

Обучение нейронной сети для распознавания рукописных цифр на изображениях из базы MNIST

Импорт основных модулей

- Импортируется стандартный класс **numpy** для работы с векторами и матрицами
- Импортируется стандартный класс **time** для замера времени работы скриптов
- Выставляется путь к папке с кодом
- Импортируется класс **Img** для хранения и обработки изображения
- Импортируется класс **Imgs** для хранения массива всех изображений
- Импортируется класс **LayerFC**, представляющий один полносвязный слой нейронной сети
- Импортируется класс **NeuralNetwork**, представляющий нейронную сеть и функцию **nn_load** для загрузки параметров сохраненной на диске сети

```
In [2]: import numpy as np
import time
import sys
sys.path.append('../')

from cap_solver.image.img import Img
from cap_solver.image.imgs import Imgs
from cap_solver.neural_network.layer_fc import LayerFC
from cap_solver.neural_network.neural_network import NeuralNetwork,
nn_load
```

Функция, переводящая символ (0, 1, ..., 9) на изображении в вектор длины 10

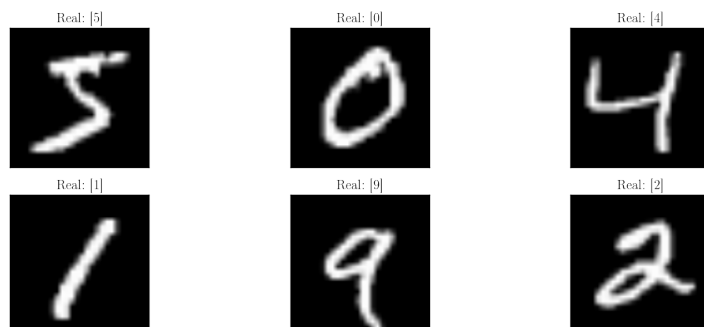
```
In [3]: def fsmb2vec(s):
''' Symbol may contain 0-9 numbers. '''
v = np.zeros((10, 1))
v[int(s)] = 1.
return v
```

Загрузка изображений

- Инициализация класса, хранящего изображения и выставление опции печати промежуточной информации
- Распаковка изображений из архива (база mnist из 70000 распознанных рукописных цифр)
- Отрисовка шести первых изображений для примера

```
In [4]: Ims = Imgs(fsmb2vec=fsmb2vec, verb=True)
Ims.load('../data/mnist/mnist.pkl.gz', dtype='mnist')
Ims.show(n=6, c=3, figsize=(13, 5), figsize_sub=(4, 4))
```

```
Total time (sec.): 3.9
Time per img (sec.): 0.0001
Total number of img: 70000
```



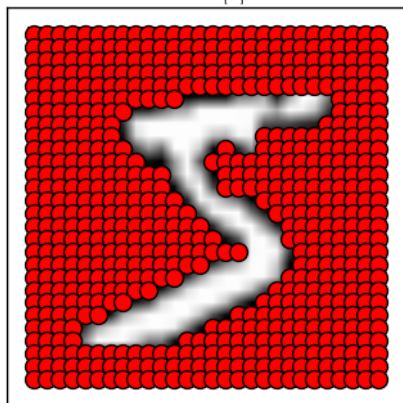
Анализ изображений (на примере первого изображения в базе)

- Вычисление и отображение (в виде списка из пар: номер цвета - количество пикселей) гистограммы цветов (функция calc_hist)
- Явное отображение (в виде красных кругов) первых двух по распространенности на изображении цветов (функция show_colors)

```
In [5]: hist = Ims[0].calc_hist(present=True)
for h in hist[:2]:
    print 'Color: %-3d | Count: %-d'%tuple(h)
    Ims[0].show_colors(colors=h, figsize=(4, 4))
```

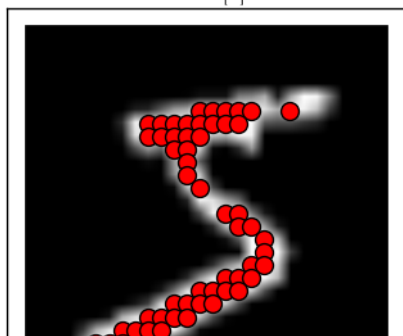
```
C: 0-> 618 | C:253-> 54 | C: 18-> 5 | C:
2-> 3 | C: 11-> 3 | C: 136-> 2 | C:
C:154-> 3 | C: 1-> 2 | C:136-> 2 | C:
16-> 2 | C: 39-> 2 | C:182-> 2 | C:
C:172-> 2 | C:195-> 2 | C:80-> 2 | C:
64-> 2 | C:219-> 2 | C: 81-> 2 | C:
C:198-> 2 | C:225-> 2 | C:241-> 2 | C:2
82-> 2 | C:249-> 2 | C:133-> 1 | C:1
C: 93-> 2 | C: 9-> 1 | C: 14-> 1 | C:1
47-> 2 | C:132-> 1 | C:150-> 1 | C: 24->
C: 3-> 1 | C: 14-> 1 | C: 27-> 1 | C:
35-> 1 | C: 9-> 1 | C: 30-> 1 | C:160->
C:130-> 1 | C: 14-> 1 | C: 36-> 1 | C:
71-> 1 | C:150-> 1 | C: 24-> 1 | C:
C: 23-> 1 | C: 24-> 1 | C:166-> 1 | C:221->
26-> 1 | C: 27-> 1 | C: 43-> 1 | C:175->
C:156-> 1 | C: 30-> 1 | C: 46-> 1 | C:
35-> 1 | C: 36-> 1 | C:183-> 1 | C:186->
C: 70-> 1 | C: 43-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
70-> 1 | C: 46-> 1 | C:186-> 1 | C:187->
C: 45-> 1 | C:183-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
49-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
C: 56-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
66-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
C:119-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
07-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
C:213-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
94-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
C:251-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
07-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
C:238-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
44-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
C:250-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
26-> 1 | C:186-> 1 | C:201-> 1 | C:187->
Color: 0 | Count: 618
```

Real: [5]



Color: 253 | Count: 54

Real: [5]



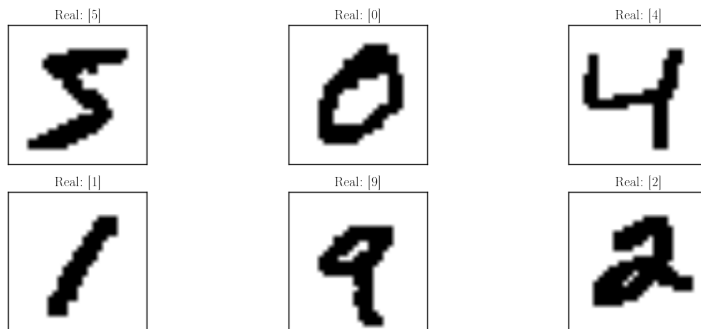


Бинаризация изображений

- На основе анализа гистограммы, наиболее представленный на изображении цвет считаем фоновым
- Все остальные цвета считаем соответствующими тексту
- Бинаризация: переводим цвет фона в нуль, а цвет текста в единицу (функция binarization)
- Отрисовка нескольких преобразованных изображений для примера

```
In [6]: _t = time.time()
for Im in Ims:
    Im.binarization(colors_bg=[0])
print 'Total time (sec.): %6.1f'%(time.time() - _t)
print 'Time per img (sec.): %9.4f'%((time.time() - _t)/Ims.len_)
Ims.show(n=6, r=2, figsize=(13, 5), figsize_sub=(4, 4))
```

```
Total time (sec.): 123.5
Time per img (sec.): 0.0018
```



Подготовка данных для обучения сети

- Инициализация класса, представляющего данные
- Преобразование подготовленных изображений в матрицу входных и выходных векторов
- Разделение изображений на набор обучающих данных (50000), валидационных данных (0) и тестовых данных (20000)

```
In [7]: _t = time.time()
X_all = Ims.get_matrix(var='arr')
Y_all = Ims.get_matrix(var='smb_real')
print X_all.shape
print Y_all.shape
N_trn = 50000
X_trn, Y_trn = X_all[:, :N_trn], Y_all[:, :N_trn]
X_tst, Y_tst = X_all[:, N_trn:], Y_all[:, N_trn:]
print 'Total time (sec.): %6.1f'%(time.time() - _t)
print 'Time per img (sec.): %9.4f'%((time.time() - _t)/Ims.len_)
```

```
(784, 70000)
(10, 70000)
Total time (sec.): 1.9
Time per img (sec.): 0.0000
```

Создание нейронной сети

- Инициализируется экземпляр класса нейронной сети и выставляется опция печати промежуточной информации
- Создаются три слоя с числами нейронов 784 (входной слой), 30 (внутренний слой), 10 (выходной слой)
- Гиперпараметр числа элементов в подвыборке выбран равным 10, а гиперпараметр скорости обучения выбран равным 3 (на основе ряда текстовых расчетов по выбору оптимального значения гиперпараметров)

```
In [8]: NN = NeuralNetwork(verb=True)
NN.add_layers(LayerFC(None, 784))
NN.add_layers(LayerFC(784, 30))
NN.add_layers(LayerFC(30, 10))
NN.set_params(mb_size=10, eta=3.)
```

Обучение нейронной сети

- Выбрано 30 эпох для обучения
- Выходная информация на каждой эпохе обучения:
 - Номер эпохи
 - Время в секундах, затраченное на эпоху
 - Полное количество итераций обратного распространения в сети (с момента создания сети)
 - Количество данных в тестовом наборе
 - Качество сети после соответствующей эпохи обучения на тестовом наборе данных (относительная доля неправильных результатов предсказания)

```
In [9]: NN.learning(X_trn, Y_trn, X_tst, Y_tst, epochs=30)

Epoch # 1: T= 9.71; m= 50000; n_check= 20000; e_check=0.
106050
Epoch # 2: T= 7.81; m= 100000; n_check= 20000; e_check=0.
090200
Epoch # 3: T= 7.90; m= 150000; n_check= 20000; e_check=0.
083650
Epoch # 4: T= 8.70; m= 200000; n_check= 20000; e_check=0.
077900
Epoch # 5: T= 6.44; m= 250000; n_check= 20000; e_check=0.
074450
Epoch # 6: T= 6.51; m= 300000; n_check= 20000; e_check=0.
065950
Epoch # 7: T= 6.76; m= 350000; n_check= 20000; e_check=0.
067500
Epoch # 8: T= 7.67; m= 400000; n_check= 20000; e_check=0.
066400
Epoch # 9: T= 7.30; m= 450000; n_check= 20000; e_check=0.
063100

Epoch # 10: T= 7.39; m= 500000; n_check= 20000; e_check=0.
062700
Epoch # 11: T= 6.64; m= 550000; n_check= 20000; e_check=0.
065500
Epoch # 12: T= 6.99; m= 600000; n_check= 20000; e_check=0.
063800
Epoch # 13: T= 6.80; m= 650000; n_check= 20000; e_check=0.
062500
Epoch # 14: T= 8.26; m= 700000; n_check= 20000; e_check=0.
065350
Epoch # 15: T= 8.02; m= 750000; n_check= 20000; e_check=0.
062950
Epoch # 16: T= 7.40; m= 800000; n_check= 20000; e_check=0.
061300
Epoch # 17: T= 7.95; m= 850000; n_check= 20000; e_check=0.
062650
Epoch # 18: T= 6.88; m= 900000; n_check= 20000; e_check=0.
059500
Epoch # 19: T= 7.72; m= 950000; n_check= 20000; e_check=0.
059800
Epoch # 20: T= 6.94; m= 1000000; n_check= 20000; e_check=0.
060900
Epoch # 21: T= 7.96; m= 1050000; n_check= 20000; e_check=0.
059500
Epoch # 22: T= 8.90; m= 1100000; n_check= 20000; e_check=0.
058100
Epoch # 23: T= 8.78; m= 1150000; n_check= 20000; e_check=0.
058900
Epoch # 24: T= 7.82; m= 1200000; n_check= 20000; e_check=0.
062650
Epoch # 25: T= 9.76; m= 1250000; n_check= 20000; e_check=0.
061800
Epoch # 26: T= 8.44; m= 1300000; n_check= 20000; e_check=0.
059200
Epoch # 27: T= 6.83; m= 1350000; n_check= 20000; e_check=0.
061000
Epoch # 28: T= 6.27; m= 1400000; n_check= 20000; e_check=0.
062250
```

```
Epoch # 29: T=      8.46; m=   1450000; n_check=    20000; e_check=0.
060150
Epoch # 30: T=      9.92; m=   1500000; n_check=    20000; e_check=0.
058450
```

Комментарий: как следует из результатов, нейронная сеть после 30 эпох обучения дает менее 6% ошибок на тестовой выборке размера 20000 (качество предсказания может быть существенно улучшено путем лучшего выбора гиперпараметров сети).

Добавим еще один слой из 30 нейронов к сети и соответствующим образом модифицируем параметр скорости обучения и максимальное число эпох обучения

```
In [20]: NN = NeuralNetwork(verb=True)
NN.add_layers(LayerFC(None, 784))
NN.add_layers(LayerFC(784, 30))
NN.add_layers(LayerFC(30, 30))
NN.add_layers(LayerFC(30, 10))
NN.set_params(mb_size=10, eta=1.5)
NN.learning(X_trn, Y_trn, X_tst, Y_tst, epochs=50)

Epoch # 1: T=      9.30; m=    50000; n_check=    20000; e_check=0.
122550
Epoch # 2: T=     12.27; m=   100000; n_check=    20000; e_check=0.
096000
Epoch # 3: T=      8.18; m=   150000; n_check=    20000; e_check=0.
091200
Epoch # 4: T=      7.97; m=   200000; n_check=    20000; e_check=0.
079100
Epoch # 5: T=      7.66; m=   250000; n_check=    20000; e_check=0.
076500
Epoch # 6: T=     10.33; m=   300000; n_check=    20000; e_check=0.
072750
Epoch # 7: T=      8.65; m=   350000; n_check=    20000; e_check=0.
072650
Epoch # 8: T=      7.59; m=   400000; n_check=    20000; e_check=0.
071700
Epoch # 9: T=     10.79; m=   450000; n_check=    20000; e_check=0.
071350
Epoch # 10: T=      7.56; m=   500000; n_check=    20000; e_check=0.
066400
Epoch # 11: T=      7.86; m=   550000; n_check=    20000; e_check=0.
067650
Epoch # 12: T=      7.54; m=   600000; n_check=    20000; e_check=0.
064750
Epoch # 13: T=      7.54; m=   650000; n_check=    20000; e_check=0.
061650
Epoch # 14: T=      7.74; m=   700000; n_check=    20000; e_check=0.
060700
Epoch # 15: T=      9.88; m=   750000; n_check=    20000; e_check=0.
061250
Epoch # 16: T=      9.33; m=   800000; n_check=    20000; e_check=0.
061150
Epoch # 17: T=      7.73; m=   850000; n_check=    20000; e_check=0.
061400
Epoch # 18: T=      7.69; m=   900000; n_check=    20000; e_check=0.
061150
Epoch # 19: T=      7.68; m=   950000; n_check=    20000; e_check=0.
060800
Epoch # 20: T=      7.54; m=  1000000; n_check=    20000; e_check=0.
059900
Epoch # 21: T=      7.55; m=  1050000; n_check=    20000; e_check=0.
061000
Epoch # 22: T=      7.55; m=  1100000; n_check=    20000; e_check=0.
062400
Epoch # 23: T=      7.55; m=  1150000; n_check=    20000; e_check=0.
058700
Epoch # 24: T=      7.58; m=  1200000; n_check=    20000; e_check=0.
059700
Epoch # 25: T=      9.09; m=  1250000; n_check=    20000; e_check=0.
056950
Epoch # 26: T=      8.40; m=  1300000; n_check=    20000; e_check=0.
057300
Epoch # 27: T=      7.85; m=  1350000; n_check=    20000; e_check=0.
058850
Epoch # 28: T=      7.52; m=  1400000; n_check=    20000; e_check=0.
057650
Epoch # 29: T=      7.54; m=  1450000; n_check=    20000; e_check=0.
058600
Epoch # 30: T=      7.78; m=  1500000; n_check=    20000; e_check=0.
058100
Epoch # 31: T=      7.56; m=  1550000; n_check=    20000; e_check=0.
059650
Epoch # 32: T=      8.04; m=  1600000; n_check=    20000; e_check=0.
057700
Epoch # 33: T=      8.95; m=  1650000; n_check=    20000; e_check=0.
057150
Epoch # 34: T=      9.23; m=  1700000; n_check=    20000; e_check=0.
056550
```

```

Epoch # 35: T= 9.57; m= 1750000; n_check= 20000; e_check=0.
056550
Epoch # 36: T= 8.76; m= 1800000; n_check= 20000; e_check=0.
056750
Epoch # 37: T= 9.53; m= 1850000; n_check= 20000; e_check=0.
056600
Epoch # 38: T= 8.09; m= 1900000; n_check= 20000; e_check=0.
059150
Epoch # 39: T= 8.55; m= 1950000; n_check= 20000; e_check=0.
058650
Epoch # 40: T= 8.83; m= 2000000; n_check= 20000; e_check=0.
057800
Epoch # 41: T= 9.11; m= 2050000; n_check= 20000; e_check=0.
057650
Epoch # 42: T= 10.49; m= 2100000; n_check= 20000; e_check=0.
056900
Epoch # 43: T= 11.11; m= 2150000; n_check= 20000; e_check=0.
055750
Epoch # 44: T= 11.01; m= 2200000; n_check= 20000; e_check=0.
056300
Epoch # 45: T= 10.49; m= 2250000; n_check= 20000; e_check=0.
055550
Epoch # 46: T= 10.89; m= 2300000; n_check= 20000; e_check=0.
057500
Epoch # 47: T= 10.48; m= 2350000; n_check= 20000; e_check=0.
057800
Epoch # 48: T= 10.40; m= 2400000; n_check= 20000; e_check=0.
056350
Epoch # 49: T= 10.05; m= 2450000; n_check= 20000; e_check=0.
055850
Epoch # 50: T= 10.56; m= 2500000; n_check= 20000; e_check=0.
057650

```

Комментарий: как видим, точность существенно не увеличилась.

Проверка качества предсказания на конкретном примере

- Выбираем одно изображение (последнее изображение из набора) для примера и получаем соответствующие интенсивности пикселей (x)
- Запускаем расчет посредством обученной нейронной сети и выводим результат (предсказание сети)
- Отрисовываем изображение

```

In [13]: Im = Ims[-1]
x = Im.get_vector('arr')
a = NN.forward(x)
print 'The answer of the neural network is ', np.argmax(a)
Im.show(figsize=(4, 4))

```

The answer of the neural network is 6

Real: [6]



Комментарий: обученная нейронная сеть выдала правильное предсказание (цифра 6).

Сохраняем обученную нейронную сеть в файл для возможности последующего использования

```

In [14]: NN.save('./nn_saved/nn_mnist.p')

```

Загружаем (для проверки корректности опции сохранения) обученную нейронную сеть из файла и демонстрируем первый ошибочный результат распознавания

```
In [21]: NN = nn_load('./nn_saved/nn_mnist.p')
```

```
for i, Im in enumerate(Ims):
    x = Im.get_vector('arr')
    a = NN.forward(x)
    a = np.argmax(a)
    Im.smb_calc = unicode(a)
    if not Im.symb_is_corr:
        print 'NN result is "%s" (real value is "%s")'. Image number
is %d'%(Im.smb_calc, Im.smb_real, i+1)
        break
Im.show(figsize=(4, 4))
```

NN result is "3" (real value is "9"). Image number is 49

Real: [9] | Pred: [3]



```
In [ ]:
```