

КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ТАРАСА  
ШЕВЧЕНКА

Фізичний факультет  
Кафедра ядерної фізики

**Використання сгорткових нейронних мереж для покращення  
точності аналізу результатів вихрострумового контролю**

**Звіт з наукової практики**  
студента 1 курсу магістратури  
Гапонова Валентина Вікторовича

**Науковий керівник**  
канд. ф.-м. наук  
Єрмоленко Руслан Вікторович

# Зміст

<b>1</b>	<b>Результати</b>	<b>2</b>
1.1	Вихрострумовий контроль . . . . .	2
1.2	Використання згорткових нейронних мереж . . . . .	2
1.3	Сгорткові мережі для візуального пошуку дефектів . . . .	4
<b>2</b>	<b>Додатки</b>	<b>5</b>
	<b>Література</b>	<b>6</b>

# 1 Результати

## 1.1 Вихрострумний контроль

Було проведено дослідження та аналіз використання вихрострумного контролю для неруйнівного аналізу, зокрема для неруйнівного контролю титанових пластин, з використання глибоко навчання нейронних мереж.

Розрахунок середньої глибини проникання:

$$\delta = \frac{1}{\sqrt{\pi f \mu_0 \mu_r \sigma}}$$

Стандартна глибина проникання – відстань в провіднику на якій вихрові струми мають величину 36.8% - їх величини на поверхні

Частота струму в генераторі обернено пропорційна глибині проникання

Глибині проникання обернено пропорційна магнітній та електричній проникності середовища

## 1.2 Використання згорткових нейронних мереж

За останні роки згорткові нейронні мережі гарно себе проявили для аналізу зображенняб тому в подальшому буде розглянуто два випадки успішного застосування нейронних мереж для неруйнівного контролю. В першому з них результати вихрострумного контролю конвертувалися в зображення, та запускалась нейронна мережа на основі тензорфлюоу для визначення характеру та розмірів дефекту титаної пластини. Результати порівняльної характеристики для різних нейронних мереж надані на Рис 1.1

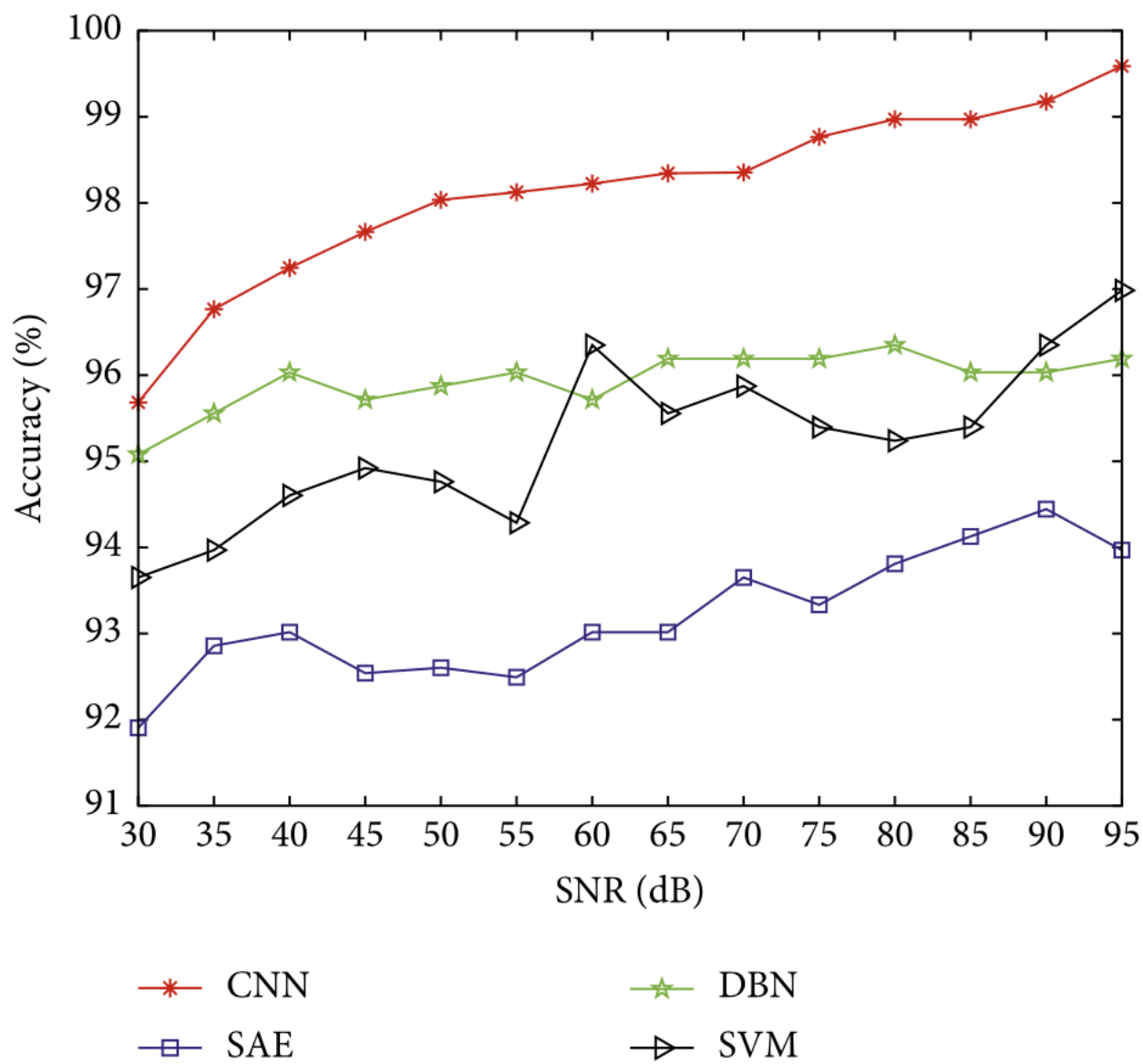


Рис. 1.1: Порівняльна характеристика точності нейронних мереж при різних рівнях шумів

### 1.3 Сгорткові мережі для візуального пошуку дефектів

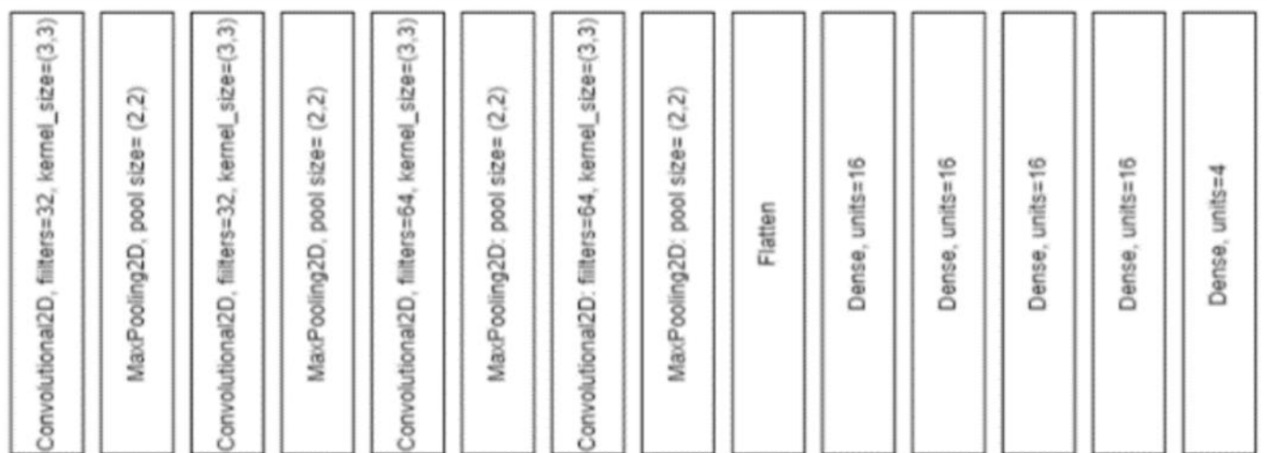


Рис. 1.2: Архітектура нейронної мережі для візуального пошуку дефектів

Мережа представлена на Рис 1.2, була створена за допомогою бібліотеки TensorFlow. Данна мережа дозволила визначати наявність та загальний характер дефекту з точністю до 97.55%, враховуючи, що вимірювальна здатність починається з 16мм в довжину - для потреб ядерної фізики подібний дефект, являється значним. Тому використання нейронних мереж для візуального аналізу є неможливим

Не зважаючи на це враховуючи що в експерименті покладался рівень яскравості 89.7% від того що використовувався при навчанні подібний результат є гарним показником використання нейронної мережі для аналізу зображення.

## 2 Додатки

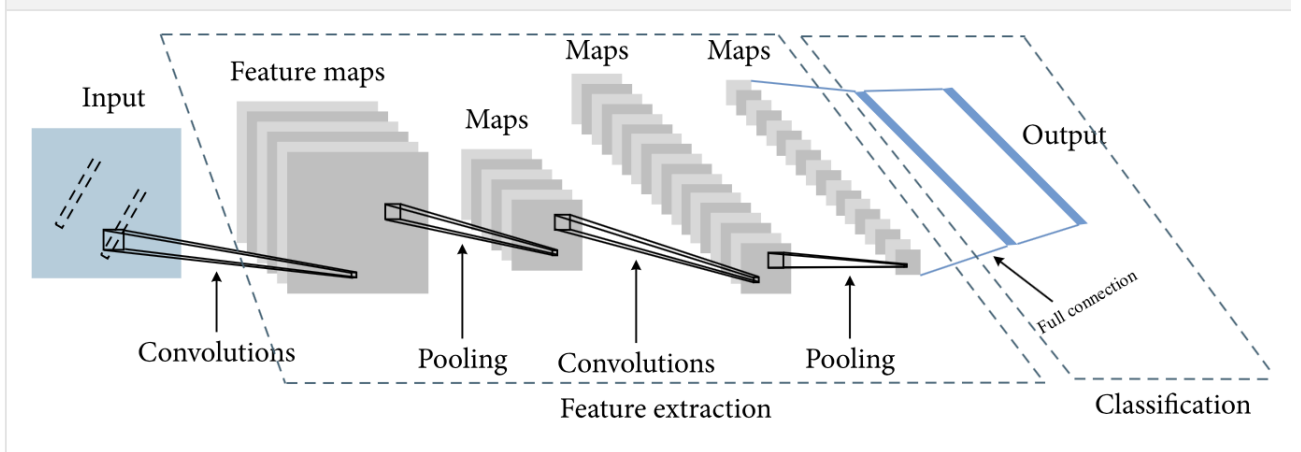


Рис. 2.3: Архітектура нейронної ґорткової нейронної мережі, яка використовувалась для аналізу даних з Літ [2] CNN на Рис 1.1

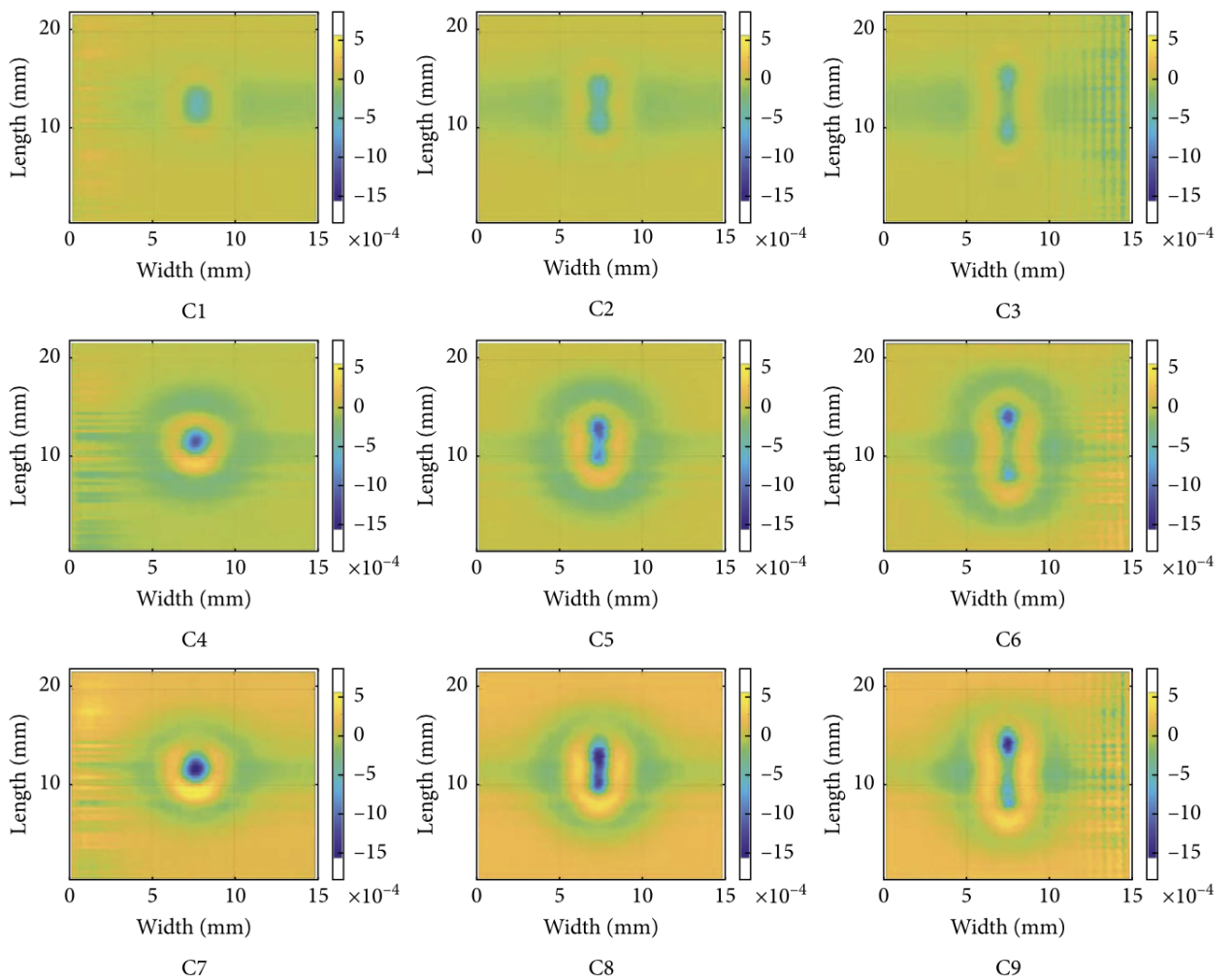


Рис. 2.4: Дані вихрострумowego контролю конвертовані в rgb зображення с де частина червоного = 0, варіюються лише внесок зеленого і синього

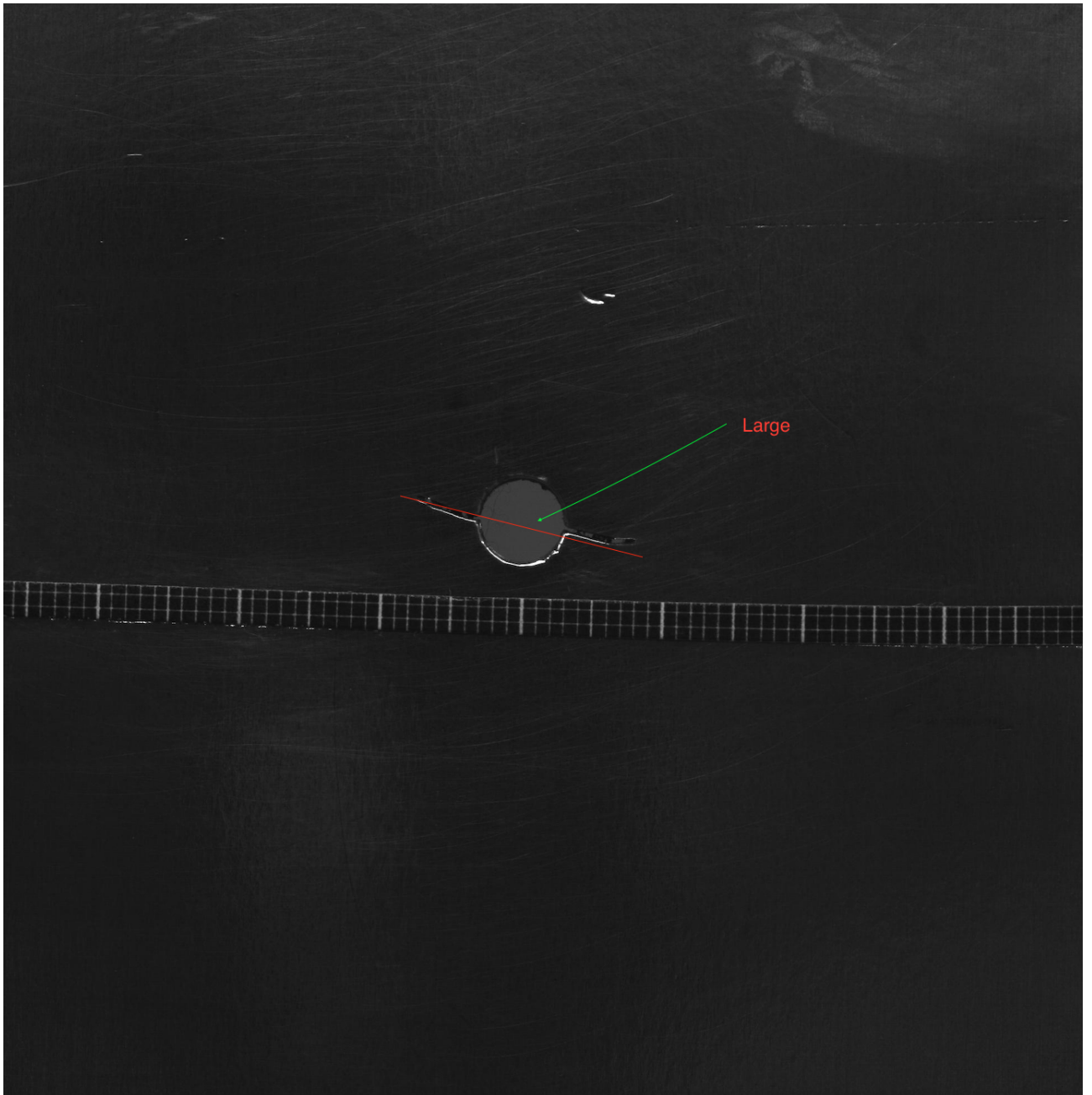


Рис. 2.5: Приклад зображення на якому навчалась мережа

## Література

- [1] *Vincentius EWALD, Xavier GOBY, Hidde JANSEN, Roger M. GROVES, Rinze BENEDICTUS Aerospace Non-Destructive Testing Laboratory, Faculty of Aerospace Engineering, Delft University of Technology, Delft, Netherlands Structural Integrity and Composites Group, Delft University of Technology, Faculty of Aerospace Engineering, Delft, Netherlands Incorporating Inductive Bias into Deep Learning: A Perspecti-*

ve from Automated Visual Inspection in Aircraft Maintenance

- [2] *Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China* Defect Image Recognition and Classification for Eddy Current Testing of Titanium Plate Based on Convolutional Neural Network