# Национальный Исследовательский Университет ИТМО Кафедра ВТ

# Лабораторная работа №5 Системы искусственного интеллекта нейронные сети

Выполнил: Федоров Сергей

Группа: Р33113

Преподаватель: Болдырева Елена Александровна

Санкт-Петербург 2020 г.

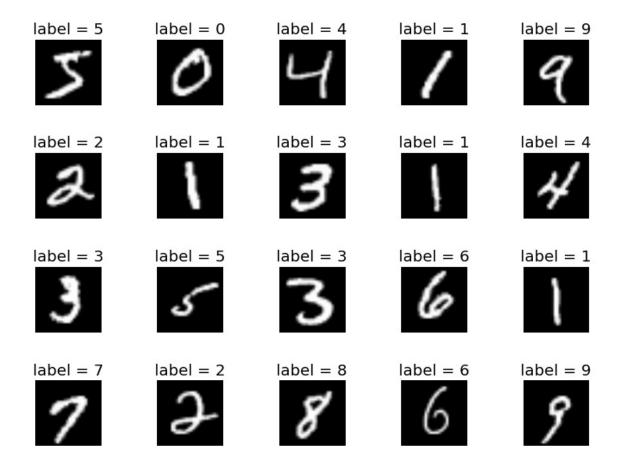
## Задание:

Решить задачу многоклассовой классификации, используя в качестве тренировочного набора данных - набор данных MNIST, содержащий образы рукописных цифр.

- 1. Используйте метод главных компонент для набора данных MNIST (train dataset объема 60000). Определите, какое минимальное количество главных компонент необходимо использовать, чтобы доля объясненной дисперсии превышала 0.80+номер\_в\_списке%10. Построить график зависимости доли объясненной дисперсии от количества используемых ГК
- 2. Введите количество верно классифицированных объектов класса номер\_в\_списке%9 для тестовых данных
- 3. Введите вероятность отнесения 5 любых изображений из тестового набора к назначенному классу
- 4. Определите Accuracy, Precision, Recall or F1 для обученной модели
- 5. Сделайте вывод про обученную модель

**Вариант:** 17 = номер в ису

# Данные:



### Выполнение:

```
1
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from IPython.display import clear_output
                                           2
from keras.datasets import mnist
(X_train, y_train), (X_pred, y_pred) = mnist.load_data()
print("Shapes: {} {} {} {}".format(X_train.shape, y_train.shape, X_pred.shape,
y_pred.shape))
Shapes: (60000, 28, 28) (60000,) (10000, 28, 28) (10000,)
X_train = X_train.reshape(len(X_train), -1)
X_pred = X_pred.reshape(len(X_pred), -1)
                                           4
from sklearn.decomposition import PCA
M = 0
results = []
threshold = 0.87
temp_pca_solver = PCA(n_components=100, svd_solver='full')
temp pca solver.fit(X train)
explained_variance = np.cumsum(temp_pca_solver.explained_variance_ratio_)
for m in range(100):
   results.append((m+1, explained_variance[m]))
    if (M == 0 and explained variance[m] > threshold):
       M = m+1
clear output(True)
plt.grid(True)
plt.axvline(0, color="black")
plt.axhline(0, color="black")
plt.axhline(threshold, color="green")
plt.plot(np.array(results)[:,0], np.array(results)[:,1], color="red")
plt.show()
del(temp_pca_solver)
```

```
0.8
 0.6
 0.4
 0.2
 0.0
        0
                   20
                              40
                                          60
                                                     80
                                                                100
print("Number of components M: {}".format(M))
pca solver = PCA(n components=M, svd solver='full')
pca_solver.fit(X_train)
Number of components M: 68
                                           5
PCA(n_components=68, svd_solver='full')
from sklearn.model_selection import train_test_split
#use your data
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_train, y_train, test_size=0.3,
random_state=68)
X_train, X_test = (pca_solver.transform(X_train), pca_solver.transform(X_test))
# print("Picked mean value of 0th column of X_train:
{}".format(np.mean(X_train[:,0])))
from sklearn.multiclass import OneVsRestClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
tree_solver = RandomForestClassifier(
    criterion = "gini",
   min_samples_leaf=10,
    max depth=20,
    n estimators=10,
```

random\_state=68

```
forest o v r solver = OneVsRestClassifier(tree solver)
forest_o_v_r_solver.fit(X_train, y_train)
OneVsRestClassifier(estimator=RandomForestClassifier(max depth=20,
                                                    min_samples_leaf=10,
                                                    n estimators=10,
                                                     random state=68))
                                          8
from sklearn.metrics import confusion matrix, accuracy score, precision score,
recall_score, f1_score, classification_report
c = 17 \% 9
y_pred = forest_o_v_r_solver.predict(X_test)
cm = confusion matrix(y test, y pred)
print("Predicted {}s for {}s: {}".format(
   c, c, cm[c][c])
print("Proba of getting {}s for any: {}".format(
   c, np.sum(cm[c]) / np.sum(cm))
print("Accuracy: {}\t Precision: {}\t Recall: {}\t F1 Score:{}".format(
    np.round(accuracy_score(y_test == c, y_pred == c), 3),
    np.round(precision_score(y_test == c, y_pred == c), 5),
    np.round(recall_score(y_test == c, y_pred == c), 5),
    np.round(f1 score(y test == c, y pred == c), 5)
))
Predicted 8s for 8s: 1531
Proba of getting 8s for any: 0.10061111111111111
                Precision: 0.90059 Recall: 0.84539 F1 Score:0.87212
Accuracy: 0.975
                                          10
print("Overall:")
print(classification_report(y_test, y_pred))
print("Confusion Matrix:")
print(" \t{}\n".format("\t".join([str(i)+":" for i in range(len(cm))])))
for i, row in enumerate(cm):
  print("{}:\t{}".format(i, "\t".join([str(x) for x in row])))
Overall:
                          recall f1-score support
             precision
          0
                   0.94
                             0.97
                                      0.95
                                                 1754
          1
                  0.96
                             0.98
                                      0.97
                                                 2060
                  0.91
                             0.92
                                      0.91
                                                1778
          3
                  0.90
                            0.89
                                      0.89
                                                1777
          4
                  0.91
                                      0.91
                            0.91
                                                1738
          5
                  0.87
                            0.87
                                      0.87
                                                1593
           6
                  0.92
                            0.96
                                      0.94
                                                1770
          7
                  0.93
                             0.93
                                     0.93
                                                1878
                  0.90
                             0.85
                                                1811
                                      0.87
```

	9		0.90	0.8	9	0.90	184	1		
accuracy						0.92	18000			
macro avg			0.91	0.92		0.91	18000			
weighted avg			0.92	0.92		0.92	18000			
Confusion Matrix: 0: 1:		2:	3:	4:	5 <b>:</b>	6:	7:	8:	9:	
0:	1696	0	8	3	1	8	27	2	8	1
1:	0	2010	16	4	0	10	5	7	7	1
2:	17	4	1629	21	15	8	17	20	44	3
3:	9	5	36	1578	5	54	14	13	49	14
4:	5	11	13	1	1578	5	26	8	14	77
5 <b>:</b>	22	1	17	60	19	1389	35	9	25	16
6 <b>:</b>	21	5	15	1	5	20	1694	2	6	1
7:	5	21	21	8	31	3	0	1753	3	33
8:	24	23	27	57	18	73	13	19	1531	26
9:	11	11	11	21	70	18	1	48	13	1637

### Вывод:

Помимо стандартных "сделал, понял" после лабораторной работы осталось несколько мыслей/выводов:

- 1. Обучение итоговой модели на уменьшенных размерностях позволяет сократить время обучения и, возможно побороть переобучение (в особенности это важно с такими классификаторами как RFT).
- 2. Даже не смотря на то что модель не предназначена для работы с данными такого типа (графическое представление, с большим кол-во признаков), при данном подходе можно достичь неплохо результата, пусть даже и на такой простенькой задаче.

### Вывод:

```
two_dim_pca_solver = PCA(n_components=2)
two_dim_pca_solver.fit(X_train)

two_dim_X = two_dim_pca_solver.transform(X_train)

step = 4

# plt.figure(figsize=(13, 8))
# plt.grid(True)
# plt.scatter(two_dim_X[:,0][::step], two_dim_X[:,1][::step], c=y_train[::step], s = 200, alpha=0.7)
# plt.legend(y_train)
# plt.show()
fig, ax = plt.subplots(figsize=(13, 8))
for (num, color) in enumerate(["red", "orange", "pink", "yellow", "green", "blue", "indigo", "violet", "grey", "black"]):
    ax.scatter(
```

```
two_dim_X[:,0][y_train == num][::step],
    two_dim_X[:,1][y_train == num][::step],
    c = color,
    label = str(num),
    alpha=0.9,
    s = 20
)
ax.legend()
ax.grid(True)
plt.show()
```

