

ЗАСТОСУВАННЯ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ МІКРОСТРУКТУРИ ЧАВУННИХ ВИРОБІВ

Fesenko M.A., Zinchenko O.V. The application of deep neural networks for the classification of the microstructure of cast iron products. The possibilities of using artificial neural networks in the tasks of recognizing the microstructure of cast irons have been investigated. Convolutional neural networks work on the basis of filters that are concerned with recognizing certain characteristics of an image (for example, straight lines). A filter is a collection of kernels; sometimes a single kernel is used in a filter. A kernel is a common matrix of numbers called weights that are "trained" in order to search for certain characteristics in images. The filter moves along the image and determines if some desired characteristic is present in a particular part of it. To obtain an answer of this kind, a convolution operation is performed, which is the sum of the products of the filter elements and the matrix of input signals. If some desired characteristic is present in the image fragment, the convolution operation will produce a number with a relatively large value at the output. If the characteristic is absent, the output number will be small. Note that the number of filter channels must match the number of channels in the original image; only then will the convolution operation produce the desired effect. For example, if the original image consists of three channels, the filter must also have three channels. The structure (architecture) of the convolutional neural network was proposed and its ability to recognize the presence of structural components of the microstructure of cast iron was confirmed. The training of the network was performed on images of microslices of various types of cast iron, and positive results were achieved with an accuracy close to 85%. The results of the work indicate the prospects of using convolutional neural networks in the tasks of recognizing and classifying the microstructure of cast iron.

Keywords: artificial intelligence, neural network, recognition, convolution, microstructure.

Фесенко М.А., Зінченко О.В. Застосування глибоких нейронних мереж для класифікації мікроструктури чавунних виробів. Досліджено можливості застосування штучних нейронних мереж у завданнях розпізнавання мікроструктури чавунів. Запропоновано структуру (архітектуру) згорткової нейронної мережі та підтверджено її здатність до розпізнавання наявності структурних складових мікроструктури чавунів. Навчання мережі виконувалось на знімках мікрошліфів різних типів чавунів, при чому досягнуто позитивні результати з точністю близькою до 85%. Результати роботи свідчать про перспективність застосування згорткових нейронних мереж у задачах розпізнавання та класифікації мікроструктури чавунів.

Ключові слова: штучний інтелект, нейронна мережа, розпізнавання, згортка, мікроструктура.

Вступ

Використання нейронних мереж у матеріалознавстві набувають все більшої популярності, у зв'язку з тим, що оброблення матеріалів є складним процесом та залежить від безлічі факторів [1-3].

Так наприклад, нейромережевий підхід застосовувався в роботі, в якій була спроба прогнозування механічних властивостей сплавів залежно від хімічного складу та термічного оброблення [1]. Також можна виділити роботу, в якій обґрунтовується ефективність застосування нейромереж для аналізу різних теплових, гідродинамічних та фізико-хімічних процесів [1].

Найбільший вклад в застосуванні нейромереж в матеріалознавстві внесли співробітники Кембриджського університету, які під час досліджень показали можливість використання нейронних мереж для прогнозування властивостей різних матеріалів. При цьому результати отримані з застосуванням нейронних мереж були більш точніші, ніж результат отримані математичними регресійними методами [1].

Аналіз інформації перелічених досліджень показує, що їх результатами найчастіше є отримання даних, у вигляді знімків (зображень) об'єктів, а також дефектних областей. Тому сучасні методи та алгоритми оброблення цифрових зображень та технології штучних нейронних мереж можуть бути успішно застосовані для автоматизації аналізу зображень мікроструктури металів і сплавів, З'ясування мікроструктури металевих виробів та конструкцій при їх виробництві та експлуатації є одним із актуальних завдань.

Відомі роботи в яких було застосовано глибокі нейронні мережі щодо класифікації зображень мікроструктур вуглецевих сталей [2, 3].

В свою чергу, інформація стосовно застосування нейронних мереж для аналізу мікроструктур чавунів різних типів, які є більш розповсюдженими конструкційними матеріалами порівняно зі сталями для різної номенклатури виробів [4], в доступній літературі практично відсутня.

Метою роботи є створення (розроблення) структур (алгоритмів) нейромереж для виконання задачі з розпізнавання мікроструктур різних типів чавунів та підтвердження можливості їх реалізації.

В якості методу аналізу цифрових знімків мікрошліфів чавунів була обрана згортова нейронна мережа. Такі мережі прийнято називати глибокими у зв'язку з наявністю в них великої кількості шарів.

Основна ідея згорткових нейронних мереж полягає в тому, що при навчанні їх на основі досліджуваних зображень одного класу, вони самостійно формують вибірки ознак (так звані карти ознак), які повною мірою характеризують цей клас, і в той же час відокремлюють їх від інших зображень.

Ця технологія була обрана у зв'язку з відносно низькою чутливістю до спотворень вхідних сигналів у порівнянні з іншими методами розпізнавання зображень. Крім того, враховано, що дані згорткові нейронні мережі показують високий ступінь точності в різноманітних завданнях розпізнавання образів.

В рамках дослідження було розроблено та реалізовано система розпізнавання структурних складових мікроструктур чавунів на цифрових знімках мікрошліфів, виготовлених в металографічній лабораторії кафедри ливарного виробництва університет Отто-фон-Герике (м. Магдебург, Німеччина).

В системі розпізнавання було реалізовано модель згорткової нейронної мережі. Її структура характеризувалася порядком розташування згорткових шарів та шарів підвибірки. Вхідний шар служить для подачі зображення до мережі. Розмір вхідного шару складає 5000 нейронів, що відповідає розміру досліджуваного зображення пікселі. Далі йдуть 2 шари згортки та 3 шари підвибірки. Сьомий шар – повнозв'язковий шар, який служить для забезпечення класифікації, після того як виділено всі карти ознак. Кожен нейрон цього шару повністю пов'язаний тільки з однією ознакою попереднього шару. На виході шару застосовувались 1000 простих сигмоїдальних нейронів. Останній шар є вихідним і складається з одного нейрона, повністю пов'язаного зі всіма нейронами попереднього шару.

Значення на виході нейрона згорткового шару обчислювалися за допомогою виразу:

$$y^{(i,j)} = f \left(\sum_{s=1}^K \sum_{t=1}^K \sum_{k=1}^L b_k + w_k^{(s,t,k)} x^{((i-1+s),(j-1+t),k)} \right) \quad (1.1)$$

$$i = \overline{1, w_{out}}, j = \overline{1, h_{out}}, s, t = \overline{1, K},$$

де $y^{(i,j)}$ – вихідний сигнал (нейрон), $w^{(s,t,k)}$ – ваги, матриця синаптичних коефіцієнтів рецептивних площин всіх карт поточного шару, $x^{(*)}$ – вхідний сигнал, область вхідної площини, що покривається синаптичною маскою, K – розмір рецептивної площини, b_k – поріг, нейронного зміщення k -ої карти ознак, який відображає збільшення або зменшення вхідного сигналу, що подається на функцію активації, k – номер картки ознак, L – загальне кількість карт ознак у шарі.

Значення на виході нейрона шару вибірки обчислювалися за допомогою виразу:

$$y_k^{(i,j)} = \max\{x^{(i+sq_a, j+sq_b)}\}, \quad \begin{array}{l} i = \overline{1, w_{out}} \\ j = \overline{1, h_{out}} \\ a, b = \overline{1, 2} \end{array} \quad (1.2)$$

де $y_k^{(i,j)}$ – вихідний сигнал (нейрон) k -ої карти ознак, $sq_a=(i, i-1)$, $sq_b=(j, j-1)$ – вектори з координатами елементів вхідної площини, $sq_a=(i, i-1)$ – вхідний сигнал, область вхідної площини, що покривається синаптичною маскою.

Для навчання даної згорткової нейронної мережі обрано метод з вчителем, тобто: на вхід мережі разом з навчальною множиною подається правильна відповідь розпізнавання. Таким чином, нейронна мережа з кожним новим елементом навчальної множини, корегує вагові коефіцієнти, виходячи з різниці значень між фактичною відповіддю. Для виміру якості розпізнавання використовувалась функція середньоквадратичної помилки. Коригування вагових коефіцієнтів відбувалося за допомогою методу зворотного поширення помилки. Початкові значення вагових коефіцієнтів були обрані випадковими величинами з нормальним розподілом.

Як інструмент для розроблення та навчання згорткової нейронної мережі використовувався фреймворк Caffe [5]. Перед навчанням мережі її ваги задавалися випадковим чином. Передбачена мережа раніше ще не використовувалася, зважаючи на особливості завдання, що розглядається. Навчання мережі було виконано за допомогою навчальної множини об'ємом 2000 зображень. На рис.1 представлені характерні знімки з бази навчальної множини.

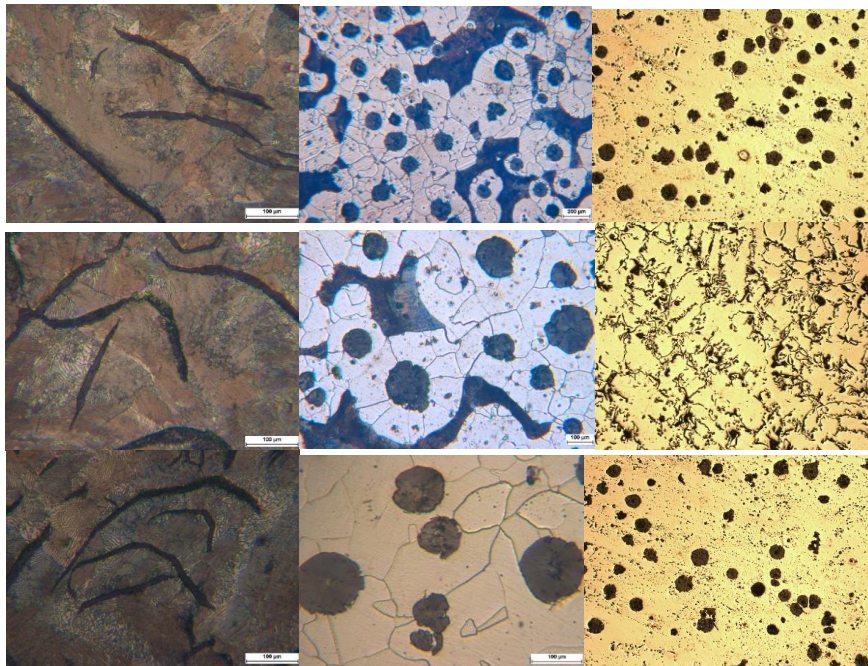


Рис. 1. Приклади знімків навчальної вибірки

Навчання мережі тривало понад 5000 ітерацій. У результаті навчання мережі із зображень були виділені карти ознак на кожному шарі згортці. Розрахунок точності наводився кожні 50 ітерацій і дорівнював відсотку правильно розпізнаних зображень із тестової вибірки. На момент закінчення навчання нейронної мережі точність розпізнавання нею досягла 85%. Отриману точність класифікації можна порівняти з точністю методів вирішення близької задачі – класифікації текстур (розпізнавання поверхні матеріалів).

Висновки

Таким чином, в рамках дослідження було розроблено структуру (алгоритм) згорткової нейронної мережі, зроблено її навчання для розпізнавання мікроструктури чавунних різних типів. Отримано результати розпізнавання на тестовій вибірці знімків. Висока достовірність одержаних результатів говорить про перспективність застосування згорткових нейронних мереж у завданнях класифікації мікроструктури чавунів.

Варто відзначити, що розроблена структура нейронної мережі дозволить з прийнятною похибкою здійснювати класифікацію зображень мікроструктур чавунних виробів із різною структурою. Її практичне використання дасть можливість підвищувати ефективність застосування інформаційних технологій у матеріалознавстві і інших суміжних галузях. Тому подальше вдосконалення цієї розробки становить як науковий, так і практичний інтерес.

Список використаної літератури

1. Применение нейросетей для определения характерных точек фазовых превращений в сталях с различным химическим составом [Електронний ресурс] // – Режим доступу: <https://inf.grid.by/jour/article/view/615/556>
2. Application of the convolutional neural network for recognition of the metal alloys microstructure constituents based on their morphological characteristics [Електронний ресурс] // – Режим доступу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0927025621004493>
3. System for the recognition of wear patterns on microstructures of carbon steels using a multilayer perceptron [Електронний ресурс] // – Режим доступу: <https://www.redalyc.org/journal/643/64358093014/html/>
4. Census of world Casting production [Електронний ресурс] // – Режим доступу: <https://www.qgdigitalpublishing.com/publication/?m=55001&i=730025&p=28&ver=html5>
5. Caffe [Електронний ресурс] // – Режим доступу: <https://caffe.berkeleyvision.org/>

Автори статті

Фесенко Максим Анатолійович – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри Штучного інтелекту, Державний університет телекомунікацій, Київ, Україна.

Зінченко Ольга Валеріївна – доктор технічних наук, доцент, зав. кафедри Штучного інтелекту, Державний університет телекомунікацій, Київ, Україна.

Authors of the article

Fesenko Maksym Anatoliyovych – Candidate of Science (technic), associate professor of the Department of Computer Science, State University of Telecommunications, Kyiv, Ukraine.

Zinchenko Olha Valeriivna – Doctor of Science (technic), associate Professor, Head of the Department of Artificial Intelligence, State University of Telecommunications, Kyiv, Ukraine.

Дата надходження в редакцію: 15.02.2022 р.

Рецензент: д.т.н., проф. А.О. Макаренко