

重温手写数字识别-MATLAB面向对象实现

MATLAB 面向对象简介

创建类的语法如下

```
1 classdef Point2D
2     properties
3         x
4         y
5     end
6     methods
7         function obj = Point2D(x0,y0)
8             obj.x = x0;
9             obj.y = y0;
10        end
11    end
12 end
```

这里，我们创建了二维点类，其属性值包含横纵坐标 x 和 y 。

- 所有函数功能都放置在 `methods ... end` 之间，Line 7-10 给出的是类的构造函数，用以声明对象并初始化。
- 建立好类后，我们可在主程序中创建一个对象

```
1 p = Point2D(0.5,0.5);
```

输出 `p` 后可查看属性值

```
1 p =
2
3     Point2D with properties:
4
5     x: 0.5000
6     y: 0.5000
```

- 要特别说明的是：当添加其他方法（即函数）时，我们常常会遇到修改属性值 x 和 y 的情况。例如添加方法

```
1 function normalize(obj)
2     r = sqrt(obj.x^2+obj.y^2);
3     obj.x = obj.x/r;
4     obj.y = obj.y/r;
5 end
```

系统会在 Line 5 显示提醒符号，对应的说明为：Value class method that modifies the object must return the modified object. 也就是说，默认情况下，我们建立的类是值类，任何修改对象的操作都必须返回新的对象，即要把上面的方法修改为

```

1 function obj = normalize(obj)
2     r = sqrt(obj.x^2+obj.y^2);
3     obj.x = obj.x/r;
4     obj.y = obj.y/r;
5 end

```

但此时查看对象

```

1 p = Point2D(0.5,0.5);
2 p.normalize();
3 disp(p)

```

可以发现，属性值仍未发生改变。这是因为，normalize 函数返回的对象其实是新的对象，我们必须重新创建一个对象，即改为

```

1 p = Point2D(0.5,0.5);
2 a = p.normalize();
3 disp(a)

```

- 如果希望在函数内修改类的属性值，而不必重新定义一个对象，那么可把类声明 MATLAB 自带的 handle 类（继承 handle 类）：

```

1 classdef Point2D < handle

```

此时不需要返回对象，任意修改操作都可改变属性值。

- 数值类与句柄类的区别在于内存的管理。上面的问题与 C 语言函数参数是值传递还是地址传递这一问题类似。值传递通常是在函数体的内部拷贝一个传入，函数体中的修改不会改变外部的实参。地址传递则不同，因为地址指向的内容是同一个东西。

建立类的框架

根据前面神经网络的讨论可知，SGD 训练的过程中涉及到两个重要步骤，即前向传播和后向传播。

- 前向传播是在给定网络参数的情况下，对输入进行预测。
- 后向传播是在给定小批量样本的输入和输出情况下，反向计算出所有层的神经元误差，进而得到梯度值，进行参数更新。

我们建立的类的框架如下

```

1 classdef Network < handle
2     properties
3         num_layers
4         sizes
5         biases
6         weights
7     end
8
9     methods
10        % constructor: initialization
11        function obj = Network(sizes)
12            obj.num_layers = length(sizes);
13            obj.sizes = sizes;

```

```

14         for s = 1:obj.num_layers-1 % 2,...,L
15             obj.biases{s} = randn(sizes(s+1),1);
16             obj.weights{s} = randn(sizes([s+1,s]));
17         end
18     end
19
20     % feedforward
21     [aL,a,z] = feedforward(obj,data_x);
22
23     % backpropagation
24     backprop(obj,mini_batch_y,a,z,eta);
25
26     % train network by SGD
27     SGD(obj, training_data_x, training_data_y, epochs, mini_batch_size,
eta, varargin);
28
29     % evaluation of test_data
30     [np,yp,y] = evaluate(obj,data_x,data_y);
31
32     end % end of methods
33
34 end

```

- 属性值的含义是显然的。我们直接给出了构造函数，其他方法只给出了函数声明。注意，在 MATLAB 中，若想类外实现方法，则必须建立 @Network 文件夹，并把类的定义文件和方法实现文件放入其中。
- 构造函数中对属性值进行了初始化，这里考虑的是一般情形，即隐藏层可以有多个层。
- feedforward 是前向传播方法，对输入 data_x 进行预测。注意，前向传播的参数由 obj.biases 和 obj.weights 获得。
- backprop 是反向传播方法，它接收小批量样本的输出、所有激活值和带权输入，然后反向计算神经元误差，计算梯度，并更新参数。

编写类的方法

feedforward 方法

该函数比较简单，具体实现如下

```

1 function [aL,a,z] = feedforward(obj,data_x)
2     a = cell(1,obj.num_layers); % a1,...,aL
3     z = cell(1,obj.num_layers-1); % z2,...,zL
4     a{1} = data_x; aL = data_x;
5     for s = 1:obj.num_layers-1
6         w = obj.weights{s}; b = obj.biases{s};
7         zs = w*aL+b; aL = sigmoid(zs);
8         z{s} = zs; a{s+1} = aL;
9     end
10 end

```

这里，aL 为最终的输出，a 和 z 则存储所有的激活值和带权输入。

后面我们不再逐一解释代码，熟悉面向过程的程序后，代码是自明的。

backprop 方法

```
1 function backprop(obj,mini_batch_y,a,z,eta)
2     % errors of neurons
3     delta = cell(1,obj.num_layers-1);
4     cost_a = cost_derivative(a{end}, mini_batch_y);
5     delta{end} = cost_a.*sigmoid_prime(z{end});
6     for i = 0:length(z)-2
7         w3 = obj.weights{end-i};
8         delta3 = delta{end-i};
9         z2 = z{end-i-1};
10        delta{end-i-1} = (w3'*delta3).*sigmoid_prime(z2);
11    end
12    % gradient descent: update weights and biases
13    m = size(mini_batch_y,2);
14    for level = 1:obj.num_layers-1 % 2,...,L
15        delta2 = delta{level}; a1 = a{level};
16        w = obj.weights{level};
17        b = obj.biases{level};
18        for i = 1:m % loops of mini-batch data
19            w = w - eta/m*delta2(:,i)*a1(:,i)';
20            b = b - eta/m*delta2(:,i);
21        end
22        obj.weights{level} = w;
23        obj.biases{level} = b;
24    end
25
26 end % end of backprop
27
28 % derivative of cost function (w.r.t. a)
29 function cost_a = cost_derivative(aL, mini_batch_y)
30     cost_a = aL - mini_batch_y;
31 end
```

SGD 训练

```
1 function SGD(obj, training_data_x, training_data_y, epochs, mini_batch_size,
2 eta, varargin)
3     n = size(training_data_x,2);
4     batch_num = fix(n/mini_batch_size); % number of mini-batches
5
6     err = zeros(batch_num*epochs,1); st = 1;
7     for ep = 1:epochs
8         kk = randperm(n); % for shuffling the training data
9         for s = 1:batch_num
10            % current mini-batch
11            id = kk((s-1)*mini_batch_size+1 : s*mini_batch_size);
12            mini_batch_x = training_data_x(:,id);
13            mini_batch_y = training_data_y(:,id);
14
15            % feedforward
16            [aL,a,z] = obj.feedforward(mini_batch_x);
17
18            % backpropagation
```

```

18         obj.backprop(mini_batch_y,a,z,eta);
19
20         % compute errors
21         err(st) = 0.5*mean((aL(:)-mini_batch_y(:)).^2);
22         st = st + 1;
23     end
24
25     % evaluation of test_data
26     if ~isempty(varargin)
27         test_data_x = varargin{1};
28         test_data_y = varargin{2};
29         ntest = size(test_data_x,2);
30         np = obj.evaluate(test_data_x,test_data_y);
31         fprintf('Epoch %2d :   %d / %d \n', ep, np, ntest);
32     end
33 end
34
35 plot(err); ylim([0 0.5])
36 end % end of SGD

```

该函数中涉及到算法评估函数

```

1 function [np,yp,y] = evaluate(obj,data_x,data_y)
2     test_data_yp = obj.feedforward(data_x);
3     [~,yp] = max(test_data_yp,[],1);
4     [~,y] = max(data_y,[],1);
5     yp = yp'-1; y = y'-1;
6     np = sum(yp==y); % number of correct predictions
7 end

```

其中，np 表示预测正确的数据个数，yp 是预测输出，y 是真实输出（注意数字在 data_y 中是以 10 维的二进制向量表示的）。

主程序

```

1 %% Load MNIST
2 % name_data_x, name_data_y, where name = training, validation, test
3 load mnistdata;
4
5 %% Parameters
6 sizes = [784 15 10];
7 epochs = 10;
8 mini_batch_size = 10;
9 eta = 3;
10
11 %% Create a Network object
12 net = Network(sizes);
13
14 %% Train network with SGD
15 net.SGD(training_data_x, training_data_y, epochs, mini_batch_size, eta, ...
16         test_data_x, test_data_y);
17
18 %% Recognize handwritten digits
19 [np,y_p,y] = net.evaluate(validation_data_x,validation_data_y);

```

```

20 ratio = np/length(y);
21 fprintf('\n Recognize handwritten digits in validation_data \n');
22 fprintf(' Accuaracy = %.2f%% \n', ratio*100);

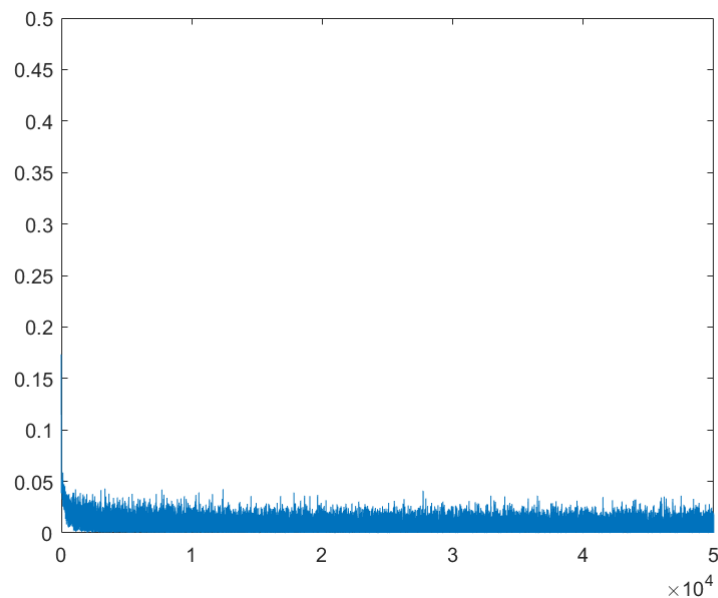
```

结果如下

```

1 Epoch 1 : 8882 / 10000
2 Epoch 2 : 9081 / 10000
3 Epoch 3 : 9170 / 10000
4 Epoch 4 : 9107 / 10000
5 Epoch 5 : 9220 / 10000
6 Epoch 6 : 9239 / 10000
7 Epoch 7 : 9189 / 10000
8 Epoch 8 : 9244 / 10000
9 Epoch 9 : 9264 / 10000
10 Epoch 10 : 9222 / 10000
11
12 Recognize handwritten digits in validation_data
13 Accuaracy = 92.07%

```



主程序中可设置三层以上的网络，如

```

1 sizes = [784 5 5 10];

```

结果为

```
1 Epoch 1 : 7497 / 10000
2 Epoch 2 : 8226 / 10000
3 Epoch 3 : 8242 / 10000
4 Epoch 4 : 8498 / 10000
5 Epoch 5 : 8493 / 10000
6 Epoch 6 : 8531 / 10000
7 Epoch 7 : 8606 / 10000
8 Epoch 8 : 8632 / 10000
9 Epoch 9 : 8608 / 10000
10 Epoch 10 : 8693 / 10000
11
12 Recognize handwritten digits in validation_data
13 Accuaracy = 85.82%
```

从精度和计算损耗方面来说，该案例三层网络的表现是最佳的。
