

MATHEMATICAL MODELING OF HEAT OPERATION OF A METHODOLOGICAL FURNACE

The development of modern metallurgical production is accompanied by the perfection of technological processes, the reconstruction of methodological furnaces using the latest methods and controls, which allows more efficient use of energy.

The introduction of automated systems in the iron and steel industry, in particular in sheet-rolling production, has a significant impact on increasing productivity, lowering specific energy consumption, improving product quality. The ultimate goal of the development is the creation of an integrated system for controlling the mode of metal heating in the methodical furnace, which ensures the normal operation of the sheet rolling shop with a minimum cost of production.

The main criterion for controlling heating furnaces is to minimize the specific costs of heating, with restrictions on the quality indicators of the process, which are the surface temperature of the metal and the temperature difference over the cross section of the work piece. This is achieved by minimizing fuel consumption and metal loss in scale.

The main parameters of the system that affect the course of the technological process are: temperature in the furnace, energy consumption, pressure under the roof of the furnace, thermo-physical properties of metal and furnace gases (heat capacity, thermal conductivity, density, geometric dimensions of ingots, calorific value of fuel, etc.), as well uninterrupted heating processes in the furnace, which significantly improves the technical and economic indicators. Variable parameters are the heat flux density in the zones, fuel and air consumption per zone, and the pressure in the furnace.

The work considers the main approaches to the creation of an automated system for controlling the thermal work of a methodical furnace. The analysis of mathematical methods for describing the thermo-physical processes of metal heating in a methodical furnace is carried out, an algorithm for calculating the main technological parameters with a computer software implementation is developed.

Keywords: *automation, methodical furnace, metal heating, internal and external heat transfer, computer simulation.*

Рецензент: канд. техн. наук, доц. З.Є. Воротнікова

Стаття надійшла

УДК 681.58

Чичкарьов Є.А., Сергієнко А.В., Станішевський Л.М.

**ПОБУДОВА ТА НАЛАШТУВАННЯ МОДЕЛЕЙ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ
ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ І ДРУКОВАНИХ ЦИФР НА
ЗОБРАЖЕННЯХ ЧАВУНВОВОЗНИХ КОВШЕЙ**

В роботі представлені результати побудови та випробування нейронної мережі глибокого навчання для розпізнавання рукописних цифр. Проаналізовані останні публікації з вирішення задач розпізнавання та розбору текстів за їх зображенням, обраний ряд прикладних бібліотек для створення програми для проведення експериментів: Keras, TensorFlow, Pandas, Matplotlib та інші. Побудована інформаційна технологія розпізнавання рукописних номерів чавуновозних ківшів за їхніми фотографіями. Для побудови і навчання моделі була обрана добре відома і досить повна база рукописних цифр MNIST. Модель для розпізнавання цифр

включала вхідний і вихідний шари, а також один або кілька прихованих шарів. Навчання моделі проводилося з використанням змінної кількості кроків (epoch). Зображення для розпізнавання масштабували до розміру 28x28 (784 осередки в одновимірному поданні), тому кількість нейронів у вхідному і прихованих шарах приймалося рівним 800. Обробка зображень (фільтрація, масштабування і тощо) проводилася з використанням бібліотеки OpenCV. Для розпізнавання кожне зображення цифри перетворювалось до розміру 28x28 і подавалося на вхід попередньо навченої нейронної мережі. Для більш точної і обґрунтованої настройки моделі розпізнавання було випробувано пакет Keras-tuner. Відпрацювання роботи з пакетом Keras-tuner виконувалося на простіших моделях регресійного типу з декількома входами і 1-3 виходами. Встановлено можливість суттєвої оптимізації поведінки моделі. Після оптимізації моделі точність розпізнавання тестових зображень (декількох зображень ківшів) складала близько 100 %

Відпрацьована інформаційна технологія виділення області інтересу на фотографіях, що містять рукописні цифри, для подальшого розпізнавання. Показана можливість оптимізації нейронних мереж глибокого навчання, побудованих за допомогою бібліотеки Keras. Встановлено, що достатню точність розпізнавання забезпечує проста модель з цільними повнзв'язними прихованими шарами і оптимізацією параметрів моделі за допомогою пакета Keras Tuner.

Ключові слова: Keras, TensorFlow, MNIST, python, глибоке навчання, нейронні мережі, розпізнавання цифр.

Постановка проблеми. Останнім часом, в зв'язку з широким розповсюдженням штучних нейронних мереж, глибоке навчання принесло кардинальний поворот у галузі машинного навчання та штучного інтелекту.

Нейронна мережа глибокого навчання - це штучна нейронна мережа з кількома прихованими шарами [1]. Додаткові шари дозволяють будувати абстракції все більш високих рівнів, що дає можливість формування моделі для розпізнавання складних об'єктів реального світу. Зазвичай використовуються глибокі мережі прямого поширення, однак, останні дослідження показали успішне застосування глибоких архітектур в рекурентних мережах [2]. У завданнях, пов'язаних з обробкою зображень, переважно застосовуються згорткові нейронні мережі з огляду на їх найбільшої ефективності.

Глибоке навчання використовується у широкому діапазоні галузей через різноманітний спектр застосувань (таких як спостереження, здоров'я, медицина, спорт, робототехніка, безпілотники та ін.), що поєднує штучні нейронні мережі та сучасні стратегії глибокого навчання. Технології глибокого навчання використовуються для вирішення цілого ряду практично важливих задач: завдання, пов'язані з природною мовою (перевірка граматики, розпізнавання друкованих або рукописних текстів та ін.), пошук інформації в мережі Інтернет, обробка і розпізнавання зображень та ін. [3,4]. Методи машинного навчання використовуються для побудови алгоритмів, які забезпечують самостійне навчання на певних наборах даних, а далі достовірно прогнозування і класифікацію тестових даних [5-10].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Для вирішення задач розпізнавання та розбору текстів по їх зображенням використовуються різні види нейронних мереж: послідователные нейронные сети [8], конволюційні нейронні мережі (CNN) [5, 6, 8, 9], імпульсні нейронні мережі [10].

Для вирішення завдань машинного навчання і побудови нейронних мереж широко використовується мова програмування Python і ряд прикладних бібліотек: Keras, TensorFlow, Pandas, Matplotlib та інші, тому поставлена задача також вирішувалась за допомогою вказаних програмних засобів [11].

TensorFlow – спеціалізована бібліотека для обчислень з використанням графів потоків даних (вузли графа – математичні операції, ребра - багатовимірні масиви даних). У TensorFlow доступні паралельні обчислення на GPU після інсталяції необхідних драйверів і налаштування спеціальних параметрів.

Keras - бібліотека для побудови нейронних мереж глибокого навчання (Deep Learning), що надає високорівневий API, який використовує TensorFlow як backend.

Значний інтерес дослідників викликають питання оптимізації структури нейронних мереж глибокого навчання і оптимізації їх параметрів.

За даними [6,7], переваги, пов'язані з близькою точністю до людського рівня у великих програмах, призводять до зростання прийняття CNN в останні роки. Але картина впливу прихованих шарів CNN на загальну продуктивність мережі залишається неясною.

За даними [8] на практиці імпульсні нейронні мережі з багат шаровим навчанням виявилися важкими для навчання.

Метою даної роботи було вирішення як теоретичної задачі – налаштування та оптимізація штучної нейронної мережі для розпізнавання рукописних або друкованих цифри на зображеннях, так і практичної задачі – розпізнавання номерів на зображеннях чавуновозних ковшів.

Виклад основного матеріалу. Важливим моментом для навчання нейронних мереж глибокого навчання є побудова набіру даних для навчання моделі.

Для побудови і навчання моделі була обрана добре відома і досить повна база рукописних цифр MNIST [2-8, 12]. Ця база (MNIST - від англ. Modified NIST) є підмножиною більш об'ємною бази NIST [13], яка містить рукописні образи, сегментовані з зображень спеціально підготовлених шаблонів, заповнених респондентами бюро перепису і студентами закладів освіти США. MNIST складається з тренувальної (60000 образів) і тестової (10000) частин, при цьому для підвищення унікальності в різні частини були поміщені образи, отримані від різних авторів.

Бібліотека Keras містить численні реалізації широко застосовуваних будівельних блоків нейронних мереж, таких як шари, цільові та передавальні функції, оптимізатори, і безліч інструментів для спрощення роботи з зображеннями і текстом.

Модель для розпізнавання цифр включала вхідний і вихідний шари, а також один або кілька прихованих шарів. Навчання моделі проводилося з використанням змінної кількості кроків (epoch). Зображення для розпізнавання масштабувати до розміру 28x28 (784 осередки в одновимірному поданні), тому кількість нейронів у вхідному і прихованих шарах приймалося рівним 800. Обробка зображень (фільтрація, масштабування і т.п.) проводилася з використанням бібліотеки OpenCV.

Вихідний рівень - це шар з 10 вузлами `tf.nn.softmax`, який повертає масив з десяти ймовірнісних оцінок, сума яких дорівнює 1. Кожен вузол містить оцінку, яка вказує ймовірність того, що поточне зображення належить одному з 10 класів.

Приклад підготовки вхідних зображень для розпізнавання представлений на рис. 1.

Для виділення цифр на фотографії ковша використовувалися можливості бібліотеки OpenCV.



Рис. 1 – Области розпізнавання, що зазначені на фотографії чавуновізного ковша

Фотографія ковша перетворювалася до зображення у відтінках сірого. Для придушення шумів застосовувався фільтр GaussianBlur. Попереднє виділення області інтересу проводилося шляхом бінаризації зображення з виділенням світлих частин зображення. Потім вирівнювався фон отриманого зображення. Неоднорідності світлої частини зображення вирівнювалися за рахунок дилатації (рис. 2).



а) безпосередньо після виділення цифр



б) після двох ітерацій вирівнювання зображення (dilation)

Рис. 2 – Відновлення контуру зображення в області інтересу

З огляду на наявність досить світлих областей на фотографії ковша, виділення цільових зображень здійснювалося з використанням такої схеми:

- виділялися все замкнуті контури на зображенні;
- проводилася сортування знайдених контурів по площі;

- з огляду на, що площі, займані контурами цифр на зображенні, більше, ніж неоднорідностей, для подальшої обробки виділялися перші два або три максимальних по площі контури (номера не більше, ніж трізначні);
- для виділення областей розпізнавання будувалися прямокутники, в які вписувався контур.

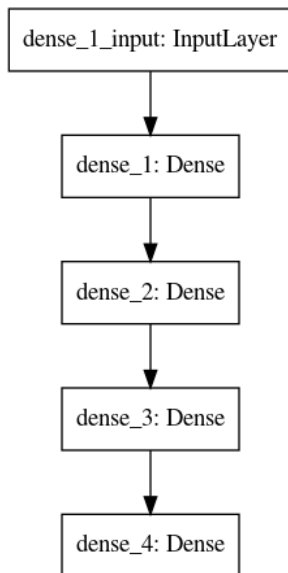


Рис. 3 – Структура нейронної мережі з трьома щільними прихованими шарами, побудованої в середовищі Keras

Для розпізнавання кожне зображення цифри преобразовувалося к розміру 28x28 і подавалося на вхід попередньо навченої нейронної мережі.

При налагодженні моделі по тестовим даним MNIST або набору зображень для подальшого розпізнавання встановлено, що точність розпізнавання слабко зростає в міру збільшення кількості прихованих шарів. Налаштування моделі куди більш чутливе до вибору типу і параметрів оптимізатора і числу epoch навчання.

Приклад структури найпростішої нейронної мережі глибокого навчання, яка побудована з використанням можливостей Keras, наведено на рис. 3.

Для більш точної і обгрунтованої настройки моделі розпізнавання було випробувано пакет Keras-tuner. Цей пакет використовує функцію, яка приймає набір параметрів і повертає складену модель.

Доступні чотири види параметрів: діапазон, вибір, лінійний та фіксований. Діапазон повертає цілі значення між заданими мінімальними та максимальними. Значення збільшуються за допомогою параметра кроку. Лінійний параметр схожий на діапазон, але працює з плаваючими числами. У цьому випадку крок називається роздільною здатністю. Параметр вибору набагато простіший. Йому список значень, і в результаті оптимізації повертається одне з них. Деякі параметри можуть встановлюватися як константи. Відпрацювання роботи з пакетом Keras-tuner виконувалось на простіших моделях регресійного типу з декількома входами і 1-3 виходами. Встановлено можливість суттєвої оптимізації поведінки моделі.

Більш точне розпізнавання областей інтересу було досягнуто з використанням згортальної нейронної мережі (CNN), але недоліком цієї мережі є значно більш висока тривалість навчання.

Після оптимізації моделі точність розпізнавання тестових зображень (декількох зображень ковшів) складала близько 100 %.

Стадії побудови і навчання моделі і розпізнавання практичних зразків легко розділяються внаслідок можливості експорту моделей. Для цього використовується метод `model.save(filepath)` для збереження моделі Keras в одному файлі HDF5, який буде містити:

- архітектура моделі, що дозволяє відновити модель
- ваги моделі
- конфігурація тренувань (втрата, оптимізатор)
- стан оптимізатора, що дозволяє відновити навчання саме там, де ви зупинилися.

Потім можна використовувати `keras.models.load_model(filepath)` для відновлення моделі. `load_model` також подбає про складання моделі за допомогою збереженої конфігурації тренувань (якщо модель ніколи не була скопійована).

ВИСНОВКИ

1. Побудована інформаційна технологія розпізнавання рукописних номерів чавуновозних ковшів за їхніми фотографіями.
2. Відпрацьована інформаційна технологія виділення області інтересу на фотографіях, що містять рукописні цифри, для подальшого розпізнавання.
3. Показана можливість оптимізації нейронних мереж глибокого навчання, побудованих за допомогою бібліотеки Keras.

Перелік використаних джерел:

1. *Schmidhuber J.* Deep Learning in Neural Networks: An Overview // *Neural Networks*. 2015. Vol. 61. P. 85–117.
2. *Mikolov T., Karafiat M., Burget L., Cernocky J., Khudanpur S.* Recurrent neural network based language model // 11th Annual Conference of the International Speech Communication Association. Japan. 2010. P. 1045–1048.
3. *Николенко С.* Глубокое обучение /С.Николенко, А. Кадурин, Е. Архангельская // СПб.: Питер, 2018. 480 с.
4. *Вьюгин В.В.* Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования. М.: 2013. 387 с.
5. *Siddique, Md. Abu & Khan, Mohammad & Arif, Rezoana & Ashrafi, Zahidun.* (2018). Study and Observation of the Variations of Accuracies for Handwritten Digits Recognition with Various Hidden Layers and Epochs using Neural Network Algorithm. 10.1109/CEEICT.2018.8628144.
6. *Siddique, Fathma & Sakib, Shadman & Siddique, Md.* (2019). Recognition of Handwritten Digit using Convolutional Neural Network in Python with Tensorflow and Comparison of Performance for Various Hidden Layers.
7. *Brownlee J.* Handwritten Digit Recognition using Convolutional Neural Networks in Python with Keras / *Jason Brownlee*. URL: <https://machinelearningmastery.com/handwritten-digit-recognition-using-convolutional-neural-networks-python-keras/> (дата звернення: 16.12.2019)
8. *Arif, Rezoana & Siddique, Md. Abu & Khan, Mohammad & Oishe, Mahjabin.* (2018). Study and Observation of the Variations of Accuracies for Handwritten Digits Recognition with Various Hidden Layers and Epochs using Convolutional Neural Network. 10.1109/CEEICT.2018.8628078.
9. *Isogawa, Kenzo & Ida, Takashi & Shiodera, Taichiro & Takeguchi, Tomoyuki.* (2017). Deep Shrinkage Convolutional Neural Network for Adaptive Noise Reduction. *IEEE Signal Processing Letters*. PP. 1-1. 10.1109/LSP.2017.2782270.
10. *Tavanaei, Amirhossein & Maida, Anthony.* (2017). Multi-Layer Unsupervised Learning in a Spiking Convolutional Neural Network. 10.1109/IJCNN.2017.7966099.
11. *Sable A.* Building Custom Deep Learning Based OCR models / *Anuj Sable* URL: <https://nanonets.com/blog/attention-ocr-for-text-recognition/> (дата звернення: 16.12.2019)
12. *LeCun Y.* The MNIST database of handwritten digits // <http://yann.lecun.com/exdb/mnist>.
13. *Grother P.J.* Nist special database 19 – handprinted forms and characters database // National Institute of Standards and Thechnology (NIST), Tech. Rep. 1995.

Чичкарев Е.А., Сергиенко А.В., Станишевский Л.Н.**ПОСТРОЕНИЕ И НАСТРОЙКА МОДЕЛЕЙ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНЫХ И ПЕЧАТНЫХ ЦИФР НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ ЧУГУНОВОЗНЫХ КОВШЕЙ**

В работе представлены результаты построения и испытания нейронной сети глубокого обучения для распознавания рукописных цифр. Проанализированы последние публикации по решению задач распознавание и разбора текстов по их изображениям, выбран ряд прикладных библиотек для создания программы для проведения экспериментов: Keras, TensorFlow, Pandas, Matplotlib и другие. Построена информационная технология распознавания рукописных номеров чугуновозных ковшей по их фотографиям. Для построения и обучения модели была выбрана хорошо известная и довольно полная база рукописных цифр MNIST. Модель для распознавания цифр включала входной и выходной слои, а также один или несколько скрытых слоев. Обучение модели проводилось с использованием переменного количества шагов (эпох). Изображения для распознавания масштабировать до размера 28x28 (784 ячейки в одномерном представлении), поэтому количество нейронов во входном и скрытых слоях принималось равным 800. Обработка изображений (фильтрация, масштабирование и т.п.) проводилась с использованием библиотеки OpenCV. Для распознавания каждое изображение цифры преобразовывалось к размеру 28x28 и подавалось на вход предварительно обученной нейронной сети. Для более точной и обоснованной настройки модели распознавания был испытан пакет Keras-tuner. Отработка работы с пакетом Keras-tuner выполнялось на простых моделях регрессионного типа с несколькими входами и 1-3 выходами. Установлена возможность существенной оптимизации поведения модели. После оптимизации модели точность распознавания тестовых изображений (нескольких изображений ковшей) составляла около 100%

Отработана информационная технология выделения области интереса на фотографиях, содержащих рукописные цифры, для дальнейшего распознавания. Показана возможность оптимизации нейронных сетей глубокого обучения, построенных с помощью библиотеки Keras. Установлено, что достаточную точность распознавания обеспечивает простая модель с плотными полносвязными скрытыми слоями и оптимизацией параметров модели с помощью пакета Keras Tuner.

Ключевые слова: *Keras, TensorFlow, MNIST, python, глубокое обучение, нейронные сети, распознавание цифр.*

Chychkarov Ye.A., Anastasiia Serhiienko, Stanishevsky L.M.**CONSTRUCTION AND ADJUSTMENT OF DEEP LEARNING MODELS FOR RECOGNITION OF HANDWRITTEN AND PRINTED DIGITS ON IMAGES OF CAST IRON LADLES**

The results of the construction and testing of deep learning neural network for handwriting recognition are presenting in the paper. The latest publications on solving problems of recognition and analysis of texts by their images were analyzed; a number of application libraries were selected to create a program for experiments: Keras, TensorFlow, Pandas, Matplotlib and others. An information technology for the recognition of handwritten numbers of cast-iron ladles from their photographs was built. To build and train the model, the well-known and complete base of handwritten digits MNIST chosen. The model for recognizing numbers included the input and output layers, as well as one or more hidden layers. Model training was carried out using a

variable number of steps (eras). Recognition images should be scaled to a size of 28x28 (784 cells in a one-dimensional representation), so the number of neurons in the input and hidden layers was assumed to be 800. Image processing (filtering, scaling, etc.) was performed using the OpenCV library. For recognition, each image of the digit was converted to a size of 28x28 and fed to the input of a pre-trained neural network. To more accurately and reasonably configure the recognition model, the Keras-tuner package was tested. Development of work with the Keras-tuner package was performed on simple regression-type models with several inputs and 1-3 outputs. The possibility of significant optimization of the model behavior is established. After optimizing the model, the recognition accuracy of test images (several images of buckets) was about 100%

The information technology highlighting the area of interest in photos containing handwritten digits for further recognition is worked out. The possibility of optimization of deep learning neural networks built with the help of Keras library is shown. A simple model with tight, fully hidden layers and optimization of model parameters with Keras Tuner package has been found to provide sufficient recognition accuracy.

Keywords: *Keras, TensorFlow, MNIST, python, deep learning, neural networks, digit recognition*

Стаття надійшла 16.12.2019

Рецензент: к.т.н. Молчанова В.С.

УДК 669.162.22

Щербаков С.В., Черевко О.О., Якименко О.І., Єфімов С.О.

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ КОНВЕРТЕРНОЇ ПЛАВКИ З УРАХУВАННЯМ ДИНАМІКИ ПРОЦЕСУ ЗНЕВУГЛЕЦЮВАННЯ

Кисневий конвертер є одним з найбільш важливих металургійних об'єктів автоматизації. Удосконалення його управління необхідно для отримання сталі з заданими температурою і складом при максимальній економічності плавки. Однак задача повної автоматизації процесу є вкрай складною і вимагає знання закономірностей впливу на технологічний процес безлічі факторів: фізико-хімічних, газо-гідродинамічних та інших, до теперішнього часу недостатньо досліджених.

Фізико-хімічну основу виробництва сталі в конвертері складають процеси окислення домішок чавуну, і в першу чергу окислення вуглецю. Незважаючи на великий обсяг досліджень, присвячених проблемі окислення вуглецю металу, значна кількість питань у цій галузі залишається мало вивченою. Відомо наукова теорія про те, що зневуглецювання при низькому вмісті вуглецю контролюється переважно його масовим переносом, до кінця не пояснює всіх особливостей процесу. У зв'язку з цим постало завдання проведення додаткових наукових досліджень динаміки окислення вуглецю, особливо при його низькій концентрації.

В роботі розглянуті методики, що описують процес зневуглецювання конвертерної сталі. Побудована модель розрахунку швидкості зневуглецювання і динаміки вмісту вуглецю у ванні конвертера під час продувки. Встановлено, що розроблена динамічна модель окислення вуглецю адекватна процесам, що протікають у ванні конвертера. Модель дозволяє безперервно по ходу продувки здійснювати контроль і регулювання найбільш важливих параметрів металу за допомогою управління кисневою фурмою, визначати швидкості зневуглецювання, зміни температури і окислення заліза ванни, а також ступінь допалювання CO в CO₂ в порожнині конвертера.