

### **Задание.**

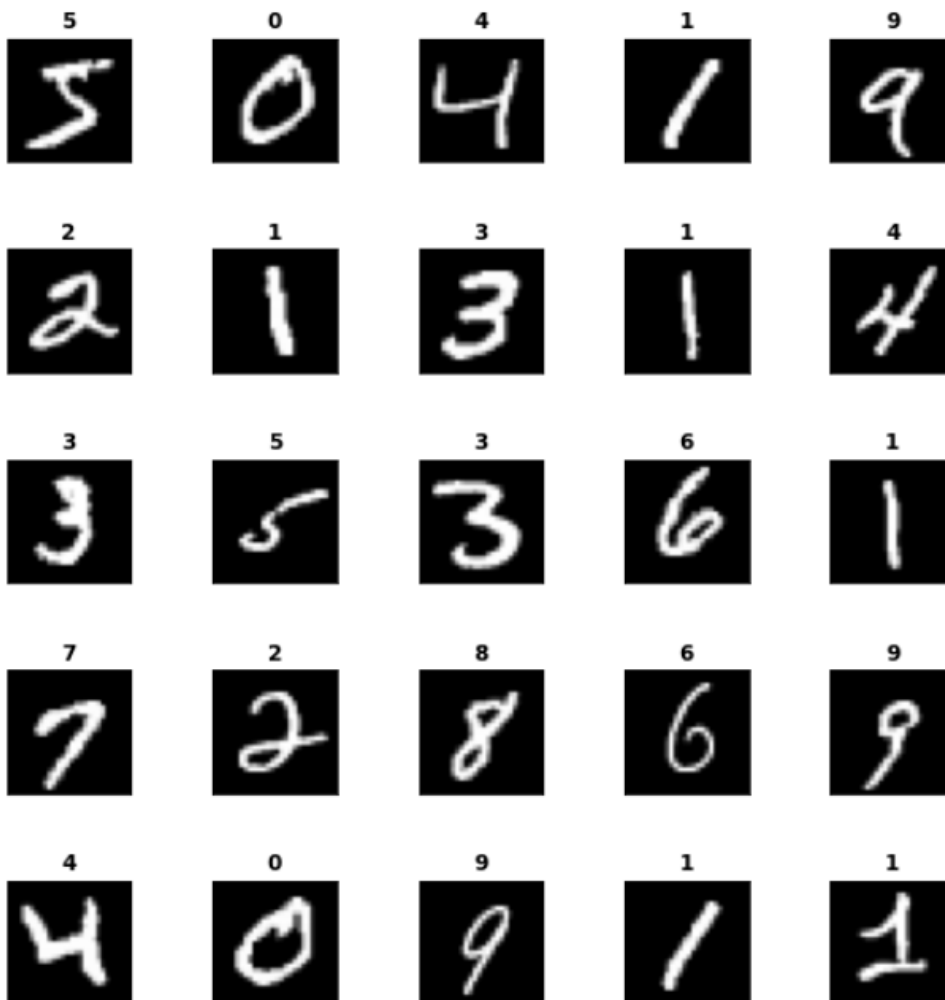
Настроить предобученную нейронную сеть для классификации рукописных цифр. Набор данных - MNIST. В качестве исходной берется любая модель из табл. 1 в ЛК6\_2021.

### **Описание выполненных действий**

Для применения предобученной нейронной сети, нужно изменить размер массивов `x_train`, `x_test`. Поэтому `x_train` приведем к размеру (60000, 48, 48, 3), `x_test` (10000, 48, 48, 3). Фактически, таким образом мы увеличили каждой “изображение цифры” до размера 48\*48 пикселей и добавили 3 цветовых канала.

```
#загрузка MNIST
print("number of classes: ", num_classes)
imagesTrain, labelsTrain, imagesTest, labelsTest = ReadBIN(n)
x_train, y_train, x_test, y_test, y_train_cat, y_test_cat = buf_x_y(num_classes)

x_train = x_train.reshape(-1, 28, 28, 1)
x_test = x_test.reshape(-1, 28, 28, 1)
OutputData25(x_train, y_train)
```



#3 канал

```
x_train = np.concatenate([x_train] * 3, axis=3)
```

```
x_test = np.concatenate([x_test] * 3, axis=3)
```

```
x_train /= 255
```

```
x_test /= 255
```

```
x_train = x_train.astype('float32')
```

```
x_test = x_test.astype('float32')
```

#новый размер изображения

```
IMG_SIZE = 48
```

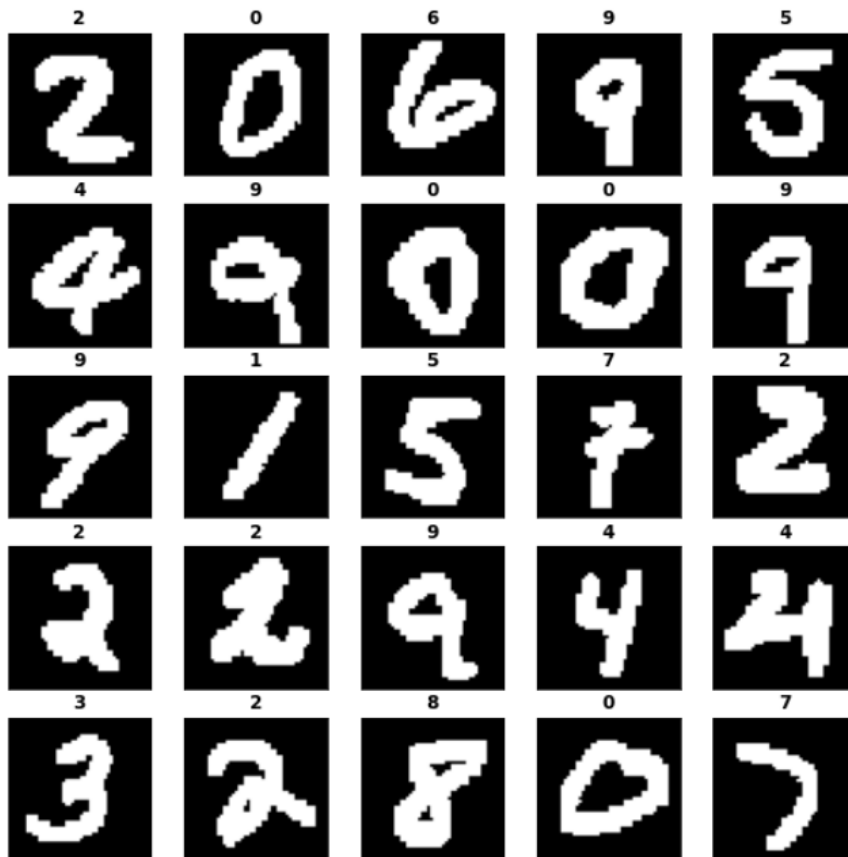
```
x_train = np.array([img_to_array(array_to_img(im).resize((IMG_SIZE,IMG_SIZE),
resample=Image.BICUBIC)) for im in x_train])
```

```
x_test = np.array([img_to_array(array_to_img(im).resize((IMG_SIZE,IMG_SIZE),
resample=Image.BICUBIC)) for im in x_test])
```

```
print(x_train.shape)
```

```
print(x_test.shape)
```

```
OutputData48(x_train, y_train )
```



Загружаем предобученную модель без последних полносвязных слоев и слоя Flatten, расположенного перед ними с параметром `include_top = False`. Включить в новую модель все слои, кроме двух последних полносвязных – это слой `fc2` с размером выхода 4096 и классифицирующий слой `predictions`, сделаем включенные в модель слои необучаемыми, а затем добавить полносвязный слой с размером выхода, равным, например, 512 и классифицирующий слой с размером выхода, равным числу классов. Добавляем новые слои, последний слой - классифицирующий слой с размером выхода = 10.

Обучаем модель, выводим графики потери и точности, выводим неверно классифицированные изображения, точность по классам.

### **Model.summary() полученной модели**

Model: "model"

---

Layer (type)	Output Shape	Param #
--------------	--------------	---------

---

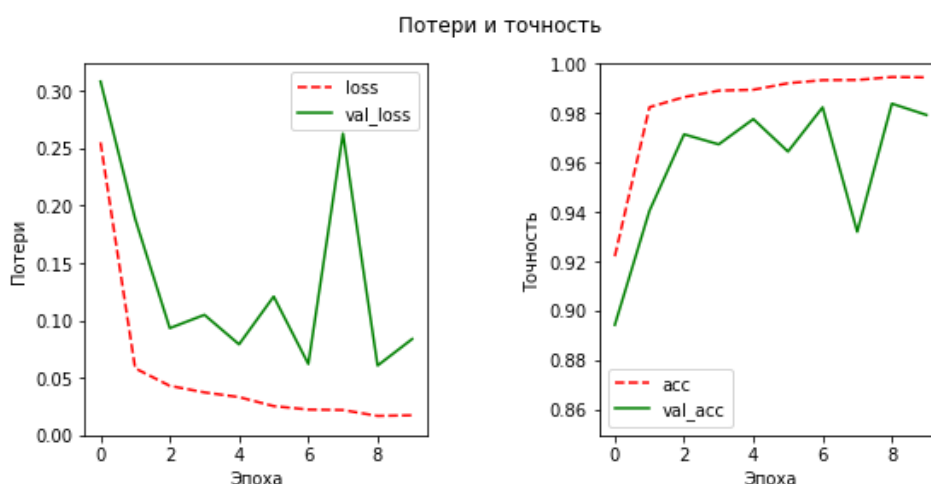
input_1 (InputLayer)	[(None, 48, 48, 3)]	0
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	1792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	36928
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 24, 24, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	73856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	147584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	295168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	590080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	590080
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	1180160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2359808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2359808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2359808
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 1, 1, 512)	0
flatten (Flatten)	(None, 512)	0
batch_normalization (BatchNormaliza	(None, 512)	2048
dropout (Dropout)	(None, 512)	0

dense (Dense)	(None, 256)	131328
batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 256)	1024
dropout_1 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_1 (Dense)	(None, 128)	32896
dropout_2 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_2 (Dense)	(None, 10)	1290
=====		
Total params: 14,883,274		
Trainable params: 4,886,666		
Non-trainable params: 9,996,608		
=====		

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 48, 48, 3)]	0
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	1792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 48, 48, 64)	36928
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 24, 24, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	73856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 24, 24, 128)	147584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	295168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	590080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	590080
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	1180160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 6, 6, 512)	2359808
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2359808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2359808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 3, 3, 512)	2359808
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 1, 1, 512)	0
flatten (Flatten)	(None, 512)	0
batch_normalization (BatchNo	(None, 512)	2048

dropout (Dropout)	(None, 512)	0
dense (Dense)	(None, 256)	131328
batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 256)	1024
dropout_1 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_1 (Dense)	(None, 128)	32896
dropout_2 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_2 (Dense)	(None, 10)	1290
=====		
Total params: 14,883,274		
Trainable params: 4,886,666		
Non-trainable params: 9,996,608		

## Графики обучения



## Полученная точность классификации изображений обучающего и проверочного множеств MNIST.

Прогноз

Потери при тестировании: 0.0786

Точность при тестировании: 97.78000116348267%

Всего изображений в тестовой выборке: 10000

Число верно классифицированных изображений: 9778

Точность: 97.78%

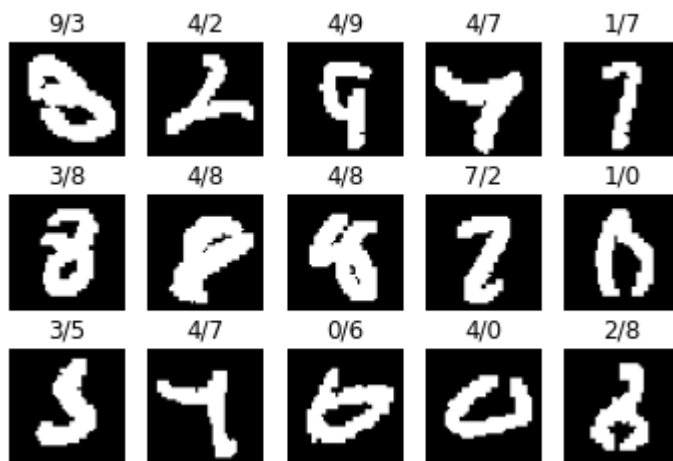
Неверно классифицировано: 222

Индекс | Прогноз | Правильный класс

18     9     3

43     4     2

62	4	9
124	4	7
175	1	7
184	3	8
242	4	8
290	4	8
321	7	2
324	1	0
340	3	5
358	4	7
445	0	6
490	4	0



Точность по классам

0 : 0.9683673469387755

1 : 1.0

2 : 0.9864341085271318

3 : 0.995049504950495

4 : 0.9959266802443992

5 : 0.9708520179372198

6 : 0.9665970772442589

7 : 0.9795719844357976

8 : 0.9188911704312115

9 : 0.977205153617443