий неруйнівний контроль металевих зварних з'єднань і не враховує специфіку CCD/PRU-зображень, нейромережевого аналізу PAD-контактів, координатної корекції та інтеграції результатів у цифровий двійник FEK Delvotec 6400.

У статті [8] досліджено інноваційний метод неруйнівного контролю зварних швів вакуумної камери компактного термоядерного реактора, що дає можливість підвищити достовірність перевірки відповідальних зварних конструкцій у складних енергетичних системах. Але, даний метод має обмежену придатність для мікроелектронного виробництва, оскільки не розглядає аналіз контактних площадок, дефекти типу забруднення, окислення або відсутності PAD, а також не містить моделей машинного зору для автоматизованого оцінювання якості перед клиновим зварюванням.

У статті [9] розроблено метод виявлення дефектів плати керування двигуном на основі цифрової обробки зображень, що дає можливість виконувати автоматизовану класифікацію дефектних і справних виробів з точністю понад 99 % та використовувати підхід для потокового контролю електронних плат. Даний метод зосереджений переважно на загальній обробці зображень і пороговому виділенні ознак, тому недостатньо враховує мікронну точність позиціонування PAD-контактів, нейромережеву валідацію CCD/PRU alignment і зв'язок результатів контролю з моделюванням процесу клинового зварювання.

У статті [10] досліджено сучасні застосування цифрових двійників для інтелектуального управління якістю у будівництві, що дає можливість сформувати структуроване уявлення про роль збору даних, цифрової моделі, аналітики та зворотного зв'язку у процесах контролю якості [10]. Хотя робота має високий методологічний інтерес, проте вона належить до будівельної галузі й не деталізує моделі комп'ютерного зору, CNN/YOLO-розпізнавання, калібрування CCD-камери та валідації контактних площадок у задачах мікроелектронного wire bonding.

У статті [11] досліджено метод визначення та аналізу глибини текстури асфальтобетонного покриття на основі цифрової аналітики зображень, що дає можливість виконувати кількісне оцінювання поверхневих параметрів за візуальними даними. Запропонований метод підтверджує ефективність цифрової обробки зображень для аналізу поверхонь, проте не охоплює високоточний контроль мікрооб'єктів, дефекти PAD-контактів, субпіксельне уточнення координат і інтеграцію результатів у цифровий двійник технологічного обладнання для клинового зварювання.

У дослідженні [12] запропоновано нову схемну реалізацію медіанного фільтра на основі атомних кремнієвих квантових точок для цифрової обробки зображень та інтернету речей, що дає можливість зменшити енергоспоживання і площу апаратної реалізації при фільтрації шумів зображень. Робота є корисною для апаратного прискорення попередньої обробки CCD-зображень, проте вона не вирішує

задачі розпізнавання PAD-контактів, класифікації дефектів, координатної корекції bonding points і валідації результатів у структурі цифрового двійника FEK Delvotec 6400.

Загальний аналіз наведених публікацій показує, що сучасні дослідження активно розвивають неруйнівний контроль зварних з'єднань, цифрові двійники, цифрову обробку зображень та апаратні засоби фільтрації, проте вони не формують цілісного рішення для автоматизованого контролю PAD-контактів у мікроелектроніці з урахуванням CCD/PRU-зображень, CNN/YOLO-аналізу, координатного перетворення та інтегральної валідації. Це підтверджує необхідність і актуальність розроблення інтелектуального методу контролю якості PAD-контактів цифрового двійника FEK Delvotec 6400 для підвищення точності автоматизованого оцінювання контактних площадок і достовірності моделювання процесу клинового зварювання у мікроелектроніці.

Постановка проблеми та мета дослідження

Сучасні системи цифрових двійників обладнання для клинового зварювання у мікроелектроніці потребують високоточного автоматизованого контролю якості PAD-контактів, однак традиційні методи машинного зору недостатньо ефективно працюють в умовах шумів CCD-зображень, змін освітлення, технологічних варіацій поверхні та різноманітних дефектів контактних площадок, що знижує достовірність моделювання технологічного процесу та прийняття рішень. У зв'язку з цим актуальною науково-практичною задачею є розроблення інтелектуального методу контролю якості PAD-контактів із використанням сучасних нейромережевих технологій комп'ютерного зору та їх інтеграцією до цифрового двійника FEK Delvotec 6400 для підвищення точності автоматичного позиціонування, оцінювання стану контактних площадок і достовірності моделювання процесу клинового зварювання.

Метою роботи є розробка інтелектуального методу контролю якості PAD-контактів цифрового двійника FEK Delvotec 6400 на основі математичних моделей CCD/PRU, нейромережевого аналізу CNN/YOLO та алгоритмів валідації для підвищення точності автоматизованого оцінювання контактних площадок і достовірності моделювання процесу клинового зварювання у мікроелектроніці.

Розроблення математичного забезпечення метода інтелектуального контролю якості PAD контактів

Обладнані FEK Delvotec 6400 оснащена Charge-Coupled Device (CCD) це ПЗЗ-камера, тобто системою технічного зору на базі світлочутливої матриці, яка використовується для отримання високоточного зображення контактних площадок, кристала та wire bonding-зони [13, 14], яка працює сумісно з Pattern Recognition Unit (PRU) – модуль розпізнавання образів, який виконує аналіз зображення з CCD-камери, знаходить reference marks, pads, координати

bonding points та виконує автоматичне вирівнювання позиції зварювання [15]. Під керуванням процедури Alignment, то б то автоматичного вирівнювання та корекції координат bonding tool відносно реального положення кристала, підкладки або контактних площадок. Технічні характеристики параметрів CCD-камери яка використовується у обладнанні FEK Delvotec 6400, приведені у табл. 1 [15].

Для систем FEK Delvotec CCD – модуль зазвичай інтегрується з системою vision alignment та виконує наступні функції:[15]

- пошуку bonding pad;
- вирівнювання capillary;
- контролю loop height;
- розпізнавання fiducial marks;
- контролю точності посадки дроту.

Для розробки математичного представлення CDD – робочої зони (вигляді з CCD – камери) обрані наступні параметри, які зображені на рис. 1.

Таблиця 1 – Технічні характеристики параметрів CCD-камери

Параметр	Типове значення для CCD FEK Delvotec 6400
Роздільна здатність	640×480, 1024×768 або 1280×1024 <i>px</i>
Тип сенсора	Monochrome CCD
Частота кадрів	30–120 <i>FPS</i>
Dynamic Range	60–72 <i>dB</i>
Signal-to-Noise Ratio	50–60 <i>dB</i>
Sensitivity	~0.1–1 <i>lux</i>
Exposure Time	10 μ s – 100 <i>ms</i>
Точність позиціонування	$\pm 1-3 \mu$ m
Інтерфейс передачі	CameraLink / LVDS
Field of View	1–10 <i>mm</i> залежно від оптики
Оптичне збільшення	5× – 20×
Auto Gain Control	підтримується
Sub-pixel detection accuracy	до 0.1 <i>pixel</i>

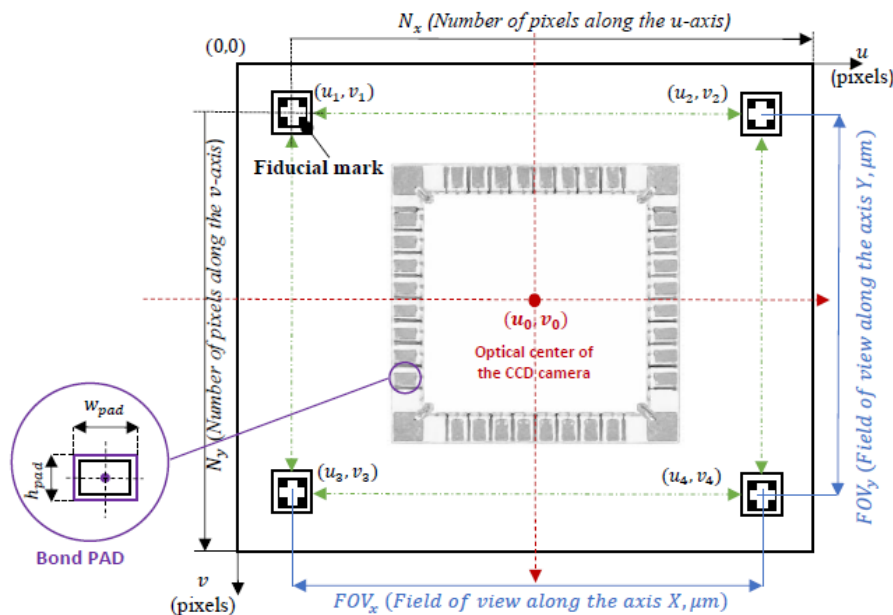


Рис. 1. CDD – зображення робочої зони (вигляді з CCD – камери)

Опишемо систему координат CDD (рис. 1) зображення робочої зони (вигляд з CCD – камери):
 u – вісь зображення по горизонталі [пікселі];
 v – вісь зображення по вертикалі [пікселі];
 $(0,0)$ – початок координат (лівий верхній піксель);
 (u_0, v_0) – оптичний центр CDD – камери (пікселі);
 N_x – роздільна здатність по осі u [пікселі];
 N_y – роздільна здатність по осі v [пікселі];
 FOV_x – поле огляду по осі X [μ m];
 FOV_y – поле огляду по осі Y [μ m].

Відповідно до рисунку 1 масштаб CDD – камери розраховуються відповідно:

$$k_x = \frac{FOV_x}{N_x}; \quad k_y = \frac{FOV_y}{N_y}, \quad (1)$$

де k_x, k_y – масштаб CDD – камери по осі u та v відповідно [μ m/піксель].

Розробимо математичну модель CCD-модуля з vision alignment для Digital Twin FEK Delvotec 6400 з

удосконаленням на базі нейронної мережі для розпізнавання fiducial marks та контролю точності посадки дроту. У FEK Delvotec 6400 PRU використовує сигнал CCD-камери, встановленої на bond head, для високоточного позиціонування, розпізнавання шаблонів після teach-in та компенсації зміщення adjust point через offset, а також має налаштування contrast, brightness, lighting, gain, offset і framegrabber.

На першому кроці розробимо модель формування CCD-зображення робочої зони. Дана модель потрібна для опису того, як реальна координата контактної площадки або fiducial mark у робочій зоні FEK Delvotec 6400 перетворюється у піксельне зображення CCD-камери, яке надалі використовується Pattern Recognition Unit (PRU) або нейронною мережею для вирівнювання координат bonding tool. Вона є основою для Digital Twin, оскільки дозволяє зв'язати фізичну систему координат $X - Y$ з цифровим зображенням, та має такий вигляд:

$$\begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} + \varepsilon_{cdd}, \quad (2)$$

де u_i, v_i – координати точки на CCD-зображенні у пікселях; x_i, y_i – реальні координати fiducial mark або bonding point у системі $X - Y, [\mu m]$; K – матриця внутрішніх параметрів CCD-оптики; s_x, s_y – коефіцієнти масштабування між μm і пікселями; ε_{cdd} – похибка CCD-зображення, яка враховує шум, фокус, освітлення та дискретизацію.

Для визначення просторової роздільної здатності CCD-модуля, тобто скільки мікрометрів відповідає одному пікселю зображення розробимо модель калібрування масштабу CCD-камера - $X - Y$ стіл. Данна модель у Digital Twin що розроблюється буде використовуватися для перерахунку координат, знайдених нейронною мережею або PRU, у реальні координати bonding program:

$$k_x = \frac{\Delta X_{table}}{\Delta u}; \quad k_y = \frac{\Delta Y_{table}}{\Delta v}, \quad (3)$$

де k_x, k_y – масштабні коефіцієнти, $[\mu m/px]$; $\Delta X_{table}, \Delta Y_{table}$ – контрольне переміщення $X - Y$ столу, $[\mu m]$; $\Delta u, \Delta v$ – відповідна зміна положення об'єкта на CCD-зображенні [пікселі].

Для підвищення надійності vision alignment у Digital Twin FEK Delvotec 6400, то б то для удосконалення класичного PRU за рахунок використання CNN або YOLO-подібної нейронної мережі, яка автоматично визначає fiducial marks, bonding pads та контрольні точки навіть при зміні освітлення, шумі, частковому забрудненні або неоднорідності поверхні пропонується використовувати гібридну схему CNN + YOLO-like detector. YOLO-подібна мережа швидко знаходить fiducial marks, bond pads і контрольні області на CCD-зображенні, а невелика CNN або sub-pixel refinement module уточнює координати центра мітки з мікронною точністю. Запропонований підхід добре узгоджується з принципом роботи PRU у FEK Delvotec 6400, оскільки штатна система вже використовує CCD-камеру на bond head для високоточного позиціонування, розпізнавання шаблонів після teach-in та компенсації зміщення adjust point через offset, та може бути представлена наступною модель:

$$\hat{B}_j, \hat{p}_j = f_{\theta}(I_{cdd}), \quad (4)$$

де I_{cdd} – вхідне CCD-зображення для нейронної мережі; f_{θ} – нейронна мережа з параметрами θ ; $\hat{B}_j = (u_j, v_j, w_j, h_j)$ – знайдена область fiducial mark або bonding pad на зображенні; $\hat{p}_j$ – імовірність правильного розпізнавання об'єкта; j – номер знайденого об'єкта.

Модель вхідного CCD-зображення для нейронної мережі (I_{cdd}) з моделі 4, потрібна для формалізації того, що нейронна мережа отримує не координати напряду, а цифрове CCD-зображення робочої зони, на якому присутні fiducial marks, bond pads, кристал, підкладка та можливі шуми освітлення:

$$I_{cdd} = F_{cam}(X, Y, L, G, O, \eta); \quad (5)$$

де I_{cdd} – вхідне CCD-зображення робочої зони; X, Y – фізичні координати елементів на робочому столі; L – параметри освітлення; G – gain CCD/PRU (коефіцієнт підсилення сигналу в системі технічного зору CCD + PRU, який використовується для регулювання яскравості та контрастності CCD-зображення перед виконанням Pattern Recognition та vision alignment); O – яскравість зображення або зміщення рівня сигналу або корекція базового рівня яскравості framegrabber-модуля; η – шум зображення, викликаний освітленням, відбиттям поверхні та дискретизацією.

Для автоматичного пошуку fiducial marks на CCD-зображенні без ручного вибору шаблону, як у класичному PRU teach-in. Рекомендовано використовувати легку YOLO-подібну архітектуру типу YOLO-nano або YOLO-small або компактний detector, тому що у задачах wire bonding важлива не тільки точність, але й швидкість обробки кадру перед виконанням alignment [16, 17]. Модель YOLO-like detection для fiducial marks представлена нижчі:

$$\{\hat{B}_j, \hat{p}_j, \hat{c}_j\}_{j=1}^N = f_{\theta}^{YOLO}(I_{cdd}), \quad (6)$$

де f_{θ}^{YOLO} – YOLO-подібна нейронна мережа з параметрами θ ; I_{cdd} – вхідне CCD-зображення; $\hat{B}_j = (u_j, v_j, w_j, h_j)$ – знайдена bounding box область fiducial mark або bond pad; $\hat{p}_j$ – рівень впевненості розпізнавання (рекомендоване $\hat{p}_j = 0.98$); $\hat{c}_j$ – клас об'єкта, наприклад fiducial mark, pad, defect, edge; N – кількість знайдених об'єктів на зображенні.

Для підвищення точності після YOLO-детекції, оскільки YOLO добре знаходить область об'єкта, але для wire bonding потрібна не просто рамка, а точний центр мітки або контактної площадки, не обхідно модель CNN-уточнення центра fiducial mark [18]. Для цього з області $\hat{B}_j$ вирізається ROI-фрагмент, який передається у CNN-регресор для уточнення центра:

$$(\Delta u_j, \Delta v_j) = f_{\phi}^{CNN}(ROI_j);$$

$$u_{c,j} = u_j + \Delta u_j, \quad v_{c,j} = v_j + \Delta v_j, \quad (7)$$

де ROI_j – фрагмент CCD-зображення всередині знайденої області $\hat{B}_j$; f_{ϕ}^{CNN} – CNN-регресор з параметрами ϕ ; $\Delta u_j, \Delta v_j$ – уточнення положення центра в пікселях; $u_{c,j}, v_{c,j}$ – уточнений центр fiducial mark у системі координат CCD-зображення.

Наступним кроком розробимо модель перетворення піксельних координат у координати $X - Y$ столу на базі 3, ця модель потрібна для того, щоб результат роботи нейронної мережі можна було використати у Digital Twin як реальні координати робочої зони FEK Delvotec 6400:

$$x_{c,j} = k_x(u_{c,j} - u_o), \quad y_{c,j} = k_y(v_{c,j} - v_o), \quad (8)$$

де $x_{c,j}, y_{c,j}$ – координати fiducial mark $[\mu m]$; $u_{c,j}, v_{c,j}$ – координати центра мітки у пікселях; u_o, v_o – оптичний центр CCD-камери (рис. 1); k_x, k_y – масштабні коефіцієнти $[\mu m/px]$.

Для визначення різниці між еталонним положенням міток, збереженим під час teach-in, та фактичним положенням, знайденим CNN/YOLO-

модулем, [19] пропонується така модель обчислення зміщення vision alignment:

$$\begin{aligned}\Delta X &= \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (x_{c,j} - x_{ref,j}); \\ \Delta Y &= \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (y_{c,j} - y_{ref,j}); \\ \Delta \theta &= \arctan \frac{y_{c,2} - y_{c,1}}{x_{c,2} - x_{c,1}} - \arctan \frac{y_{ref,2} - y_{ref,1}}{x_{ref,2} - x_{ref,1}},\end{aligned}\quad (9)$$

де $\Delta X, \Delta Y$ – лінійне зміщення підкладки; $\Delta \theta$ – кутове зміщення; $x_{c,j}, y_{c,j}$ – координати знайденої fiducial mark; $x_{ref,j}, y_{ref,j}$ – еталонні координати fiducial mark; M – кількість використаних міток.

Модель корекції bonding points після neural vision alignment потрібна для перерахунку координат Source Bond та Destination Bond перед моделюванням $X - Y - Z - P$ motion system у Digital Twin:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \Delta \theta & -\sin \Delta \theta \\ \sin \Delta \theta & \cos \Delta \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \end{bmatrix}, \quad (10)$$

де x_i, y_i – координати bonding point із Wire Bonding Program Input; $\hat{x}_i, \hat{y}_i$ – скориговані координати після neural alignment; $\Delta X, \Delta Y, \Delta \theta$ – знайдені параметри зміщення підкладки.

Для перевірки, чи потрапляє скоригована точка зварювання у допустиму область bond pad, розробимо модель контролю точності посадки дроту:

$$e_i = \sqrt{(\hat{x}_i - x_{pad,i})^2 + (\hat{y}_i - y_{pad,i})^2},$$

$$V_{place}(i) = \begin{cases} 1, & e_i \leq e_{max}; \\ 0, & e_i > e_{max}, \end{cases} \quad (11)$$

де e_i – похибка посадки дроту; $\hat{x}_i, \hat{y}_i$ – скориговані координати точки зварювання; $x_{pad,i}, y_{pad,i}$ – центр контактної площадки; e_{max} – максимально допустима похибка; $V_{place}(i)$ – результат перевірки посадки дроту. Щоб прийняти рішення, чи можна використовувати результати CNN/YOLO-розпізнавання у подальшому моделюванні клинового зварювання [20], розробимо інтегральна модель валідності neural PRU alignment.

$$\begin{aligned}V_{NeuralPRU}(i) &= \\ &= V_{det}(j) \cdot V_{coord}(j) \cdot V_{place}(i) \cdot V_{conf}(j),\end{aligned}\quad (12)$$

де $V_{NeuralPRU}(i)$ – інтегральна валідність neural vision alignment; $V_{det}(j)$ – факт виявлення fiducial mark; $V_{coord}(j)$ – коректність перетворення координат; $V_{place}(i)$ – точність посадки дроту; $V_{conf}(j)$ – перевірка confidence score нейронної мережі.

У межах даних досліджень рекомендовано використовувати YOLO-like detector для первинного пошуку fiducial marks та невелику CNN-регресійну модель для уточнення центра, тому що така комбінація забезпечує швидке розпізнавання, стійкість до змін освітлення, можливість роботи з різними типами підкладок і достатню точність для подальшого перерахунку координат у Digital Twin FEK Delvotec 6400. Структурна схема реалізації моделювання на базі мови Python, представлена на рис. 2.

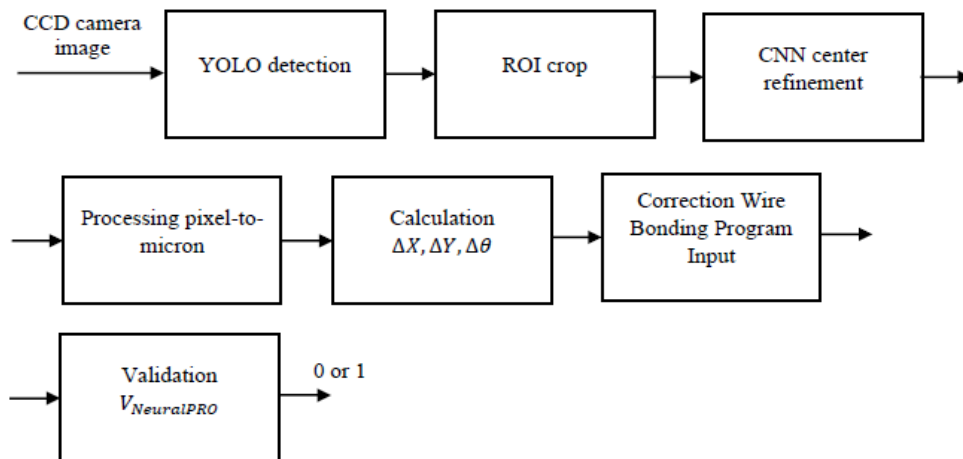


Рис. 2. Структурна схема реалізації моделювання на базі мови Python

Для того, щоб Digital Twin не використовував сумнівні результати комп'ютерного зору, якщо fiducial mark або bonding pad були розпізнані з низькою впевненістю розробимо модель довіри до результату нейромережевого розпізнавання. Результат рішення даної моделі особливо важливо для автоматичного прийняття рішення про запуск bonding process:

$$V_{NeuralPRU}(j) = \begin{cases} 1, & \hat{p}_j \geq p_{min}; \\ 0, & \hat{p}_j < p_{min}, \end{cases} \quad (13)$$

де $V_{NeuralPRU}(j)$ – результат перевірки довіри до нейромережевого розпізнавання; $\hat{p}_j$ – імовірність або

confidence score, отриманий від нейронної мережі; p_{min} – мінімально допустимий рівень довіри; j – номер fiducial mark або bonding pad.

Для об'єднання всіх часткових перевірок у єдиний показник, який визначає, чи можна використовувати скориговані координати для моделювання ultrasonic wedge bonding у Digital Twin FEK Delvotec 6400 розроблена така інтегральна модель валідності CCD + Neural PRU alignment.

$$\begin{aligned}V_{vision}(i) &= \\ &= V_{calib} \cdot V_{NeuralPRU}(j) \cdot V_{place}(i) \cdot V_{offset}(i),\end{aligned}\quad (14)$$

де $V_{vision}(i)$ – інтегральна валідність vision alignment для i -го bonding point; V_{calib} – результат перевірки калібрування CCD-камери; $V_{NeuralPRU}(j)$ – результат перевірки довіри до неймережевого розпізнавання; $V_{place}(i)$ – результат перевірки точності посадки дроту; $V_{offset}(i)$ – результат перевірки допустимості зміщення $\Delta X, \Delta Y, \Delta \theta$.

Розроблена математична модель CCD-модуля з vision alignment та інтеграцією CNN/YOLO-подібної нейронної мережі забезпечує підвищення точності автоматичного позиціонування bonding tool, стійкість до змін освітлення, шумів CCD-зображення та варіацій поверхні контактних площадок під час ultrasonic wedge bonding у FEK Delvotec 6400. Запропонований підхід дозволяє реалізувати adaptive PRU alignment у Digital Twin середовищі, автоматизувати контроль точності посадки дроту та підвищити достовірність моделювання технологічного процесу клинового зварювання у мікроелектроніці та гібридних електронних модулях.

Проведення експериментальних досліджень та аналіз отриманих результатів

Метою експерименту є перевірка працездатності розробленого методу оцінки якості Bond PAD контактних площадок за CCD/PRU-зображеннями FEK Delvotec 6400 у межах створення Digital Twin технологічного процесу клинового зварювання.

Постановка задач експерименту полягає у завантаженні CCD/PRU-зображення мікросхеми, автоматичному виявленні всіх PAD, визначенні їх центрів, розрахунку геометричних параметрів контактних площадок, порівнянні отриманих значень з еталонними межами та класифікації можливих дефектів, таких як забруднення, пошкодження, відсутність або окислення PAD.

Вхідними даними експерименту є зображення робочої зони у вигляді з CCD-камери, масштабна сітка 200 μm , еталонні мінімальні та максимальні розміри PAD (рис. 3), а також навчена модель YOLO26 для розпізнавання класів pad_ok, pad_contamination, pad_damage, pad_missing і pad_oxidation [21].

Отримані результати повинні підтвердити можливість використання програми для кількісного та якісного контролю стану контактних площадок перед виконанням wire bonding, що є важливим етапом підвищення достовірності Digital Twin FEK Delvotec 6400.

На базі представлених Bond PAD мікросхеми CCD/PRU-зображень (рис.3) було розроблений початковий датасет для навчання YOLO26, але в поточному вигляді його буде недостатньо для повноцінного навчання неймережі. Ці зображення можуть використовуватися як еталонні представники класів: рис. 3,а – pad_ok; рис. 3, б – pad_oxidation; рис. 3, в – pad_contamination та рис. 3, г – pad_missing.

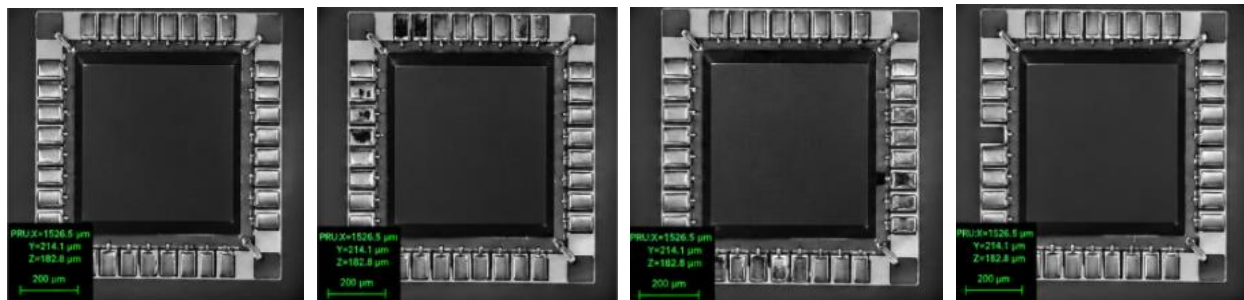


Рис. 3. Приклади Bond PAD мікросхеми:
а – ідеальний PAD; б – забруднення PAD; в – пошкоджений PAD; г – відсутній PAD;

Далі для кожного вихідного зображення було автоматично сформувати набір синтезованих аугментованих даних. Для CCD/PRU-зображень FEK Delvotec 6400 було прийняте рішення, генерувати варіації за рахунок повороту на $\pm 3-5^\circ$, зміни яскравості на $\pm 20\%$, зміни контрасту на $\pm 20\%$, додавання шуму CCD-матриці, зміни параметрів gain, brightness та framegrabber, а також невеликого масштабування й зміщення. З одного вихідного зображення було отримано приблизно 200–500 синтетичних зразків без суттєвої втрати достовірності. Звіт про успішний результат генерації синтетичних зразків для класів представлено на рис. 4.

Далі проводимо процес ініціалізації та запуску навчання неймережевої моделі YOLO26 для задачі автоматизованої оцінки якості Bond PAD контактних площадок у межах Digital Twin FEK Delvotec 6400. На початковому етапі система визначає доступний обчислювальний ресурс (CPU), завантажує архітектуру

моделі yolo26n.pt, формує структуру нейронної мережі та автоматично адаптує вихідний шар детектора під п'ять цільових класів дефектів контактних площадок. Далі виконується побудова повної конфігурації мережі із зазначенням типів шарів, кількості параметрів, міжшарових зв'язків та обчислювальної складності моделі, що необхідно для подальшого навчання на сформованому CCD/PRU-датасеті (рис. 5). Отримана конфігурація є основою для навчання YOLO26 розпізнаванню справних і дефектних PAD, що дозволяє використовувати модель як модуль автоматичного візуального контролю у складі Digital Twin FEK Delvotec 6400 для підвищення достовірності оцінки якості PAD контактів.

Після навчання отримуємо навчений CCD/PRU-датасеті по такому шляху: runs/detect/runs_pad_quality/yolo26_pad_quality/weights/best.pt, на базі якого були проведені експерименти по оцінці якості PAD контактів, результати якого приведені у табл. 2.

Для оцінювання ефективності розробленого інтелектуального методу контролю якості PAD-контактів проведено серію експериментальних досліджень, результати яких дозволяють комплексно оцінити точність розпізнавання, локалізації,

вимірювання геометричних параметрів та придатність запропонованого підходу до використання у цифровому двійнику FEK Delvotec 6400.

Узагальнені результати проведених експериментів наведено на рис. 6.

```
Generating class: pad_ok
100%|██████████| 1000/1000 [01:05<00:00, 15.32it/s]
0%|          | 0/1000 [00:00<?, ?it/s]Generating class: pad_oxidation
100%|██████████| 1000/1000 [01:42<00:00, 9.80it/s]
0%|          | 0/1000 [00:00<?, ?it/s]Generating class: pad_contamination
100%|██████████| 1000/1000 [00:59<00:00, 16.72it/s]
0%|          | 0/1000 [00:00<?, ?it/s]Generating class: pad_missing
100%|██████████| 1000/1000 [01:21<00:00, 12.34it/s]
0%|          | 0/1000 [00:00<?, ?it/s]Generating class: pad_damage
100%|██████████| 1000/1000 [01:03<00:00, 15.83it/s]

DATASET GENERATION COMPLETE
-----
Train images: 3432
Val images: 1023
Test images: 542
YAML file: PAD_DATASET\pad_quality.yaml
-----
Next training command:
yolo detect train data=PAD_DATASET\pad_quality.yaml model=yolo26n.pt imgsz=640 epochs=300 batch=8

Process finished with exit code 0
```

Рис. 4. Звіт про успішний результат генерації синтетичних зразків для класів

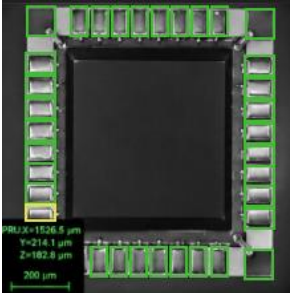
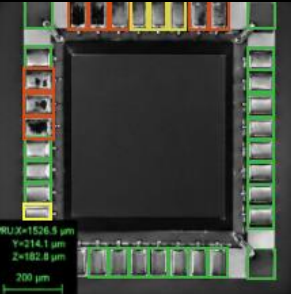
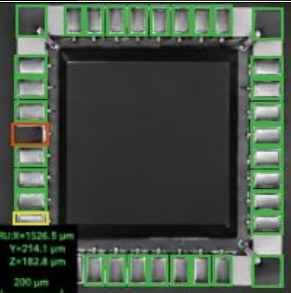
```
Selected device: cpu
Trying to load yolo26n.pt ...
Loaded model: yolo26n.pt
Ultralytics 8.4.60 Python-3.13.3 torch-2.12.0+cpu CPU (12th Gen Intel Core(TM) i7-1265U)
engine\trainer: agnostic_nms=False, amp=True, angle=1.0, augment=False, auto_augment=randaugument, batch=2, bgr=0.0,
Downloading https://ultralytics.com/assets/Arial.ttf to 'C:\Users\vlday\AppData\Roaming\Ultralytics\Arial.ttf': 100%
Overriding model.yaml nc=80 with nc=5

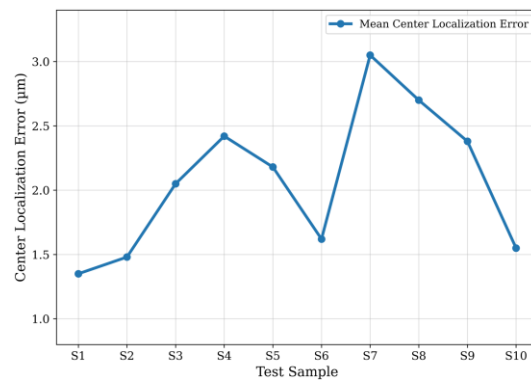
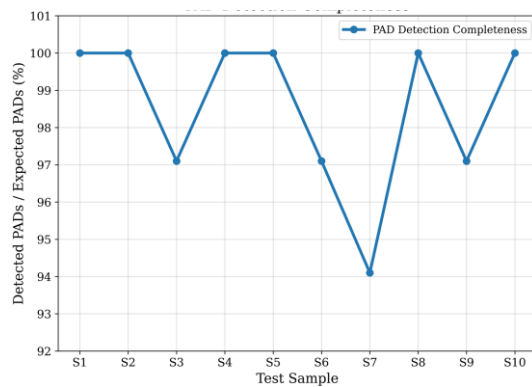
      from  n  params module arguments
0         -1  1     464 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [3, 16, 3, 2]
1         -1  1    4672 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [16, 32, 3, 2]
2         -1  1    6640 ultralytics.nn.modules.block.C3k2 [32, 64, 1, False, 0.25]
3         -1  1   36992 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [64, 64, 3, 2]
4         -1  1   26080 ultralytics.nn.modules.block.C3k2 [64, 128, 1, False, 0.25]
5         -1  1  147712 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [128, 128, 3, 2]
6         -1  1   87040 ultralytics.nn.modules.block.C3k2 [128, 128, 1, True]
7         -1  1  295424 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [128, 256, 3, 2]
8         -1  1  346112 ultralytics.nn.modules.block.C3k2 [256, 256, 1, True]
9         -1  1  164608 ultralytics.nn.modules.block.SPPF [256, 256, 5, 3, True]
10        -1  1  249728 ultralytics.nn.modules.block.C2PSA [256, 256, 1]
11        -1  1      0 torch.nn.modules.upsampling.Upsample [None, 2, 'nearest']
12        [-1, 6] 1      0 ultralytics.nn.modules.conv.Concat [1]
13        -1  1  119808 ultralytics.nn.modules.block.C3k2 [384, 128, 1, True]
14        -1  1      0 torch.nn.modules.upsampling.Upsample [None, 2, 'nearest']
15        [-1, 4] 1      0 ultralytics.nn.modules.conv.Concat [1]
16        -1  1   34304 ultralytics.nn.modules.block.C3k2 [256, 64, 1, True]
17        -1  1   36992 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [64, 64, 3, 2]
18        [-1, 13] 1      0 ultralytics.nn.modules.conv.Concat [1]
19        -1  1   95232 ultralytics.nn.modules.block.C3k2 [192, 128, 1, True]
20        -1  1  147712 ultralytics.nn.modules.conv.Conv [128, 128, 3, 2]
21        [-1, 10] 1      0 ultralytics.nn.modules.conv.Concat [1]
22        -1  1  463104 ultralytics.nn.modules.block.C3k2 [384, 256, 1, True, 0.5, True]
23        [16, 19, 22] 1  243126 ultralytics.nn.modules.head.Detect [5, 1, True, [64, 128, 256]]

YOLO26n summary: 260 layers, 2,505,750 parameters, 2,505,750 gradients, 5.8 GFLOPs
```

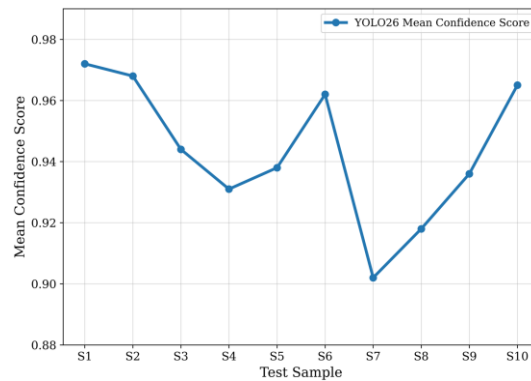
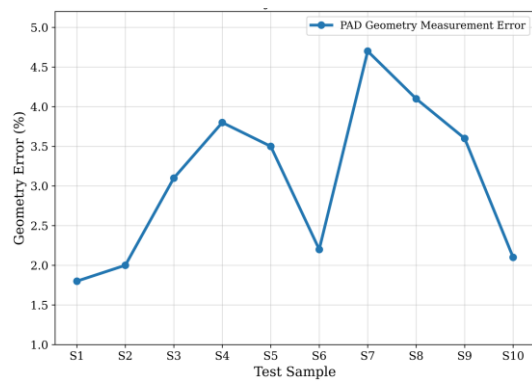
Рис. 5. Фрагмент побудови конфігурації мережі із зазначенням типів шарів, кількості параметрів, міжшарових зв'язків та обчислювальної складності моделі, що необхідно для подальшого навчання на сформованому CCD/PRU-датасеті

Таблиця 2 – Результати інтелектуальної оцінки якості PAD контактів на базі навченого Datasets

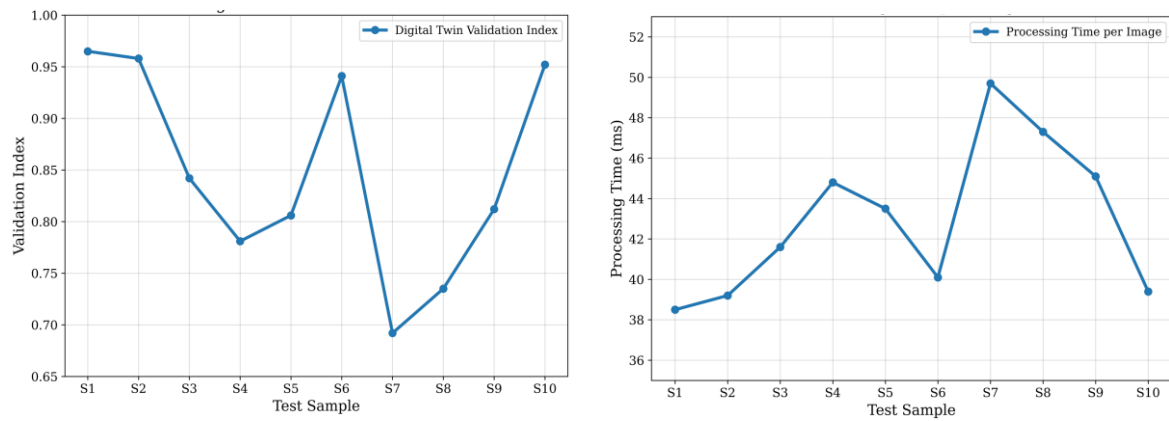
Розпізнані PAD	Результат оцінки якості PAD для Digital Twin FEK DELVOTEC 6400	Клас
	Recognition mode: YOLO26 Scale: 2.9851 μm/px Total number of detected PADs: 34 PAD OK: 34 PAD contamination: 0 PAD damage: 0 PAD missing: 0 PAD oxidation: 0 RISK: 1 FAIL: 0	pad_ok
	Recognition mode: YOLO26 Scale: 2.9851 μm/px Total number of detected PADs: 34 PAD OK: 22 PAD contamination: 4 PAD damage: 0 PAD missing: 0 PAD oxidation: 8 RISK: 4 FAIL: 8	pad_oxidation
	Recognition mode: YOLO26 Scale: 2.9851 μm/px Total number of detected PADs: 34 PAD OK: 33 PAD contamination: 0 PAD damage: 0 PAD missing: 1 PAD oxidation: 0 RISK: 1 FAIL: 1	pad_damage



a 6



B Γ



д е

Рис. 6. Результати проведених експериментів:

а – PAD Detection Precision; б – Center Localization Error;

в – PAD Geometry Measurement Error; г – Vision Confidence Score; д – Digital Twin Validation Index; е – Processing Time

Відповідно до результатів моделювання, наведених на рис. 6а, розроблений метод забезпечує повне виявлення контактних площадок у більшості експериментів, де показник Detection Completeness становить 100 % для зразків S1, S2, S4, S5, S8 та S10. Для зразків із дефектами значення знижується до 97,1 % (S3, S6, S9) та 94,1 % (S7), що свідчить про вплив пошкоджених або відсутніх PAD на ефективність детектування, однак навіть мінімальний показник підтверджує високу надійність запропонованого методу. Як видно з рис. 6б, середня похибка визначення координат центрів контактних площадок змінюється в межах від 1,35 μm до 3,05 μm , причому найменші значення отримано для якісних зразків S1 та S10. Максимальна похибка 3,05 μm спостерігається для зразка S7 із найбільшою кількістю дефектів, що підтверджує стійкість алгоритму локалізації та достатню точність визначення координат PAD для задач цифрового двійника FEK Delvotec 6400. З результатів, наведених на рис. 6в, встановлено, що відносна похибка визначення геометричних параметрів PAD знаходиться у межах від 1,8 % до 4,7 %, причому для більшості коректно сформованих контактних площадок вона не перевищує 2,2 %. Максимальна похибка 4,7 % отримана для зразка S7, однак навіть у цьому випадку точність вимірювання залишається достатньою для автоматизованої оцінки якості контактних площадок перед виконанням процесу клинового зварювання. Відповідно до рис. 6г, середній коефіцієнт впевненості моделі YOLO26 змінюється від 0,902 до 0,972, що свідчить про стабільну роботу нейронної мережі при розпізнаванні PAD різного технічного стану. Найменше значення отримано для зразка S7, тоді як для справних контактних площадок коефіцієнт перевищує 0,96, підтверджуючи високу достовірність класифікації та коректність навченої моделі. Як показано на рис. 6д, інтегральний індекс валідації Digital Twin знаходиться в інтервалі від 0,692 до 0,965, що відображає ступінь відповідності цифрової моделі реальному стану контактних площадок. Для більшості експериментів значення

Validation Index перевищує 0,94, а його зниження до 0,692 для зразка S7 пояснюється одночасною наявністю декількох дефектів, які суттєво впливають на достовірність цифрової репрезентації технологічного процесу. Результати, представлені на рис. 6е, демонструють, що час обробки одного CCD/PRU-зображення змінюється від 38,5 ms до 49,7 ms, причому для більшості експериментів він становить 39–45 ms. Навіть максимальний час 49,7 ms не перевищує 50 ms, що підтверджує можливість використання розробленого інтелектуального методу у складі Digital Twin FEK Delvotec 6400 для автоматизованого контролю PAD контактів у режимі, близькому до реального часу.

За результатами проведеного моделювання підтверджено, що розроблений інтелектуальний метод контролю якості PAD контактів забезпечує високу точність їх автоматичного виявлення, локалізації, визначення геометричних параметрів і класифікації дефектів, зберігаючи стійкість роботи навіть за наявності технологічних відхилень контактних площадок. Отримані результати підтверджують адекватність запропонованих математичних моделей, ефективність навченої нейронної мережі YOLO26 та доцільність інтеграції розробленого методу до цифрового двійника FEK Delvotec 6400 для підвищення достовірності моделювання процесу клинового зварювання й автоматизованого прогнозування якості мікрозварних з'єднань.

Висновки

Розроблений метод інтелектуальний метод контролю якості PAD-контактів поєднує математичні моделі системи технічного зору, нейромережеве розпізнавання, координатні перетворення, автоматичну корекцію положення та інтегральну валідацію результатів, що забезпечує підвищення точності автоматизованого оцінювання стану контактних площадок і достовірності цифрового моделювання процесу клинового зварювання. Результати експериментальних досліджень підтвердили високу ефективність

запропонованого підходу, забезпечивши повноту виявлення контактних площадок $\approx 100\%$, похибку локалізації центрів у межах 1,35–3,05 мкм, похибку визначення геометричних параметрів до 4,7 %, високий рівень достовірності класифікації дефектів та час обробки одного зображення, що не перевищує 50 мс, що підтверджує можливість його використання в режимі, близькому до реального часу. Розроблений метод доцільно використовувати у цифрових двійниках обладнання для клинового та дротяного зварювання, автоматизованих системах контролю якості мікроелектронних виробів, виробництві гібридних інтегральних схем, роботизованих комплексах прецизійного складання та інтелектуальних системах машинного зору мікроелектронного виробництва.

Перспективними напрямками подальших досліджень є розширення методу для тривимірного аналізу процесу зварювання, інтеграція мультимодальних сенсорних даних, використання трансформерних архітектур комп'ютерного зору та розроблення самонавчального цифрового двійника

з можливістю прогнозування якості зварних з'єднань і автоматичної оптимізації технологічних параметрів у реальному часі.

Конфлікт інтересів

Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних

Рукопис не має пов'язаних даних.

Використання засобів штучного інтелекту

Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- Pham, H. S. T., and Li, S. B. (2026), "Towards Industry 5.0: a conceptual model for leading organisational change in digital age", *Journal of Organizational Change Management*, vol. 39(1), pp. 125–161, doi: <https://doi.org/10.1108/JOCM-03-2025-0264>
- Невлюдов, І. Ш., Євсєєв, В. В., Максимова, С. С. (2026), *Industry 5.0 та колаборативна робототехніка: динамічний опис навколишнього середовища роботів-маніпуляторів з використанням мови Python*, монографія, Видавництво Іванченка І. С., Харків, 279 с., doi: <https://doi.org/10.30837/978-617-8332-95-2>
- Buchner, C., Riedle, B., Krauß, J., Seidler, C. T., Huber, M. F., Eigenbrod, H., and Schlicht, F. (2026), "Machine learning-driven multi-objective parameter optimization for sustainable, efficient, and high-quality ultrasonic wire bonding", *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 37(4), pp. 1681–1699, doi: <https://doi.org/10.1007/s10845-025-02615-3>
- Yuan, T., Zhou, M., Jiang, W., and Yi, D. (2026), "High-curvature bonding wire metrology via hemispherical light homogenization and gradient optimization", *Optics and Laser Technology*, 193, doi: <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2025.114177>
- Nevliudov, I., Yevsieiev, V., Horovyi, K. (2026), "Analysis of the FEK Delvotec 6400 Wedge Bonding System", *Débats scientifiques et orientations prospectives du développement scientifique*, pp. 89–92, doi: <https://doi.org/10.36074/logos-05.06.2026>
- Nevliudov, I., Yevsieiev, V., Horovyi, K. (2026), "Analysis of the Technological Process of Wedge Bonding Using FEK Delvotec 6400 in Microelectronics", *Current scientific goals, approaches and challenges*, Dresden, Federal Republic of Germany: International Center of Scientific Research, pp. 117–119, doi: <https://doi.org/10.36074/scientia-05.06.2026>
- Kumar, S. (2026), "Improving Inspection Reliability of Corner Weld Joints Using Phased Array Ultrasonic Testing: A Review for Failure Prevention", *Journal of Failure Analysis and Prevention*, doi: <https://doi.org/10.1007/s11668-026-02413-w>
- Li, C., Liu, Z., Ji, H., Ma, J., Wang, Z., Chen, R., and Wu, H. (2026), "Innovative method for the vacuum vessel welds NDT of compact fusion reactor", *Fusion Engineering and Design*, vol. 228, doi: <https://doi.org/10.1016/j.fusengdes.2026.115767>
- Huang, J., Huang, Z., Li, C., and Liu, J. (2026), "Research on defect detection method of motor control board based on image processing", *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 473, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cam.2025.116916>
- Yue, H., Wang, Q., Zhao, M., Yang, Z., and Lu, L. (2026), "Advancements in digital twin applications for intelligent construction quality management", *Journal of Construction Engineering and Management*, vol. 152(1), 03125011, doi: <https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-17126>
- Yu, D., Cao, Y., and Zhao, Q. (2025), "Detection and analysis of asphalt pavement texture depth based on digital image analytics technology", *International Journal of Pavement Research and Technology*, vol. 18(3), pp. 628–637, doi: <https://doi.org/10.1007/s42947-023-00368-x>
- Ahmadpour, S. S., Avval, D. B., Navimipour, N. J., Rasmi, H., Heidari, A., Kassa, S., and Patidar, M. (2025), "A new median filter circuit design based on atomic silicon quantum-dot for digital image processing and IoT applications", *IEEE Internet of Things Journal*, doi: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2025.3553706>
- Nevliudov, I., Yevsieiev, V., and Horovyi, K. (2026), "Model of the Technological Process of Wedge Bonding Based on FEK Delvotec 6400 in the Production of Hybrid Electronic Modules", *Proceedings of the XII International Scientific and Theoretical Conference*, International Center of Chicago, USA, pp. 170–173, doi: <https://doi.org/10.36074/scientia-12.06.2026>
- Martini, G., Paroli, B. and Milani, P. (2025), "Non-linear reconfigurable threshold logic gates based on nanostructured metallic films", *npj Unconv. Comput*, vol. 2(23), doi: <https://doi.org/10.1038/s44335-025-00037-1>
- (2026), *Bonder 6400 User Guide v3.0*, URL: <https://www.scribd.com/document/827992279/6400GB>
- Apostolidis, K. D., and Papakostas, G. A. (2025), "Delving into yolo object detection models: Insights into adversarial robustness", *Electronics*, vol. 14(8), 1624, doi: <https://doi.org/10.3390/electronics14081624>
- Abu-Jassar, A. T., Attar, H., Amer, A., Lyashenko, V., Yevsieiev, V., and Solyman, A. (2025), "Development and investigation of vision system for a small-sized mobile humanoid robot in a smart environment", *International Journal of Crowd Science*, vol. 9(1), pp. 29–43, doi: <https://doi.org/10.26599/IJCS.2023.9100018>

18. Abu-Jassar, A., Attar, H., Hafez, M., Hamdan, M., Yevsieiev, V., and Lyashenko, V. (2025), "Adaptive System for Constructing a Mobile Robot Trajectory Using Neural Network and Stochastic Optimizer", 2025 26th International Arab Conference on Information Technology, IEEE, pp. 422–428, doi: <https://doi.org/10.1109/ACIT68900.2025.11510567>
19. Nguyen, D. T., Nguyen, T. N., Kim, H., and Lee, H. J. (2019), "A high-throughput and power-efficient FPGA implementation of YOLO CNN for object detection", *IEEE Trans. on VLSI Systems*, vol. 27(8), pp. 1861–1873, doi: <https://doi.org/10.1109/TVLSI.2019.2905242>
20. Wei, G., Hou, Y., Cui, Q., Deng, G., Tao, X., and Yao, Y. (2018), "YOLO acceleration using FPGA architecture", 2018 IEEE/CIC Int. Conf. on Communications in China, IEEE, pp. 734–735, doi: <https://doi.org/10.1109/ICCChina.2018.8641256>
21. Sapkota, R., and Karkee, M. (2025), "Ultralytics YOLO evolution: An overview of YOLO26, YOLO11, YOLOv8 and YOLOv5 object detectors for computer vision and pattern recognition", *arXiv*, preprint arXiv:2510.09653, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.09653>

Received (Надійшла) 15.06.2026

Accepted for publication (Прийнята до друку) 26.08.2026

Publication date (Дата публікації) 25.09.2026

ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ / ABOUT THE AUTHORS

Невлюдов Ігор Шакирович – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації, робототехніки та безпекової інженерії, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна;
Igor Nevliudov – Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of the Department of Computer-Integrated Technologies, Automation, Robotics and Safety Engineering, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine;
e-mail: igor.nevliudov@nure.ua; ORCID Author ID: <https://orcid.org/0000-0002-9837-2309>;
Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57216434058>.

Євсєєв Владислав В'ячеславович – доктор технічних наук, професор, професор кафедри комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації, робототехніки та безпекової інженерії, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;
Vladyslav Yevsieiev – Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Computer-Integrated Technologies, Automation, Robotics and Safety Engineering, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine;
e-mail: vladyslav.yevsieiev@nure.ua; ORCID Author ID: <https://orcid.org/0000-0002-2590-7085>;
Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57190568855>.

Чала Олена Олександрівна – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації, робототехніки та безпекової інженерії, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна;
Olena Chala – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Computer-Integrated Technologies, Automation, Robotics and Safety Engineering, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine;
e-mail: olena.chala@nure.ua; ORCID Author ID: <https://orcid.org/0000-0003-2454-3774>;
Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57211027250>.

Горовий Кирило Юрійович – аспірант кафедри комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації, робототехніки та безпекової інженерії, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна;
Kyrylo Horovyi - PhD student, Department of Computer-Integrated Technologies, Automation, Robotics and Safety Engineering, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine;
e-mail: kyrylo.horovyi@nure.ua ORCID Author ID: <https://orcid.org/0009-0003-7272-9626>.

Development of an intelligent method for PAD contact quality control in the FEK DELVOTEC 6400 digital twin for modeling the wedge bonding process in microelectronics

Igor Nevliudov, Vladyslav Yevsieiev, Olena Chala, Kyrylo Horovyi

Abstract. The object of the study is the process of automated quality control of bonding pads in the digital twin of the FEK Delvotec 6400 equipment used for modeling the wedge bonding process in microelectronics. The subject of the study comprises the methods, mathematical models, and algorithmic tools for intelligent quality control of bonding pads in the digital twin of the FEK Delvotec 6400 equipment for modeling the wedge bonding process in microelectronics. The aim of the study is to develop an intelligent method for the automated assessment of bonding pad conditions, providing improved positioning accuracy, enhanced reliability of digital modeling, and better decision-making quality during the technological process. To achieve this aim, mathematical models for machine vision image formation, coordinate space calibration, neural network-based recognition of bonding pads and fiducial markers, refinement of center coordinates, coordinate transformations, automatic correction of the wire bonding trajectory, positioning accuracy assessment, and integrated validation of computer vision results prior to their use in the digital twin were developed. Methodologically, the study is based on mathematical modeling, modern computer vision techniques, deep learning, convolutional neural networks, object detection methods, digital image processing, automated analysis of the geometric parameters of bonding pads, and numerical modeling. For experimental validation, an augmented dataset of bonding pad images was created, a neural network model was trained, and a series of experiments was conducted to determine bonding pad detection completeness, the accuracy of center localization, errors in measuring geometric parameters, the reliability of defect classification, the integral validation index of the digital twin, and the processing time per image. The obtained results confirmed the high efficiency of the proposed approach, providing bonding pad detection completeness of up to 100%, center localization errors within 1.35–3.05 μm , errors in determining geometric parameters of up to 4.7%, a high level of defect classification reliability, and an image processing time not exceeding 50 ms. The practical significance of the study lies in the possibility of integrating the proposed method into the FEK Delvotec 6400 digital twin to enable automated quality control of bonding pads, improve the accuracy of wedge bonding process modeling, ensure timely defect detection, and maintain the stability of the technological process in microelectronic manufacturing.

Keywords: digital twin; bonding pads; wedge bonding; computer vision; neural networks; quality control; mathematical modeling; microelectronics; automated control; digital image processing.