

**SCI-CONF.COM.UA**

**ACHIEVEMENTS AND  
PROSPECTS OF MODERN  
SCIENTIFIC RESEARCH**



**ABSTRACTS OF II INTERNATIONAL  
SCIENTIFIC AND PRACTICAL CONFERENCE  
JANUARY 11-13, 2021**

**BUENOS AIRES  
2021**

# **ACHIEVEMENTS AND PROSPECTS OF MODERN SCIENTIFIC RESEARCH**

Abstracts of II International Scientific and Practical Conference

Buenos Aires, Argentina

11-13 January 2021

**Buenos Aires, Argentina**

**2021**

## UDC 001.1

The 2<sup>nd</sup> International scientific and practical conference “Achievements and prospects of modern scientific research” (January 11-13, 2021) Editorial EDULCP, Buenos Aires, Argentina. 2021. 618 p.

**ISBN 978-987-859-237-4**

The recommended citation for this publication is:

*Ivanov I. Analysis of the phaunistic composition of Ukraine // Achievements and prospects of modern scientific research. Abstracts of the 2nd International scientific and practical conference. Editorial EDULCP. Buenos Aires, Argentina. 2021. Pp. 21-27. URL: <https://sci-conf.com.ua/ii-mezhdunarodnaya-nauchno-prakticheskaya-konferentsiya-achievements-and-prospects-of-modern-scientific-research-11-13-yanvarya-2021-goda-buenos-ajres-argentina-arhiv/>.*

**Editor**

**Komarytskyy M.L.**

*Ph.D. in Economics, Associate Professor*

Collection of scientific articles published is the scientific and practical publication, which contains scientific articles of students, graduate students, Candidates and Doctors of Sciences, research workers and practitioners from Europe, Ukraine, Russia and from neighbouring countries and beyond. The articles contain the study, reflecting the processes and changes in the structure of modern science. The collection of scientific articles is for students, postgraduate students, doctoral candidates, teachers, researchers, practitioners and people interested in the trends of modern science development.

**e-mail:** [argentina@sci-conf.com.ua](mailto:argentina@sci-conf.com.ua)

**homepage:** <https://sci-conf.com.ua>

©2021 Scientific Publishing Center “Sci-conf.com.ua” ®

©2021 Editorial EDULCP ®

©2021 Authors of the articles

22. *Кравченко В. М., Шовкова З. В., Сенюк І. В., Шовкова О. В.* 117  
 ВИВЧЕННЯ СУМАРНОЇ АНТИОКИСНЮВАЛЬНОЇ  
 АКТИВНОСТІ ГУСТОГО ЕКСТРАКТУ З ЛИСТЯ СЛИВИ  
 ЗВИЧАЙНОЇ НА МОДЕЛІ СПОНТАННОГО ПЕРЕКИСНОГО  
 ОКИСНЕННЯ ЛІПІДІВ
23. *Пищалка С. В., Котенко О. М., Живора Н. В.* 121  
 ДОСЛІДЖЕННЯ ЩОДО СТВОРЕННЯ ВАГІНАЛЬНИХ  
 СУПОЗИТОРІЇВ ПРОТИГРИБКОВОЇ ДІЇ
24. *Сітько Г. В., Котенко О. М., Живора Н. В.* 124  
 УДОСКОНАЛЕННЯ СКЛАДУ ТА ТЕХНОЛОГІЇ МАЗІ ДЛЯ  
 ЛІКУВАННЯ СУГЛОБІВ

#### CHEMICAL SCIENCES

25. *Пилипенко О. О., Святенко Л. К., Оковитий С. І.* 126  
 ВПЛИВ ЗАМІСНИКІВ ТА ТАУТОМЕРІЇ НА ЗНАЧЕННЯ  
 ДИПОЛЬНОГО МОМЕНТУ ДЛЯ 2-(3-ГЕТАРИЛ-1,2,4-ТРИАЗОЛ-  
 5-ІЛ) АНІЛІНІВ
26. *Ткач В. В., Кушнір М. В., Мінакова Т. Г., Петрусяк Т. В.* 129  
 ТРИ КОМБІНОВАНІ ХІМІКО-МАТЕМАТИЧНІ ЗАВДАННЯ В  
 БРАЗИЛЬСЬКОМУ СТИЛІ НА ТЕМУ ОДНІЄЇ  
 МЕКСИКАНСЬКОЇ ПІСНІ

#### TECHNICAL SCIENCES

27. *Chupaylenko O. A., Kozlov A. K., Polishchuk R. V.* 135  
 IMPROVEMENT OF THE WORK OF CUSTOMS SERVICES OF  
 UKRAINE
28. *Psol S. V., Leshchak Ye., Rudyk O. Yu.* 140  
 USING SOLIDWORKS TO ENSURE PASSABILITY OF  
 AUTOMOTIVE EQUIPMENT
29. *Verbytskyi V. D., Petrenko A. N.* 147  
 FEATURES AND BENEFITS OF THE PLATFORM "1С:  
 ENTERPRISE"
30. *Voskoboynick V.* 150  
 PSEUDOSONIC WALL PRESSURE FLUCTUATIONS BENEATH  
 TURBULENT BOUNDARY LAYER
31. *Vytyaz O., Hrabovskiy R., Bezaniuk Ya.* 159  
 ASSESSMENT OF DANGER OF LONG-TERM OPERATED  
 COILED TUBING FAILURE
32. *Антонюк І. Ю., Медведєва А. О.* 170  
 ТЕХНОЛОГІЯ КЕКСІВ «ІДИЛІЯ СМАКУ» ПІДВИЩЕНОЇ  
 БІОЛОГІЧНОЇ ЦІННОСТІ
33. *Боцман І. В., Чала О. О., Васільєв В. А.* 177  
 РОЗРОБКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ КОНТРОЛЮ  
 ДРУКОВАНИХ ПЛАТ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ  
 МАШИННОГО НАВЧАННЯ

# РОЗРОБКА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ КОНТРОЛЮ ДРУКОВАНИХ ПЛАТ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

**Боцман Ірина Володимирівна,**

к. т. н., доцент

**Чала Олена Олександрівна,**

ст. викладач

**Васільєв Владислав Андрійович,**

магістрант

Харківський національний університет радіоелектроніки,  
кафедра КІТАМ, м. Харків, Україна

**Вступ.** На сьогодні у приладобудівній галузі одним із найбільш відповідальних етапів виробництва друкованих плат (ДП) як складових електронних засобів для широкого кола застосувань є контроль їхньої якості [1]. У той же час для забезпечення високого відсотка виходу придатної продукції актуальним є завдання розробки та впровадження нових високоточних і універсальних методів контролю з урахуванням постійного ускладнення конструктивного виконання сучасних ДП, зокрема підвищення щільності струмопровідного рисунку та при цьому – зменшення їхніх масогабаритних показників [2-4].

**Мета роботи.** Оптичний контроль ДП дає можливість швидко визначити помилки, які виникли під час їх виготовлення, наприклад:

– механічне пошкодження ДП – тріщини діелектричної основи ДП, відколи, викривлення тощо, які можуть бути викликані як дефектами базового матеріалу, так і виникати у випадку порушення режимів виконання певних технологічних операцій у процесі виготовлення структури ДП;

– відхилення допусків під час формування рисунку на ДП;

– виникнення коротких замикань чи обривів струмопровідних елементів;

– дефекти виготовлення монтажних отворів у ДП, наприклад, у разі недотримання відповідних режимів свердління чи заповнення отвору припоєм або пальною маскою, що унеможливить подальшу роботу із цим виробом;

– порушення геометрії контактних майданчиків тощо.

У процесі та після завершення технологічного процесу складання та монтажу готового друкованого модуля виконують контроль якості монтажу електронних компонентів (ЕК), зокрема, точності позиціонування виводів корпусів ЕК на контактних майданчиках або в отворах, якість формування паяних чи зварних з'єднань тощо.

Одним із можливих шляхів удосконалення автоматизованих методів оптичного контролю ДП є використання штучних нейронних мереж для класифікації об'єктів на зображеннях контрольованих виробів.

Тож, метою роботи є розробка нового автоматизованого методу оптичного контролю друкованих плат на основі створення та навчання нейромережі.

**Матеріали та методи досліджень.** Об'єктом виконуваного дослідження є процес контролю друкованих плат, предметом дослідження – ДП із нанесеним провідниковим рисунком. У процесі дослідження використано методи теоретичних досліджень, порівняльного аналізу та методи машинного навчання.

Штучна нейронна мережа – це математична модель, яка заснована на принципах будови людського мозку та може використовуватися для великої кількості задач, які не підлягають автоматизації іншими методами, наприклад: розпізнавання образів на зображенні або відео; приймання рішень із керування системою на основі вхідних даних; кластеризація – розбиття вхідних множин на задалегідь невідомі класи; аналіз існуючих даних для вирахування певних метрик [5].

Штучні нейронні мережі складаються з великої кількості пов'язаних між собою вузлів, які називають нейронами, кожен з яких зв'язаний входами із одним або декількома нейронами та видає результат простих математичних

операцій на вихід, який у свою чергу зв'язаний із одним або декількома нейронами.

У процесі роботи нейрон перетворює вхідні сигнали на вихідний сигнал, який зазвичай лежить у діапазоні від 0 до 1. Таке перетворення виконується завдяки підсумуванню сигналів, які надходять на входи, з урахуванням вагових коефіцієнтів і передачі такого сигналу на подальшу активаційну функцію, яка в свою чергу розраховує вихідний сигнал.

Нейрон можна представити як декілька функцій (1) та (2):

$$S = \sum_{i=1}^n w_i k_i, \quad 1)$$

де  $n$  – кількість входів;

$w_i$  –  $i$ -й вхід;

$k_i$  – коефіцієнт  $i$ -го входу.

Штучні нейрони працюють за допомогою порівняння отриманих сигналів із функцією, яка задана у його параметрах. Вихідний сигнал аксона визначається за формулою (2):

$$Y = f(S), \quad (2)$$

де  $f$  – активаційна функція.

Зазвичай як активаційну функцію використовують сигмоїду – через те, що дана функція може бути диференційована на всій осі абсцис і має просту похідну [7].

Для розпізнавання об'єктів на зображенні ДП було вирішено використовувати згорткові нейронні мережі, архітектура яких будується на знанні, що вхідною інформацією є зображення, що дозволяє значно зменшити необхідну кількість необхідних розрахунків. Зокрема, як основу для побудови необхідної нейромережі обрано мережу YoloV4, яка побудована на основі архітектури DarkNet. Використання даної архітектури дозволяє нейромережі працювати із великою точністю за великої швидкості передачі зображень, або навіть під час використання із відео.

Для того, щоб працювати з зображеннями для перетворень більш ефективно, можливо використовувати бібліотеку комп'ютерного зору OpenCV, яка включає у себе велику кількість функцій для перетворення зображень, а також надає можливості машинного навчання. Також серед вбудованих можливостей є спеціальні функції, необхідні для отримання окремих деталей зображення або цілих об'єктів за допомогою їх геометричних характеристик.

Для збільшення точності нейромережі необхідно виконати перетворення зображення ДП із RGB кольорового спектру до режиму градацій сірого, що дозволяє зменшити розмір зображень через можливість використання 8-бітного зображення замість 24-бітного, що в свою чергу призводить до збільшення швидкості роботи нейромережі.

Для проведення навчання створено набір даних з усіма можливими видами дефектів ДП. Для збільшення швидкості навчання та зменшення вірогідності похибки було обрано 1500 зображень ДП із тестовими даними, які являють собою частини сканованих зображень у чорно-білому варіанті, де білий колір відведено на області ДП без мідного шару, чорний колір відведено для областей, покритих мідним шаром.

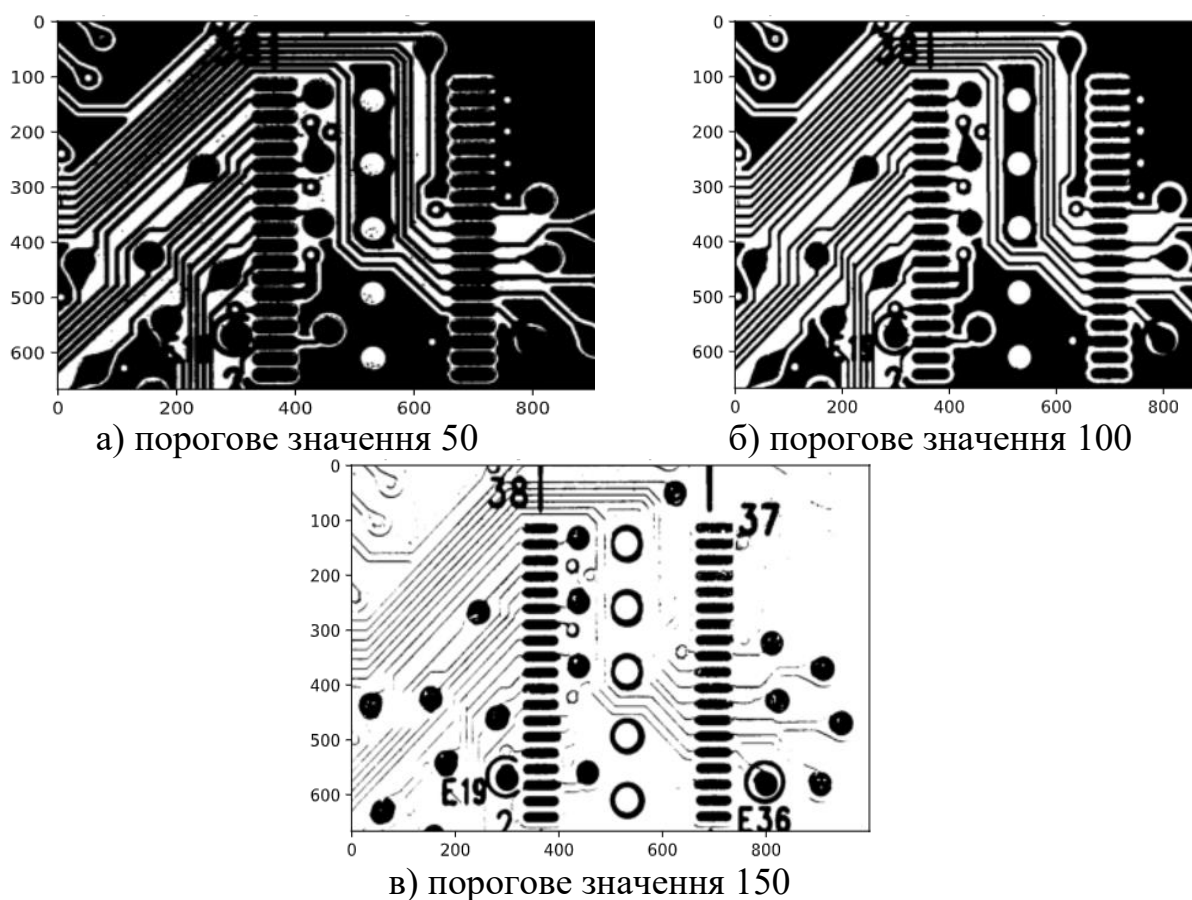
Кожне зображення представлено у двох форматах – із дефектом і без дефекту, у розмірі  $640 \times 640$  пікселів, на кожному зображенні знаходиться від 3 до 12 дефектів. Зі всього набору зображень 1000 було відведено для навчання, 500 було відведено для тестових даних.

Визначено максимальну кількість кроків навчання нейромережі, що дозволить уникнути перенавчання, вона дорівнюватиме 12000.

Для того, щоб збільшити точність і швидкість нейромережі, а також позбавитися від проблем, які можуть виникати через нерівномірність освітлення об'єкту, який тестується, було прийнято рішення про створення програми, основним завданням якої буде бінаризація зображення, тобто переведення його у формат, за якого існує усього два кольори – чорний і білий. Для створення такої програми обрано мову програмування Python завдяки деяким перевагам, а саме таким, як: простота використання; велика кількість

бібліотек для роботи із зображеннями; можливість підключення нейромережі як сторонньої бібліотеки.

Для бінаризації найважливішим параметром є порогове значення у діапазоні від 0 до 255, у чорно-білому зображенні таке значення позначає межу, за якою буде розділено зображення на чорний і білий кольори. Було протестовано три порогових значення у 50, 100 та 150 і порівняно результати, результати бінаризації наведено на рис. 1. Таким чином, ми можемо вважати, що найліпше порогове значення у даному випадку дорівнює 100.



**Рис. 1. Приклади бінаризованих зображень із різними пороговими значеннями**

**Результати та обговорення.** Для того, щоб запобігти перенавчанню, за допомогою тестового датасету знайдено вагові коефіцієнти, у яких найменше значення похибки. Похибкою у даному випадку можна вважати відхилення знайденого регіону від регіону, який був розмічений вручну. Експериментально

визначено, що найліпший результат на тестових даних знаходиться у діапазоні від 8300 до 8600 ітерацій навчання створеної нейромережі.

Перевірено швидкість роботи нейромережі, час обробки зображень склав від 60 до 120 мс, що дозволяє обробляти від 10 до 15 зображень на секунду, такий результат є прийнятним для використання у процесі контролю ДП на виробництві у режимі реального часу.

Також перевірено вплив розміру зображення на швидкість обробки, оскільки створена нейромережа має забезпечувати можливість її використання із зображеннями з великою роздільною здатністю, зроблених цифровою камерою, або із зображеннями, отриманими за допомогою сканування. Для такої перевірки на основі існуючих зображень було створено 10 зображень із роздільною здатністю у  $1280 \times 1280$  пікселів і перевірено за тим же методом, що і зображення меншого розміру. Час обробки збільшеного зображення знаходиться у діапазоні від 94 до 143 мс і дозволяє обробляти зображення із швидкістю 7-10 кадрів на секунду.

Варто зазначити, що швидкість обробки зображення залежить від його розміру, але збільшення площі зображення збільшило час не лінійно. Це дозволяє використовувати створену нейромережу для роботи із зображеннями з високою роздільною здатністю або зображеннями, отриманими за допомогою сканування, що підтверджує можливість її застосування для контролю великого різноманіття ДП, а також за великих обсягів виробництва.

**Висновки.** Таким чином, запропоновано автоматизований метод оптичного контролю ДП із використанням створеної штучної нейромережі. Проведене тестування нейромережі підтвердило її працездатність і можливість використання для контролю ДП на етапі виробництва.

Розроблено програму, яка використовується для перетворень над зображеннями, такими як переведення зображення до кольорового простору градацій сірого, а також бінаризація зображення, що сприяє пришвидшенню роботи нейромережі завдяки зменшенню розмірності вхідної матриці до бінарного значення на кожен піксель зображення.

Також досліджено точність знаходження кожного окремого з видів дефектів, зокрема, визначено, що деякі з дефектів нейромережа визначає більш точно, ніж інші, наприклад, нестача міді у провідниковому рисунку має меншу точність знаходження, а наприклад, окремі ділянки мідного шару, які не під'єднано до жодного з провідників, вона знаходить більш точно. Середнє значення точності обробки зображень склало 87,5 %.

Окрім того, виявлено, що кут нахилу зображення впливає на точність знаходження дефектів і за певних кутів точність може знижуватися на декілька відсотків, але не для всіх типів дефектів, наприклад, точність знаходження чужорідних крапель не залежить від кута нахилу зображення.

Розроблена система відрізняється від існуючих більшою універсальністю, як і у процесі використання на виробництві, так і у процесі впровадження через те, що хоча й система вимагає використання високопродуктивного апаратного забезпечення, невеликий час обробки кожного із зображень дозволяє використовувати апаратні ресурси у режимі спільного користування на декількох етапах виробництва або на сусідніх виробничих лініях.

Одним із прикладів подальшого вдосконалення системи контролю може бути розширення датасету із додатковими зображеннями або дефектами, специфічними для певного етапу виробництва ДП. Також можлива адаптація нейромережі до обладнання, яке використовується на виробництві, наприклад, до оптичного обладнання у вигляді сканерів або камер.

### **Перелік посилань**

1. Невлюдов І. Ш, Боцман І. В., Невлюдова В. В., Разумов-Фризюк Є. А. Технологічне забезпечення якості гнучких комутаційних структур: монографія. – Кривий ріг : КК НАУ, 2018. – 256 с.

2. Филипенко О. І. Методи контролю структур топології поверхонь матеріалів виробів електронної техніки, МЕМС та МОЕМС / О. І. Филипенко, О. О. Чала, Ю. В. Бондаренко // Технологія приборостроения. – 2018. – № 2. – С. 3-7.

3. Nevliudov I. Sh., Palagin V. A., Razumov-Frizjuk E. A., Zharikova I. V. MEMS Intellect Multiprobes Contacting Devices for Electrical Checking-up of Multilayers Commutative Boards and BGA/CSP Electronic Components. Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2012). September 14-17, 2012. Kharkov, Ukraine. PP. 483-485.

4. Невлюдов И. Ш., Палагин В. А., Жарикова И. В. Метод подключения электронных компонентов к автоматизированным измерительным комплексам // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2013. – 1(9). – С. 4-7.

5. Bortnikova V., Nevliudov I., Botsman I., Chala O. Search Query Classification Using Machine Learning for Information Retrieval Systems in Intelligent Manufacturing. In ICTERI. 2019, June. PP. 460-465.