

JUMAYEV Turdali Saminjonovich,
O'zbekiston xalqaro islom akademiyasi
Zamonaviy axborot-kommunikatsiya
texnologiyalari kafedrasida dotsenti, PhD
turdali240483@gmail.com

OBIDINOV Rahmonjon Bahromjon o'g'li
O'zbekiston xalqaro islom akademiyasi
Axborot xavfsizligi yo'nalishi
I-kurs magistratura talabasi
abdurahmonjonobiddinov@gmail.com

АХБОРОТ ХАВФСИЗЛИГИ JARAYONIDA KONVOLYUTSION NEYRON TARMOQLAR ASOSIDAGI ALGORITMLAR

АЛГОРИТМЫ НА ОСНОВЕ КОНВОЛЮЦИОННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ПРОЦЕССЕ ИНФОРМАЦИОННОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

ALGORITHMS BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS IN THE INFORMATION SECURITY PROCESS

Annotatsiya. Ushbu maqolada kompyuterli ko'rishga asoslangan chuqur o'qitish usuli bo'lgan konvol'yutsion neyron tarmoqlar (CNN) algoritmlari tahlil qilingan. CNNlar tasvirlardan xususiyatlarni avtomatik ajratib olish qobiliyati tufayli tasvirlarni tasniflashda yuqori aniqlikka ega. Maqolada CNNning asosiy qatlamlari, jumladan konvol'yutsion, jamlash va to'liq bog'langan qatlamlar haqida batafsil ma'lumot berilgan. Maqolada, shuningdek, CNNning Fashion MNIST (tasvirlar ma'lumotlar to'plami) bilan tasvirlarini tasniflashdagi qo'llanilishi ham ko'rib chiqilgan. Olib borilgan tajribalarda CNN algoritmlari yuqori samaradorlik va aniq natijalar ko'rsatgan. Ushbu algoritumni qadimiy qo'lyozmalarni tanib olishda ham qo'llanilishi mumkin.

Kalit so'zlar: konvol'yutsion neyron tarmoq, chuqur o'qitish, tasvirlarni tasniflash, tasvirni tanib olish, Fashion MNIST, ma'lumotlar to'plami.

Annotation. This article analyzes convolutional neural network (CNN) algorithms, a deep learning method based on computer vision. CNNs have high accuracy in image classification due to their ability to automatically extract features from images. The article provides detailed information about CNN's core layers, including convolutional, cumulative, and fully connected layers. The article also examines CNN's application in clothing image classification with the Fashion MNIST data set. CNN algorithms demonstrated high efficiency and accurate results in the experiments conducted. This algorithm can also be used to recognize ancient manuscripts.

Keywords: convolutional neural network, deep learning, image classification, image recognition, Fashion MNIST, data set.

Аннотация. В данной статье проанализированы алгоритмы конволюционных нейронных сетей (CNN), являющиеся методом углубленного обучения, основанным на компьютерном зрении. CNN обладают высокой точностью классификации изображений благодаря своей способности автоматически выделять свойства из изображений. В статье подробно описываются основные слои CNN, включая конволюционные, агрегированные и полностью связанные. В статье также рассматривается использование CNN для классификации изображений одежды с набором данных Fashion MNIST. В проведенных экспериментах алгоритмы CNN показали высокую эффективность и точные результаты. Этот алгоритм также может быть использован для распознавания древних рукописей.

Ключевые слова: конволюционная нейронная сеть, углубленное обучение, классификация изображений, распознавание изображений, Fashion MNIST, набор данных.

KIRISH

Jahonda tasvirlarga ishlov berish, tasvirlardan muhim obyektlarni aniqlash va ajratish, turli xil texnologiyalar asosida avtomatik tanib olish usullarini rivojlantirishga alohida ahamiyat berilmoqda. Kompyuterli ko'rishga asoslangan obyekttni aniqlashda ommalashib borayotgan usullardan biri chuqur o'qitish (deep learning) usulidir. Chuqur o'qitish mashinali o'rganish

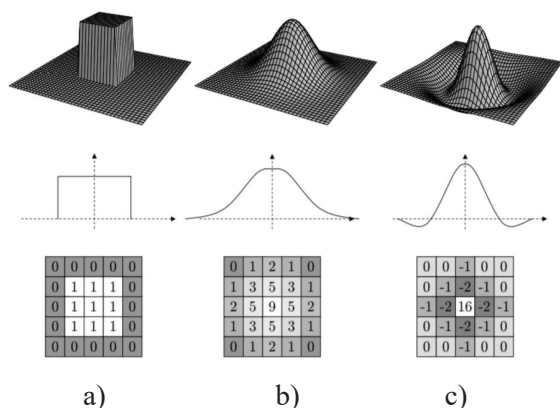
(machine learning) usullarining kengroq oilasining bir qismidir. Chuqur o'qitish usullari xususiyatlarni ajratib olish va o'zgartirish uchun chiziqli bo'lmagan ishlov berish birliklarining ko'p qavatli kaskadidan foydalandi. Har bir keyingi qatlam oldingi qatlamning chiqishidan kirish sifatida foydalanadi. Yuqori darajadagi xususiyatlar ierarxik tasvirni shakllantirish uchun quyi darajadagi xususiyatlardan olinadi. Chuqur o'qitish modellari orasida konvolyutsion neyron tarmoqlari qayta-qayta tasdiqlangan ustunliklari tufayli e'tiborga sazovor bo'ldi.

ASOSIY QISM

CNN yordamida tasvirni tasniflash ma'lumotlar to'plamidagi ba'zi naqshlarni kuzatish uchun tasvirdan xususiyatlarni ajratib olishni o'z ichiga oladi. Rasmlarni tasniflash uchun suniy neyron tarmoq (ANN)dan foydalanish hisoblash nuqtai nazaridan juda qimmatga tushadi, chunki o'rganiladigan parametrlar juda katta bo'ladi.

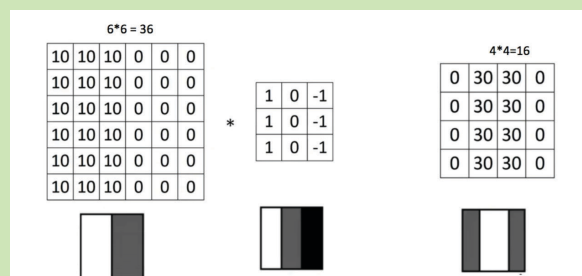
Misol uchun, agar biz mushukning 50x50 tasviriga ega bo'lsak va biz an'anaviy ANNni it yoki mushukga tasniflash uchun ushbu tasvirga o'rgatmoqchi bo'lsak, o'rgatiladigan parametrlar - $(50 \times 50) \times 100$ ta tasvir piksellari yashirin qatlamga ko'paytirilgan + 100 ta siljish + 2×100 ta chiqish neyronlari + 2 ta siljish = 2,50,302 bo'ladi.

Biz tasvirlarni tasniflash uchun CNNdan foydalanganda filtrlardan foydalanamiz. Filtrlar o'z vazifasiga ko'ra turli xil bo'ladi.



1-rasm. Turli filtrlar va ularning ta'siriga misollar.

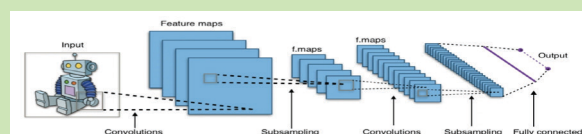
Konvolyutsiya, asosan, ikkita funksiyani uchinchi funksiyani hosil qilish uchun nuqtali ko'paytirishni anglatadi. Bu yerda bitta funksiya bizning rasm piksellari matritsasi, ikkinchisi esa filtrimizdir. Filtrni rasm ustiga surib, ikkita matritsaning skalyar ko'paytmasini hosil qilamiz. Olingan matritsa «Faollashtirish xaritasi» yoki «Xususiyat xaritasi» deb ataladi.



2-rasm. Faollashtirish xaritasi yoki Xususiyatlar matritsasi.

Tasvirlarni tasniflash kirish tasvirlariga yorliqlar yoki sinflarni tayinlashni o'z ichiga oladi. Bundan tashqari, bu nazorat ostidagi o'quv vazifasi bo'lib, unda model ko'rinmaydigan tasvirlar sinfini bashorat qilish uchun belgilangan tasvir ma'lumotlarini o'rgatiladi. CNN algoritmi bosqichlari odatda tasvirlarni tasniflash uchun ishlatiladi, chunki ular qirralar, teksturalar va shakllar kabi ierarxik xususiyatlarni o'rganishi mumkin, bu esa tasvirlardagi obyektlarni aniq tanib olish imkonini beradi. CNNlar bu vazifada a'lo darajada, chunki ular rasmlardan ma'noli fazoviy xususiyatlarni avtomatik ravishda ajratib olishlari mumkin.

Bu jarayonda ishtirok etadigan quyidagi qatlamlarni kertirib o'timiz mumkin: kiritish qatlami, konvolyutsion qatlamlar, birlashtiruvchi qatlamlar, to'liq ulangan qatlamlar va chiqish qatlami [3].



3-rasm. Keras va CIFAR-10 bilan CNN tasvir tasnifi.

Birinchi bosqich jarayoni ma'lumotlar to'plamini tanlash. O'zimiz kerakli ma'lumotlar to'plamini tanlaymiz yoki o'zimiz rasm ma'lumotlar to'plamimizni yaratishimiz mumkin.

Biz Kerasning fashion_mnist ma'lumotlar to'plamidan foydalanamiz. Bu ma'lumotlar to'plamiga 60,000 tadan ortiq har xil kiyim-kechak suratlari joylangan. Va ular 10 xil toifadan iborat.

Eng avval bizga kerak bo'ladigan kutubxonalarni o'rnatib olamiz.

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers, models # Keras from TensorFlow
from tensorflow.keras.datasets import fashion_mnist
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
```

Fashion MNIST ma'lumotlar to'plamini o'qib olamiz.

```
(train_images, train_labels), (test_images, test_labels) = fashion_mnist.load_data()
```

Toifalarini yozib olamiz.

```
class_names = ['T-shirt/top', 'Trouser', 'Pullover', 'Dress', 'Coat',
               'Sandal', 'Shirt', 'Sneaker', 'Bag', 'Ankle boot']
```

CNN model va qatlamlarni yozib olamiz.

```
# Define the CNN model
model = models.Sequential()

# First Convolutional layer
model.add(layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(28, 28, 1)))
model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))

# Second Convolutional layer
model.add(layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))

# Third Convolutional layer
model.add(layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))

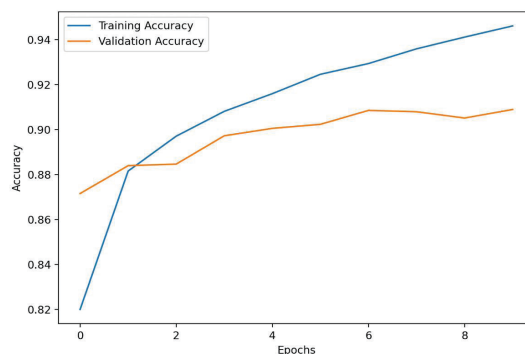
# Fully Connected Layers
model.add(layers.Flatten())
model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
model.add(layers.Dense(10, activation='softmax'))
```

Model qanchalik aniqlikda va yo'qotishlar bilan ishlaganini ko'rsatuvchi funksiyalarni qo'shamiz va natijalarni chop etamiz.

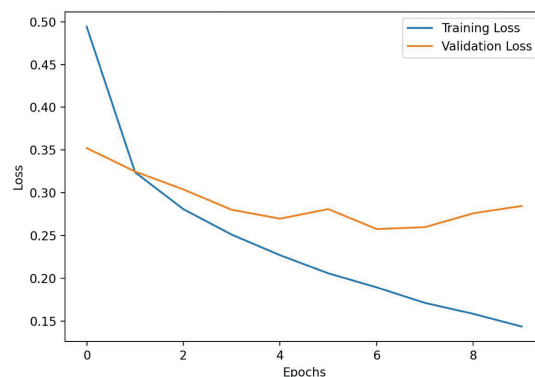
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 26, 26, 32)	320
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 13, 13, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 11, 11, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 5, 5, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 3, 3, 64)	36,928
Flatten (Flatten)	(None, 576)	0
dense (Dense)	(None, 64)	36,928
dense_1 (Dense)	(None, 10)	650

```
Total params: 93,322 (364.54 KB)
Trainable params: 93,322 (364.54 KB)
Non-trainable params: 0 (0.00 KB)
Epoch 1/10
1875/1875 --- 16s 8ms/step - accuracy: 0.7521 - loss: 0.6863 - val_accuracy: 0.8716 - val_loss: 0.3522
Epoch 2/10
1875/1875 --- 16s 9ms/step - accuracy: 0.8752 - loss: 0.3397 - val_accuracy: 0.8840 - val_loss: 0.3248
Epoch 3/10
1875/1875 --- 17s 9ms/step - accuracy: 0.8975 - loss: 0.2812 - val_accuracy: 0.8847 - val_loss: 0.3838
Epoch 4/10
1875/1875 --- 16s 9ms/step - accuracy: 0.9077 - loss: 0.2531 - val_accuracy: 0.8973 - val_loss: 0.2888
Epoch 5/10
1875/1875 --- 15s 8ms/step - accuracy: 0.9154 - loss: 0.2271 - val_accuracy: 0.9086 - val_loss: 0.2696
Epoch 6/10
1875/1875 --- 17s 9ms/step - accuracy: 0.9249 - loss: 0.2063 - val_accuracy: 0.9024 - val_loss: 0.2888
Epoch 7/10
1875/1875 --- 17s 9ms/step - accuracy: 0.9312 - loss: 0.1853 - val_accuracy: 0.9086 - val_loss: 0.2575
Epoch 8/10
1875/1875 --- 16s 9ms/step - accuracy: 0.9353 - loss: 0.1718 - val_accuracy: 0.9088 - val_loss: 0.2597
Epoch 9/10
1875/1875 --- 17s 9ms/step - accuracy: 0.9445 - loss: 0.1506 - val_accuracy: 0.9052 - val_loss: 0.2759
Epoch 10/10
1875/1875 --- 16s 9ms/step - accuracy: 0.9485 - loss: 0.1397 - val_accuracy: 0.9090 - val_loss: 0.2845
313/313 - 1s - 3ms/step - accuracy: 0.9090 - loss: 0.2845
Test accuracy: 90.90%
```

4-rasm. Dastur natijasini terminalda ko'rinishi.



5-rasm. Dastur qanchalik aniqlikda ishlaganini ko'rsatuvchi grafika.



6-rasm. Dastur qanchalik yo'qotish qilganini ko'rsatuvchi grafika.

Ushbu qadamlarda biz o'zimizning konvolyutsion neyron tarmoqlari modelini o'rgatishga va ushbu ko'nikmalardan foydalangan holda haqiqiy muammolarni hal qilishga tayyor bo'lamiz.

XULOSA

Tadqiqot natijasida ko'rdinadiki, CNN modeli ma'lumotlar to'plamidagi iyerarxik qonuniyatlarni bir nechta o'ramli qatlamlar orqali muvaffaqiyatli qamrab oldi, natijada yuqori tasniflash aniqligi paydo bo'ldi. Fikrimizcha, tasvirlarni tasniflashda CNNlardan foydalanish mashinaviy o'rganishda oldinga tashlangan muhim qadamdir. Ularning qo'l bilan aralashuvlarsiz xom ma'lumotlardan xususiyatlarni avtomatik ajratib olish qobiliyati kuchli va samarali hisoblanadi. Ushbu loyihada ko'rsatilganidek, hatto Fashion MNIST kabi nisbatan oddiy arxitektura va ma'lumotlar to'plami bilan ham CNN aniq va ishonchli bashoratlarni ishlab chiqara oladi va ularni keng doiradagi sohalarda qo'llashga imkon beradi. Biz dasturda jami 93 000 dan ortiq parametrlar bilan 90% dan ortiq aniqlikka erishdik. Bu model orqali qo'lyozma mabaalarini tanib olish va manbalarni elektron variantini elektron shaklga keltirishda samarali yechib bera olishi mumkin.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO'YXATI:

1. Jumayev T.S. (2021). Diniy-ma'rifiy tashkilotlarda axborot xavfsizligini ta'minlashda sun'iy intellektdan foydalanib tasvirlarni tanib olish. Islom tafakkuri jurnali. 4-son, – B. 122-124.
2. Jumayev T.S. (2021). Shaxsni tanib olish masalasida tasvirdagi obyekt belgilarini ajratish algoritmlari. Informatika va energetika muammolari jurnali, 1-son. – B. 172-175.
3. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville (2016) "Deep Learning" by, MIT press. – P. 326-350.
4. LeCun Y., Bottou L., Bengio Y., & Haffner P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11). – P. 2278-2324.
5. Krizhevsky A., Sutskever I., & Hinton G.E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in neural information processing systems, 25. – P. 1097-1105.

6. Chollet F. (2017). Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – P. 1251-1258.
7. Zeiler M.D. & Fergus R. (2014). Visualizing and understanding convolutional networks. European Conference on Computer Vision. – P. 818-833.
8. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – P. 770-778.