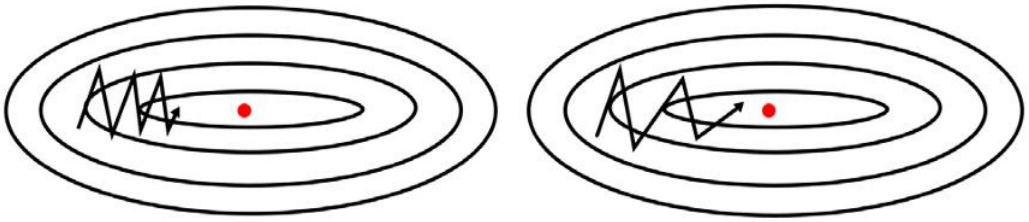
딥러닝 입문 / 중간고사(1반) 11. 1. 2021

1. 왼쪽은 경사하강법으로 오른쪽은 Momemtum으로 이동한 점의 경로를 나타낸 그림이다. 수학(등위선, 접선, gradient, 벡터, 벡터의 덧셈)을 사용하여 점의 이동 경로를 각각 설명하시오.



2. 이변수 함수

$$f(x,y) = xy$$

에 대하여 learning rate $\eta = 1$과 계수 $\beta_1 = \beta_2 = 1/2$로 Adam을 적용하려 한다. 초기 위치 $\mathbf{x}_0 = (1,2)$에서 출발하여 두 발자국 걸어갈때, $\mathbf{x}_1$, $\mathbf{x}_2$를 구하시오.

3. 배치 정규화 (batch normalization)층으로 들어온 데이터 배치 묶음과 흘러들어온 미분이 각각

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 2 & -2 & -2 \\ 0 & -1 & 1 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 4 \\ 4 & 2 & 2 \end{pmatrix}, \qquad \frac{\partial L}{\partial \mathbf{y}} = \begin{pmatrix} 1 & -\sqrt{2} & -2 \\ 1 & -\sqrt{2} & 2 \\ 1 & 2 & -2 \\ 1 & \sqrt{2} & 2 \\ 1 & \sqrt{2} & 2 \end{pmatrix}$$

이다. 배치 정규화층의 확대(scale)는 $\gamma = [4\sqrt{5}, 2\sqrt{2}, 4]$이고 이동(shift)은 $\beta = [10,4,6]$이다. 출력값 $\mathbf{y}$와 미분 $\frac{\partial L}{\partial \beta}$, $\frac{\partial L}{\partial \gamma}$을 구하시오.

4. 활성화 함수가 sigmoid인 이층 신경망이 dictionary

$$\{W_1 : \begin{bmatrix} -1 & -2 & -3 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix},\ b_1 : [0,0,0],\ W_2 : \begin{bmatrix} 3 & 3 \\ 5 & -5 \\ 9 & 0 \end{bmatrix},\ b_2 : [0,0]\}$$

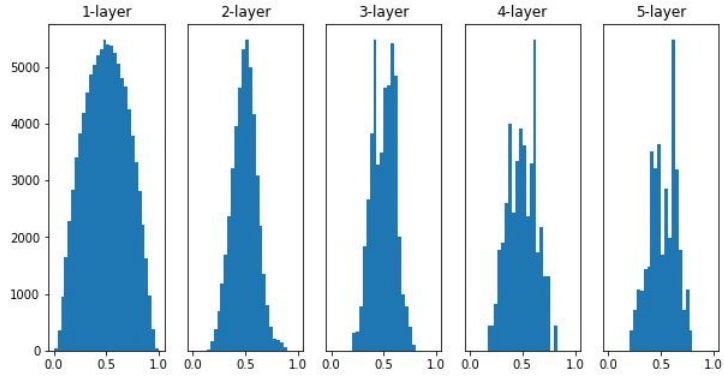
로 주어져 있다. 데이터 $\mathbf{x} = [\log 2, 0]$의 라벨이 $[0,1]$이라 하자. 손실함수는 교차 엔트로피(cross entropy)에 L^2-규제 (L^2-regularization)가 가해져 있다. 가중치 감소의 세기가

$$\lambda = \frac{1}{84}$$

일 때, 데이터 $\mathbf{x}$의 손실함수 값을 구하시오.

5. (i) 파라미터와 하이퍼 파라미터의 예를 각각 3가지씩 드시오.
   (ii) validation 데이터를 따로 두지 않고 테스트 데이터로 하이퍼 파라미터를 튜닝하면 어떤 문제가 생기는지 설명하시오.
   (iii) K-fold validation을 $K = 4$라 두고 설명하시오.

6. Xavier 초기값을 따라 가중치를 초기화 했을 때 다음과 같은 활성화층의 히스토그램을 얻는다. 빈 칸을 채우시오.




```
input_data = np.random.randn(1000, 100)
  node_num = 100
  hidden_layer_size = 5
  activations = {}
  x = input_data
  for i in range(hidden_layer_size):
      if i != 0:
          x = activations[i-1]
      w = np.random.randn(node_num, node_num) * [      ]
      a = np.dot(x, w)
      z = sigmoid(a)
      activations[i] = z
  for i, a in activations.items():
      plt.[      ](1, len(activations), i+1)
      plt.title(str(i+1) + "-layer")
      if [      ]: plt.yticks([], [])
      plt.[      ](a.flatten(), 30, range=(0,1))
  plt.show()
```

7. 다음은 배치 정규화(batch normalization)의 순전파와 역전파 코드이다. 빈 칸을 채우시오.

```
    def forward(self, x, train_flg):
        if self.running_mean is None:
            N, D = x.shape
            self.running_mean = np.zeros(D)
            self.running_var = np.zeros(D)
        if train_flg:
            mu = [      ]
            xc = x - mu
            var = np.mean(xc**2, axis=0)
            std = np.sqrt(var + 10e-7)
            xn = [      ]
            self.batch_size = x.shape[0]
            self.xc = xc
            self.xn = xn
            self.std = std
            self.running_mean = self.momentum * self.running_mean + (1-self.momentum) * mu
```

```
            self.running_var = self.momentum * self.running_var + (1-self.momentum) * var
        else:
            xc = x - self.running_mean
            xn = xc / ((np.sqrt(self.running_var + 10e-7)))
        out = self.gamma * xn + self.beta
        return out
    def backward(self, dout):
        dbeta = [      ]
        dgamma = [      ]
        dxn = self.gamma * dout
        dxc = dxn / self.std
        dstd = -np.sum((dxn * self.xc) / (self.std * self.std), axis=0)
        dvar = [      ] * dstd / self.std
        dxc += (2.0 / self.batch_size) * self.xc * dvar
        dmu = np.sum(dxc, axis=0)
        dx = dxc - dmu / self.batch_size
        self.dgamma = dgamma
        self.dbeta = dbeta
        return dx
```

8. 다음은 Drop Out 층의 순전파와 역전파를 구현하는 코드이다.

```
class Dropout:
    def __init__(self, dropout_ratio=0.5):
        self.dropout_ratio = dropout_ratio
        self.mask = None
    def forward(self, x, train_flg=True):
        if train_flg:
            self.mask = np.random.rand(*x.shape) > self.dropout_ratio
            return x * self.mask
        else:
            return x * (1.0 - self.dropout_ratio)
    def backward(self, dout):
        return dout * self.mask
```

입력 데이터와 생성된 random 행렬이 각각

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix}, \qquad \begin{pmatrix} 0.2 & 0.3 & 0.5 \\ 0.1 & 0.6 & 0.9 \\ 0.1 & 0.8 & 0.7 \end{pmatrix}$$

이고 dropout ratio는 0.4라 하자. 훈련할 때와 테스트할 때 출력값이 각각 어떻게 되겠는가?

9. 다음은 심층 신경망 코드의 앞부분이다. 빈칸을 채우시오.

```
class MultiLayerNet:
    def __init__(self, input_size, hidden_size_list, output_size, activation='relu',
            weight_init_std='relu', weight_decay_lambda=0):
        self.input_size = input_size
        self.output_size = output_size
        self.hidden_size_list = hidden_size_list
        self.hidden_layer_num = len(hidden_size_list)
        self.weight_decay_lambda = weight_decay_lambda
```

```
        self.params = {}
        self.__init_weight(weight_init_std)
        activation_layer = {'sigmoid': Sigmoid, 'relu': Relu}
        self.layers = OrderedDict()
        for idx in range(1, self.hidden_layer_num+1):
            self.layers['Affine' + str(idx)] = Affine(self.params['W' + str(idx)],
                                                      self.params['b' + str(idx)])
            self.layers['Activation_function' + str(idx)] = activation_layer[activation]()
        idx = self.hidden_layer_num + 1
        self.layers['Affine' + str(idx)] = Affine(self.params['W' + str(idx)],
                                                  self.params['b' + str(idx)])
        self.last_layer = SoftmaxWithLoss()
    def __init_weight(self, weight_init_std):
        all_size_list = [self.input_size] + self.hidden_size_list + [self.output_size]
        for idx in range(1, len(all_size_list)):
            scale = weight_init_std
            if str(weight_init_std).lower() in ('relu', 'he'):
                scale = [      ]
            elif str(weight_init_std).lower() in ('sigmoid', 'xavier'):
                scale = [      ]
            self.params['W' + str(idx)] = [      ]
            self.params['b' + str(idx)] = np.zeros(all_size_list[idx])
    def predict(self, x):
        for layer in self.layers.values():
            x = layer.forward(x)
        return x
    def loss(self, x, t):
        y = self.predict(x)
        weight_decay = 0
        for idx in range(1, self.hidden_layer_num + 2):
            W = self.params['W' + str(idx)]
            weight_decay += 0.5 * self.weight_decay_lambda * [      ]
        return self.last_layer.forward(y, t) + [      ]
```

10. (9번 계속) 뉴런의 개수가 각각 784, 1000, 800, 400, 200, 10인 5층 신경망을 만드려고 한다. 활성화 함수는 시그모이드 함수로 가중치 행렬의 초기값은 Xavier 초기값으로 가중치 감소의 세기는 0.5로 잡으려 한다. 본인의 이니셜을 딴 인스턴스를 만드시오.

딥러닝 입문 / 중간고사(2반) 10. 28. 2021

1. 삼변수 함수

$$f(x, y, z) = xyz$$

에 대하여 learning rate $\eta = 1$과 관성 계수 $\alpha = 1$로 Momentum을 적용하려 한다. 초기 위치 $\mathbf{x}_0 = (1, 2, 1)$에서 출발하여 세 발자국 걸어갈 때, $\mathbf{x}_1$, $\mathbf{x}_2$, $\mathbf{x}_3$를 구하시오.

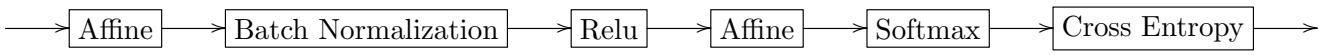
2. 이변수 함수

$$f(x, y) = xy$$

에 대하여 learning rate $\eta = 1$로 AdaGrad를 적용하려 한다. 초기 위치 $\mathbf{x}_0 = (1, 2)$에서 출발하여 두 발자국 걸어갈 때, $\mathbf{x}_1$, $\mathbf{x}_2$를 구하시오.

3. 뉴런의 개수가 각각 784, 1000, 800, 400, 200, 10인 5층 신경망을 생각하자. 각 $k = 1, 2, 3, 4, 5$에 대하여 $k-1$층에서 k층으로 가는 Affine 변환의 가중치 행렬을 W_k라 하자.
   (i) 활성화 함수(activation function)를 sigmoid함수로 잡고 gradient vanishing이나 표현력 제한이 일어나지 않도록 Xavier 초기값을 따라 초기값을 설정하려 한다. 초기 가중치 행렬 W_1, W_2, W_3, W_4, W_5를 각각 어떤 분포를 따라 랜덤하게 선택해야 하겠는가?
   (ii) 활성화 함수(activation function)를 ReLU함수로 잡고 gradient vanishing이나 표현력 제한이 일어나지 않도록 He 초기값을 따라 초기값을 설정하려 한다. 초기 가중치 행렬 W_1, W_2, W_3, W_4, W_5를 각각 어떤 분포를 따라 랜덤하게 선택해야 하겠는가?

4. 신경망이



와 같이 주어져 있다. 첫번째 Affine층의 가중치 행렬 W_1, 두번째 Affine층의 가중치 행렬 W_2가 각각

$$W_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \qquad W_2 = \begin{pmatrix} \log 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & \log 2 & 0 \end{pmatrix}$$

이고 편향은 없다. 배치정규화층(batch normalization)의 확대(scale)는 $\gamma = [1, 2, 3]$, 이동(shift)은 $\beta = [0, -1, -2]$이다. 입력 데이터 $[1, 2, 3], [3, 0, 1]$이 배치 묶음으로 입력되고 라벨이 각각 $[1, 0, 0], [0, 1, 0]$일 때 손실함수값을 구하시오.

5. 교차 엔트로피(cross entropy)값을 L_c라 하고 L^2-규제 (L^2-regularization)까지 고려한 손실함수 값을 L이라 하자. k번째 Affine층의 가중치 행렬 W_k, 편향벡터 b_k 그리고 가중치 감소 계수 λ에 대하여 등식

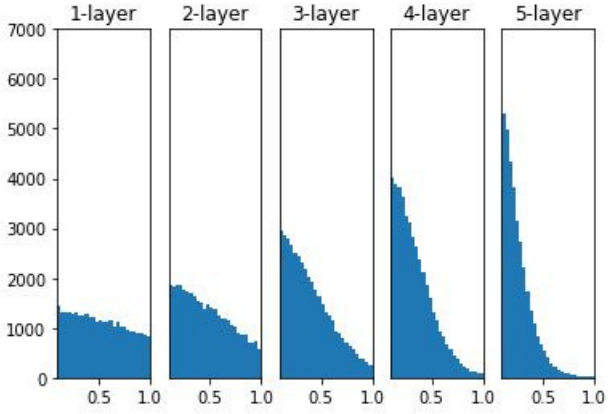
$$\frac{\partial L}{\partial W_k} = \frac{\partial L_c}{\partial W_k} + \lambda W_k, \qquad \frac{\partial L}{\partial b_k} = \frac{\partial L_c}{\partial b_k}$$

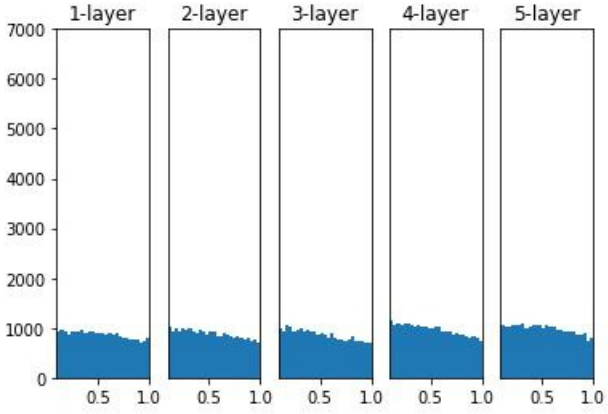
을 설명하시오. (편의를 위해 W_k를 2×2 행렬, b_k를 2차원 벡터라 가정해도 좋다.)

6. 밑줄 친 부분을 수식으로 바꾸고 이로부터 Adam의 점화식을 이끌어 내시오.

```
class Adam:
    def __init__(self, lr=0.001, beta1=0.9, beta2=0.999):
        self.lr = lr
        self.beta1 = beta1
        self.beta2 = beta2
        self.iter = 0
        self.m = None
        self.v = None
    def update(self, params, grads):
        if self.m is None:
            self.m, self.v = {}, {}
            for key, val in params.items():
                self.m[key] = np.zeros_like(val)
                self.v[key] = np.zeros_like(val)
        self.iter += 1
        lr_t = self.lr * np.sqrt(1.0 - self.beta2**self.iter)
                / (1.0 - self.beta1**self.iter)
        for key in params.keys():
            self.m[key] += (1 - self.beta1) * (grads[key] - self.m[key])
            self.v[key] += (1 - self.beta2) * (grads[key]**2 - self.v[key])
            params[key] -= lr_t * self.m[key] / (np.sqrt(self.v[key]) + 1e-7)
```

7. 다음 코드를 실행하면 좌측의 히스토그램을 얻는다. 오른쪽 히스트그램이 나오도록 코드를 수정하시오.






```
input_data = np.random.randn(1000, 100)
node_num = 100
hidden_layer_size = 5
activations = {}
x = input_data
for i in range(hidden_layer_size):
    if i != 0:
```

```
            x = activations[i-1]
        w = np.random.randn(node_num, node_num) * np.sqrt(1.0 / node_num)
        a = np.dot(x, w)
        z = ReLU(a)
        activations[i] = z
    for i, a in activations.items():
        plt.subplot(1, len(activations), i+1)
        plt.title(str(i+1) + "-layer")
        if i != 0: plt.yticks([], [])
        plt.hist(a.flatten(), 30, range=(0,1))
    plt.show()
```

8. 다음은 배치 정규화(batch normalization)의 순전파와 역전파 코드이다. 빈 칸을 채우시오.

```
    def forward(self, x, train_flg):
        if self.running_mean is None:
            N, D = x.shape
            self.running_mean = np.zeros(D)
            self.running_var = np.zeros(D)
        if train_flg:
            mu = x.mean(axis=0)
            xc = x - mu
            var = np.mean(xc**2, axis=0)
            std = np.sqrt(var + 10e-7)
            xn = xc / std
            self.batch_size = x.shape[0]
            self.xc = xc
            self.xn = xn
            self.std = std
            self.running_mean = self.momentum * self.running_mean + (1-self.momentum) * mu
            self.running_var = self.momentum * self.running_var + (1-self.momentum) * var
        else:
            xc = [          ]
            xn = xc / ((np.sqrt([          ] + 10e-7)))
        out = self.gamma * xn + self.beta
        return out


    def backward(self, dout):
        dbeta = [          ]
        dgamma = np.sum(self.xn * dout, axis=0)
        dxn = [          ] * dout
        dxc = dxn / self.std
        dstd = -np.sum((dxn * self.xc) / (self.std * self.std), axis=0)
        dvar = 0.5 * dstd / [          ]
        dxc += (2.0 / self.batch_size) * self.xc * dvar
        dmu = np.sum(dxc, axis=0)
```

```
        dx = dxc - dmu / self.batch_size
        self.dgamma = dgamma
        self.dbeta = dbeta
        return dx
```

9. 다음은 Drop Out 층의 순전파와 역전파를 구현하는 코드이다.

```
class Dropout:
    def __init__(self, dropout_ratio=0.5):
        self.dropout_ratio = dropout_ratio
        self.mask = None
    def forward(self, x, train_flg=True):
        if train_flg:
            self.mask = np.random.rand(*x.shape) > self.dropout_ratio
            return x * self.mask
        else:
            return x * (1.0 - self.dropout_ratio)
    def backward(self, dout):
        return dout * self.mask
```

입력 데이터와 생성된 random 행렬이 각각

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix}, \qquad \begin{pmatrix} 0.2 & 0.9 & 0.1 \\ 0.4 & 0.8 & 0.6 \\ 0.5 & 0.2 & 0.4 \end{pmatrix}$$

이고 dropout ratio는 0.3라 하자. 훈련할 때와 테스트할 때 출력값이 각각 어떻게 되겠는가?

10. 다음은 두 하이퍼파라미터 weight decay와 learning rate를 선형측도로 탐색하는 코드이다. 선형측도로 선택하는 경우 문제점을 설명하고 로그척도로 선택하도록 코드를 수정하시오.

```
optimization_trial = 100
results_val = {}
results_train = {}
for _ in range(optimization_trial):
    weight_decay = np.random.uniform(10**(-8), 10**(-4))
    lr = np.random.uniform(10**(-6),10**(-2))
    val_acc_list, train_acc_list = __train(lr, weight_decay)
    print("val acc:" + str(val_acc_list[-1]) + " | lr:" + str(lr) + ", weight decay:"
        + str(weight_decay))
    key = "lr:" + str(lr) + ", weight decay:" + str(weight_decay)
    results_val[key] = val_acc_list
    results_train[key] = train_acc_list
```

딥러닝 입문 / 중간고사(3반) 10. 29. 2021

1. NAG(Nesterov Accelated Gradient) 점화식은

$$\mathbf{v}_n = \alpha\mathbf{v}_{n-1} - \eta\nabla f(\mathbf{x}_n + \alpha\mathbf{v}_{n-1})$$
$$\mathbf{x}_{n+1} = \mathbf{x}_n + \mathbf{v}_n$$

이다. 현재 위치 $\mathbf{x}_n$에서 모멘텀 스텝 후의 위치를

$$\mathbf{x}'_n = \mathbf{x}_n + \alpha\mathbf{v}_{n-1}$$

이라 하자. Bengio의 점화식

$$\mathbf{x}'_{n+1} = \mathbf{x}'_n - (1+\alpha)\eta\nabla f(\mathbf{x}'_n) + \alpha^2\mathbf{v}_{n-1}$$

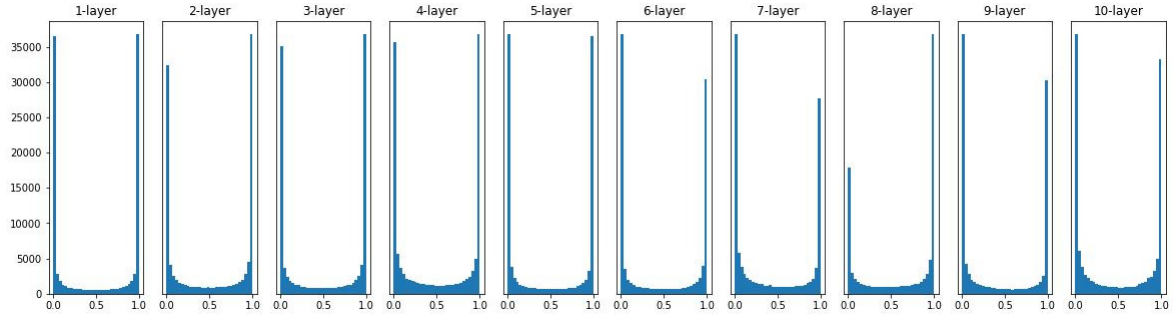
을 유도하시오.

2. 이변수 함수

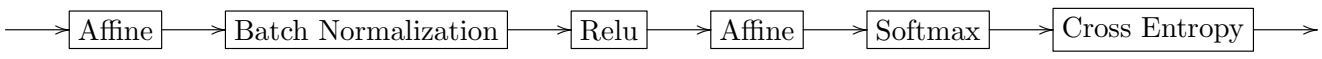
$$f(x, y) = xy$$

에 대하여 learning rate $\eta = 1$과 forgetting factor $\gamma = 3/4$으로 RMSProp을 적용하려 한다. 초기 위치 $\mathbf{x}_0 = (1, 2)$에서 출발하여 두 발자국 걸어갈 때, $\mathbf{x}_1$, $\mathbf{x}_2$를 구하시오.

3. 활성화 함수를 시그모이드 함수로 사용하는 10층 신경망에서 가중치를 표준정규분포를 따라 초기화하였다. 다음 그림은 신경망에 데이터를 입력했을때 활성화층 출력값들의 히스토그램이다. 이후 다량의 데이터를 입력하여 여러번 학습을 시도하여도 낮은 층으로 내려갈수로 가중치와 편향이 제대로 학습이 되지 않았다. 그 이유를 수학적으로 설명하시오.



4. 신경망이



와 같이 주어져 있다. 첫번째 Affine층의 가중치 행렬 W_1, 두번째 Affine층의 가중치 행렬 W_2가 각각

$$W_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 3 \\ 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \end{pmatrix}, \qquad W_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \log 2 \\ 0 & \log 2 & 0 \\ \log 2 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

이고 편향은 없다. 배치정규화층(batch normalization)의 확대(scale)는 $\gamma = [3, 2, 1]$, 이동(shift)은 $\beta = [-2, 1, 0]$이다. 입력 데이터 $[1, 1, 1], [-1, 0, 3]$이 배치 묶음으로 입력되고 라벨이 둘 다 $[0, 1, 0]$일 때 손실함수값을 구하시오.

5. 활성화 함수가 Relu인 이층 신경망이 dictionary

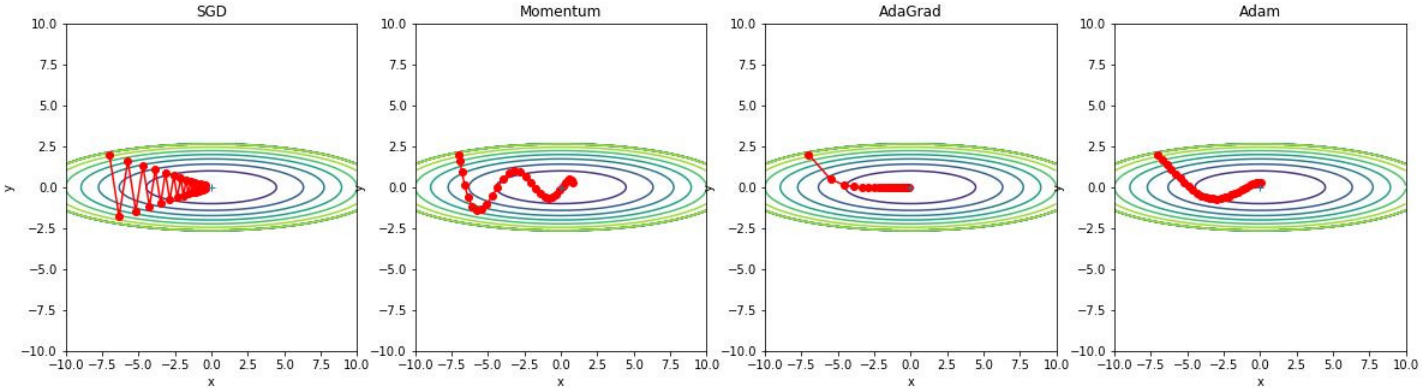
$$\{W_1 : \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix},\ b_1 : [0,0,0,0,0],\ W_2 : \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},\ b_2 : [0,0,0,0,0]\}$$

로 주어져 있다. 데이터 $\mathbf{x} = [1,2,3,4,5]$의 라벨이 $[0,0,1,0,0]$이라 하자. 손실함수는 교차 엔트로피(cross entropy)에 L^2-규제 (L^2-regularization)가 가해져 있다. 가중치 감소의 세기가 $\lambda = \frac{1}{7}$ 일 때, 데이터 $\mathbf{x}$의 손실함수 값을 구하시오.

6. 다음은 함수

$$f(x,y) = \frac{x^2}{20} + y^2$$

위에서 네가지 옵티마이저를 비교하는 코드이다. 빈 칸을 채우시오.




```
def f(x, y):
    return x**2 / 20.0 + y**2
def df(x, y):
    return [          ]
init_pos = (-7.0, 2.0)
params = {}
params['x'], params['y'] = init_pos[0], init_pos[1]
grads = {}
grads['x'], grads['y'] = 0, 0
optimizers = OrderedDict()
optimizers["SGD"] = SGD(lr=0.95)
optimizers["Momentum"] = Momentum(lr=0.1)
optimizers["AdaGrad"] = AdaGrad(lr=1.5)
optimizers["Adam"] = Adam(lr=0.3)
idx = 1
for key in optimizers:
    optimizer = optimizers[key]
    x_history = []
    y_history = []
    params['x'], params['y'] = init_pos[0], init_pos[1]
    for i in range(30):
        x_history.append(params['x'])
```

```
            y_history.append(params['y'])
            grads['x'], grads['y'] = df(params['x'], params['y'])
            optimizer.update(params, grads)
        x = np.arange(-10, 10, 0.01)
        y = np.arange(-5, 5, 0.01)
        X, Y = np.[ ](x, y)
        Z = f(X, Y)
        plt.[ ](1, 4, idx)
        idx += 1
        plt.plot(x_history, y_history, 'o-', color="red")
        plt.[ ](X, Y, Z)
    plt.show()
```

7. 다음은 배치 정규화(batch normalization)의 순전파와 역전파 코드이다. 빈 칸을 채우시오.

```
    def forward(self, x, train_flg):
        if self.running_mean is None:
            N, D = x.shape
            self.running_mean = np.zeros(D)
            self.running_var = np.zeros(D)
        if train_flg:
            mu = x.mean(axis=0)
            xc = x - mu
            var = [ ]
            std = np.sqrt(var + 10e-7)
            xn = xc / std
            self.batch_size = x.shape[0]
            self.xc = xc
            self.xn = xn
            self.std = std
            self.running_mean = self.momentum * self.running_mean + (1-self.momentum) * mu
            self.running_var = self.momentum * self.running_var + (1-self.momentum) * var
        else:
            xc = x - self.running_mean
            xn = xc / ((np.sqrt(self.running_var + 10e-7)))
        out =self.gamma * [ ] + self.beta
        return out
    def backward(self, dout):
        dbeta = [ ]
        dgamma = np.sum(self.xn * dout, axis=0)
        dxn = [ ] * dout
        dxc = dxn / self.std
        dstd = -np.sum((dxn * self.xc) / (self.std * self.std), axis=0)
        dvar = [ ] * dstd / self.std
        dxc += (2.0 / self.batch_size) * self.xc * dvar
        dmu = np.sum(dxc, axis=0)
        dx = dxc - dmu / self.batch_size
        self.dgamma = dgamma
        self.dbeta = dbeta
        return dx
```

8. 다음은 Drop Out 층의 순전파와 역전파를 구현하는 코드이다.

```
class Dropout:
    def __init__(self, dropout_ratio=0.5):
        self.dropout_ratio = dropout_ratio
        self.mask = None
    def forward(self, x, train_flg=True):
        if train_flg:
            self.mask = np.random.rand(*x.shape) > self.dropout_ratio
            return x * self.mask
        else:
            return x * (1.0 - self.dropout_ratio)
    def backward(self, dout):
        return dout * self.mask
```

입력 데이터와 생성된 random 행렬이 각각

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix}, \qquad \begin{pmatrix} 0.9 & 0.9 & 0.4 \\ 0.6 & 0.1 & 0.6 \\ 0.3 & 0.7 & 0.4 \end{pmatrix}$$

이고 dropout ratio는 0.5라 하자. 훈련할 때와 테스트할 때 출력값이 각각 어떻게 되겠는가?

9. 다음은 심층 신경망 코드의 앞부분이다. 빈칸을 채우시오.

```
class MultiLayerNet:
    def __init__(self, input_size, hidden_size_list, output_size, activation='relu',
            weight_init_std='relu', weight_decay_lambda=0):
        self.input_size = input_size
        self.output_size = output_size
        self.hidden_size_list = hidden_size_list
        self.hidden_layer_num = len(hidden_size_list)
        self.weight_decay_lambda = weight_decay_lambda
        self.params = {}
        self.__init_weight(weight_init_std)
        activation_layer = {'sigmoid': Sigmoid, 'relu': Relu}
        self.layers = OrderedDict()
        for idx in range(1, self.hidden_layer_num+1):
            self.layers['Affine' + str(idx)] = Affine(self.params['W' + str(idx)],
                                                      self.params['b' + str(idx)])
            self.layers['Activation_function' + str(idx)] = activation_layer[activation]()
        idx = self.hidden_layer_num + 1
        self.layers['Affine' + str(idx)] = Affine(self.params['W' + str(idx)],
                                                  self.params['b' + str(idx)])
        self.last_layer = SoftmaxWithLoss()
    def __init_weight(self, weight_init_std):
        all_size_list = [self.input_size] + self.hidden_size_list + [self.output_size]
        for idx in range(1, len(all_size_list)):
            scale = weight_init_std
            if str(weight_init_std).lower() in ('relu', 'he'):
                scale = [          ]
            elif str(weight_init_std).lower() in ('sigmoid', 'xavier'):
                scale = [          ]
            self.params['W' + str(idx)] = [          ]
```

```
            self.params['b' + str(idx)] = np.zeros(all_size_list[idx])
    def predict(self, x):
        for layer in self.layers.values():
            x = layer.forward(x)
        return x
    def loss(self, x, t):
        y = self.predict(x)
        weight_decay = 0
        for idx in range(1, self.hidden_layer_num + 2):
            W = self.params['W' + str(idx)]
            weight_decay += 0.5 * self.weight_decay_lambda * [          ]
        return self.last_layer.forward(y, t) + [          ]
```

10. 다음은 확장된 심층 신경망 코드의 앞부분이다. 인스턴스

    `MultiLayerNetExtend(784,[300,200,100],10,use_dropout=True,use_batchnorm=True)`

를 통해 만들어진 심층 신경망의 각층을 순서대로 쓰고 화살표로 연결하시오. (4번 문제처럼)

```
class MultiLayerNetExtend:
    def __init__(self, input_size, hidden_size_list, output_size,
                 activation='relu', weight_init_std='relu' , weight_decay_lambda=0,
                 use_dropout = False, dropout_ration = 0.5, use_batchnorm=False):
        self.input_size = input_size
        self.output_size = output_size
        self.hidden_size_list = hidden_size_list
        self.hidden_layer_num = len(hidden_size_list)
        self.use_dropout = use_dropout
        self.weight_decay_lambda = weight_decay_lambda
        self.use_batchnorm = use_batchnorm
        self.params = {}
        self.__init_weight(weight_init_std)
        activation_layer = {'sigmoid': Sigmoid, 'relu': Relu}
        self.layers = OrderedDict()
        for idx in range(1, self.hidden_layer_num+1):
            self.layers['Affine' + str(idx)] = Affine(self.params['W' + str(idx)],
                                                      self.params['b' + str(idx)])
            if self.use_batchnorm:
                self.params['gamma' + str(idx)] = np.ones(hidden_size_list[idx-1])
                self.params['beta' + str(idx)] = np.zeros(hidden_size_list[idx-1])
                self.layers['BatchNorm' + str(idx)] = BatchNormalization(self.params['gamma'
                                                + str(idx)], self.params['beta' + str(idx)])
            self.layers['Activation_function' + str(idx)] = activation_layer[activation]()
            if self.use_dropout:
                self.layers['Dropout' + str(idx)] = Dropout(dropout_ration)
        idx = self.hidden_layer_num + 1
        self.layers['Affine' + str(idx)] = Affine(self.params['W' + str(idx)],
                                                  self.params['b' + str(idx)])
        self.last_layer = SoftmaxWithLoss()
```

딥러닝 입문 / 기말고사(1반) 12. 20. 2021

1. 데이터 X가 N × C × H × W = 2 × 2 × 3 × 3 텐서

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \\ 2 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 2 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 2 & 0 & 2 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

로, 필터 W가 FN × C × FH × FW = 2 × 2 × 2 × 2 텐서

$$W = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

로 주어져 있다. no padding과 stride=1로 합성곱한 값을 구하시오.

2. (1번 문제 계속) 다음은 합성곱 클래스의 순전파 코드이다. 편향이 $b_1 = -3$, $b_2 = -2$로 주어져 있다. 밑줄친 4개의 값을 구하시오.

```
def forward(self, x):
    FN, C, FH, FW = self.W.shape
    N, C, H, W = x.shape
    out_h = 1 + int((H + 2*self.pad - FH) / self.stride)
    out_w = 1 + int((W + 2*self.pad - FW) / self.stride)
    col = im2col(x, FH, FW, self.stride, self.pad)
    col_W = self.W.reshape(FN, -1).T
    out = np.dot(col, col_W) + self.b
    out = out.reshape(N, out_h, out_w, -1).transpose(0, 3, 1, 2)
    self.x = x
    self.col = col
    self.col_W = col_W
    return out
```

3. (1,2번 문제 계속) 주어진 합성곱층을 Affine층으로 바꾸시오. 즉 , 입력 노드, 출력 노드, 에지를 그리고 에지위에 가중치를 표시하고 가중치 행렬과 편향 벡터를 구하고 데이터를 나열하시오.

4. (1,2번 문제 계속) 다음은 합성곱 클래스의 역전파 코드이다. 흘러 들어온 미분이

$$\frac{\partial L}{\partial Y} = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

일 때, 밑줄친 6개의 값을 구하시오.

```
def backward(self, dout):
    FN, C, FH, FW = self.W.shape
    dout = dout.transpose(0,2,3,1).reshape(-1, FN)
    self.db = np.sum(dout, axis=0)
    self.dW = np.dot(self.col.T, dout)
    self.dW = self.dW.transpose(1, 0).reshape(FN, C, FH, FW)
    dcol = np.dot(dout, self.col_W.T)
    dx = col2im(dcol, self.x.shape, FH, FW, self.stride, self.pad)
    return dx
```

5. (i) 데이터 X가 N × C × H × W = 2 × 2 × 3 × 3 텐서

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 7 & 0 & 3 \\ 5 & 2 & 1 \\ 6 & 4 & 8 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 7 & 6 & 5 \\ 3 & 8 & 4 \\ 0 & 2 & 1 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 2 & 0 & 6 \\ 8 & 7 & 5 \\ 4 & 3 & 1 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 6 & 3 \\ 1 & 2 & 5 \\ 4 & 8 & 7 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

로 주어져 있다. PH=2, PW=2, no padding, stride=1로 Max Pooling한 값을 구하시오.

(ii) Max Pooling층으로 흘러들어온 미분이

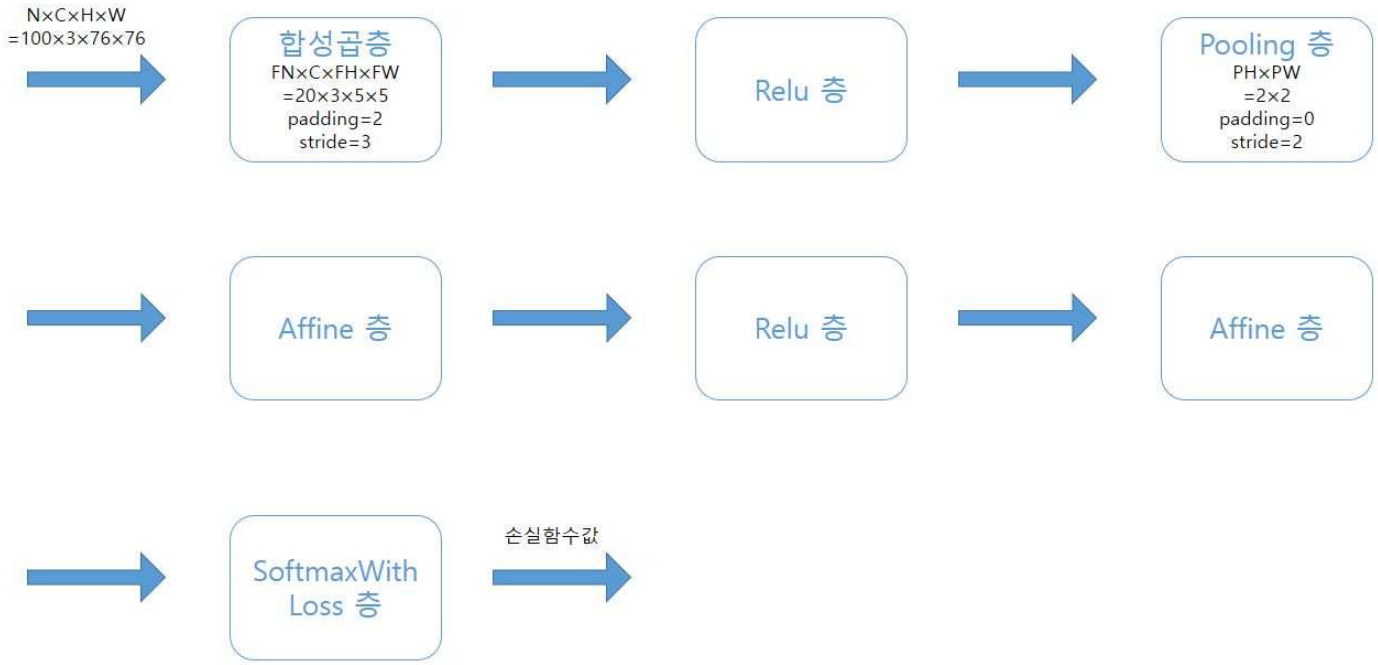
$$\frac{\partial L}{\partial Y} = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

일 때, 데이터에 대한 미분

$$\frac{\partial L}{\partial X}$$

을 구하시오.

6. 합성곱 신경망이 다음과 같은 층으로 이루어져 있다. 은닉층의 뉴런수는 80개이고 출력층의 뉴런수는 10개이다. 76×76 해상도와 RGB 채널을 가지는 컬러사진 100장을 넣었을때 흘러가는 데이터의 shape을 화살표마다 순서대로 쓰시오. 첫번째 Affine층의 가중치 행렬의 shape을 구하시오.



7. (6번 문제 계속) He 초기값을 따라 필터와 가중치 행렬을 초기화하려 한다. 합성곱층의 필터 W_1, 첫번째 Affine층의 가중치 행렬 W_2, 두번째 Affine층의 가중치 행렬 W_3를 각각 어떤 분포를 따라 랜덤하게 초기화해야 하는가?

8. 합성곱 신경망이

와 같이 주어져 있다. 합성곱층의 필터, 첫번째 Affine층의 가중치 행렬, 두번째 Affine층의 가중치 행렬이 각각

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \log 2 \\ \log 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \log 4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \log 5 & 0 \end{pmatrix}$$

으로 주어져 있다. 편향은 모두 없다. 합성곱층에서는 stride=1, padding=0이고 Max Pooling층에서는 PH=PW=2, stride=2, padding=0이다. 데이터

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

의 라벨이 $[0, 1, 0, 0]$일 때, 손실함수 값을 구하시오.

9. 케라스에서는 합성곱층 인스턴스를 만들때 `padding='same'`로 설정하면 출력 해상도가 입력 해상도를 stride로 나눈 값과 같아지도록 케라스가 padding 값을 자동으로 잡아준다. 합성곱층으로 들어오는 데이터의 입력 해상도가 25×25이고, 필터의 해상도는 5×5이라 하자. `padding='same'`, `stride=1`으로 설정했을 때, 케라스가 실제로 잡은 padding값을 구하시오.

10. 다음은 max pooling을 적용하여 해상도를 낮추는 코드이다. png파일은 H×W×C 포맷인 반면에 max pooling 클래스는 N×C×H×W 포맷을 받도록 코드가 짜여져 있다. 포맷을 변환하여 처리할 수 있도록 빈 칸을 채우시오.

```
img = imread('../dataset/lena.png')
plt.imshow(img)
plt.axis('off')
plt.show()
img=img.transpose(      )
img = img.reshape(1, *img.shape)
pooling_layer = Pooling(5,5,5)
out = pooling_layer.forward(img)
out=out[0]
out=out.transpose(      )
plt.imshow(out)
plt.axis('off')
plt.show()
```

딥러닝 입문 / 기말고사(2반) 12. 16. 2021

1. 데이터 X가 N × C × H × W = 2 × 2 × 3 × 3 텐서

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 3 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 3 & 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

   로, 필터 W가 FN × C × FH × FW = 2 × 2 × 2 × 2 텐서

$$W = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

   로 주어져 있다. padding=0와 stride=1로 합성곱한 값을 구하시오.

2. (1번 문제 계속) 다음은 합성곱 클래스의 순전파 코드이다. 편향이 $b_1 = -1$, $b_2 = -1$로 주어져 있다. 밑줄친 4개의 값을 구하시오.

```
def forward(self, x):
    FN, C, FH, FW = self.W.shape
    N, C, H, W = x.shape
    out_h = 1 + int((H + 2*self.pad - FH) / self.stride)
    out_w = 1 + int((W + 2*self.pad - FW) / self.stride)
    col = im2col(x, FH, FW, self.stride, self.pad)
    col_W = self.W.reshape(FN, -1).T
    out = np.dot(col, col_W) + self.b
    out = out.reshape(N, out_h, out_w, -1).transpose(0, 3, 1, 2)
    self.x = x
    self.col = col
    self.col_W = col_W
    return out
```

3. (1,2번 문제 계속) 주어진 합성곱층을 Affine층으로 바꾸시오. 즉 , 입력 노드, 출력 노드, 에지를 그리고 에지위에 가중치를 표시하고 가중치 행렬과 편향 벡터를 구하고 데이터를 나열하시오.

4. (1,2번 문제 계속) 다음은 합성곱 클래스의 역전파 코드이다. 흘러 들어온 미분이

$$\frac{\partial L}{\partial Y} = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

일 때, 밑줄친 6개의 값을 구하시오.

```
def backward(self, dout):
    FN, C, FH, FW = self.W.shape
    dout = dout.transpose(0,2,3,1).reshape(-1, FN)
    self.db = np.sum(dout, axis=0)
    self.dW = np.dot(self.col.T, dout)
    self.dW = self.dW.transpose(1, 0).reshape(FN, C, FH, FW)
    dcol = np.dot(dout, self.col_W.T)
    dx = col2im(dcol, self.x.shape, FH, FW, self.stride, self.pad)
    return dx
```

5. (i) 데이터 X가 N × C × H × W = 2 × 2 × 3 × 3 텐서

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 5 & 6 & 7 \\ 3 & 8 & 4 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 4 & 0 & 5 \\ 1 & 2 & 3 \\ 7 & 6 & 8 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 8 & 7 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 1 & 8 \\ 7 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

로 주어져 있다. PH=2, PW=2, no padding, stride=1로 Max Pooling한 값을 구하시오.
(ii) Max Pooling층으로 흘러들어온 미분이

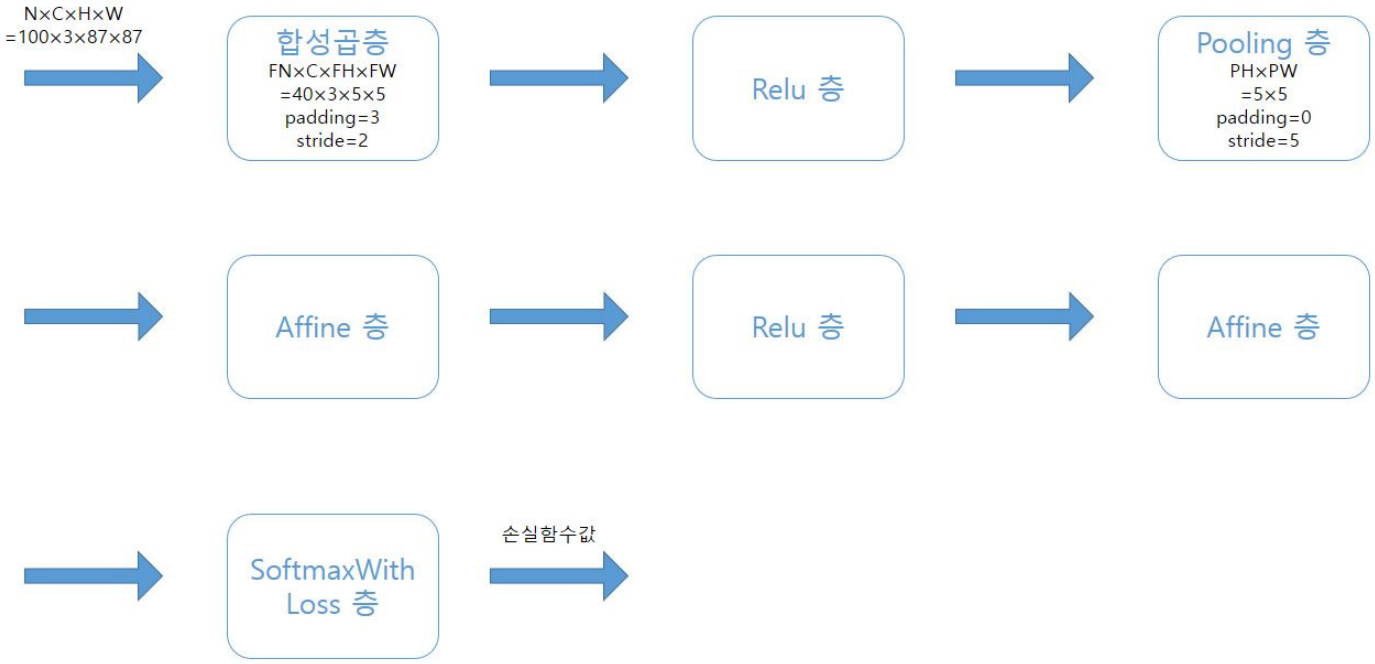
$$\frac{\partial L}{\partial Y} = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

일 때, 데이터에 대한 미분

$$\frac{\partial L}{\partial X}$$

을 구하시오.

6. 합성곱 신경망이 다음과 같은 층으로 이루어져 있다. 은닉층의 뉴런수는 200개이고 출력층의 뉴런수는 10개이다. 87×87 해상도와 RGB 채널을 가지는 컬러사진 100장을 넣었을때 흘러가는 데이터의 shape을 화살표마다 순서대로 쓰시오. 첫번째 Affine층의 가중치 행렬의 shape을 구하시오.



7. 합성곱 신경망이

와 같이 주어져 있다. 합성곱층의 필터, 첫번째 Affine층의 가중치 행렬, 두번째 Affine층의 가중치 행렬이 각각

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \log 5 \\ 0 & 0 & \log 4 & 0 \\ 0 & \log 3 & 0 & 0 \\ \log 2 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

으로 주어져 있다. 편향은 모두 없다. 합성곱층에서는 stride=1, padding=0이고 Max Pooling층에서는 PH=PW=2, stride=2, padding=0이다. 데이터

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

의 라벨이 $[0, 1, 0, 0]$일 때, 손실함수 값을 구하시오.

8. $2 \times 2 \times 2 \times 2$ 텐서

$$\left(\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} e & f \\ g & h \end{pmatrix}\right)$$
$$\left(\begin{pmatrix} i & j \\ k & \ell \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} m & n \\ o & p \end{pmatrix}\right)$$

에 어떤 transpose를 취하면

$$\left(\begin{pmatrix} a & c \\ b & d \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} e & g \\ f & h \end{pmatrix}\right)$$
$$\left(\begin{pmatrix} i & k \\ j & \ell \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} m & o \\ n & p \end{pmatrix}\right)$$

가 될지 답하시오.

9. 첫번째 코드를 실행하면 256×256 해상도의 왼쪽 사진이 출력된다. 좌우 반전 시킨 오른쪽 사진이 출력 되도록 두번째 코드의 빈칸을 채우시오.

```
img = imread('../dataset/lena_gray.png')
plt.imshow(img, cmap=plt.cm.gray)
plt.axis('off')
plt.show()

flip = np.zeros((256,256))
for i in range(256):
    flip[:,i] = img[:,      ]
plt.imshow(flip, cmap=plt.cm.gray)
plt.axis('off')
plt.show()
```

10. 합성곱층의 필터는 통상적으로 3×3나 5×5를 쓰는 경우가 많다. 합성곱 신경망에서 각 합성곱층의 필터의 해상도를 모두 동일하게 잡더라도 낮은 층의 필터는 좁은 영역의 로컬한 특징을 찾아내지만 높은 층으로 갈수록 점점 더 넓은 영역의 글로벌한 특징을 찾아낸다. 이게 가능한 이유를 설명하시오.

딥러닝 입문 / 기말고사(3반) 12. 17. 2021

1. 데이터 X가 $\mathrm{N} \times \mathrm{C} \times \mathrm{H} \times \mathrm{W} = 2 \times 2 \times 3 \times 3$ 텐서

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 3 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 0 & 0 & 3 \\ 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

로, 필터 W가 $\mathrm{FN} \times \mathrm{C} \times \mathrm{FH} \times \mathrm{FW} = 2 \times 2 \times 2 \times 2$ 텐서

$$W = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

로 주어져 있다. padding=0와 stride=1로 합성곱한 값을 구하시오.

2. (1번 문제 계속) 다음은 합성곱 클래스의 순전파 코드이다. 편향이 $b_1 = -1, b_2 = 0$으로 주어져 있다. 밑줄친 4개의 값을 구하시오.

```
def forward(self, x):
    FN, C, FH, FW = self.W.shape
    N, C, H, W = x.shape
    out_h = 1 + int((H + 2*self.pad - FH) / self.stride)
    out_w = 1 + int((W + 2*self.pad - FW) / self.stride)
    col = im2col(x, FH, FW, self.stride, self.pad)
    col_W = self.W.reshape(FN, -1).T
    out = np.dot(col, col_W) + self.b
    out = out.reshape(N, out_h, out_w, -1).transpose(0, 3, 1, 2)
    self.x = x
    self.col = col
    self.col_W = col_W
    return out
```

3. 다음은 합성곱 클래스의 역전파 코드이다. 위 순전파 코드를 참고하여 빈칸을 채우시오.

```
def backward(self, dout):
    FN, C, FH, FW = self.W.shape
    dout = dout.transpose(      ).reshape(-1, FN)
    self.db = np.sum(dout, axis=0)
    self.dW = np.dot(      , dout)
    self.dW = self.dW.transpose(1, 0).reshape(FN, C, FH, FW)
    dcol = np.dot(dout,       )
    dx = col2im(dcol, self.x.shape, FH, FW, self.stride, self.pad)
    return dx
```

4. (i) 데이터 X가 N × C × H × W = 2 × 2 × 3 × 3 텐서

$$X = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 7 & 3 & 8 \\ 6 & 5 & 4 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 8 & 0 & 1 \\ 2 & 7 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 5 & 1 & 4 \\ 2 & 0 & 3 \\ 8 & 6 & 7 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 5 & 6 & 7 \\ 3 & 8 & 4 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

로 주어져 있다. PH=2, PW=2, padding=0, stride=1로 Max Pooling한 값을 구하시오.

(ii) Max Pooling층으로 흘러들어온 미분이

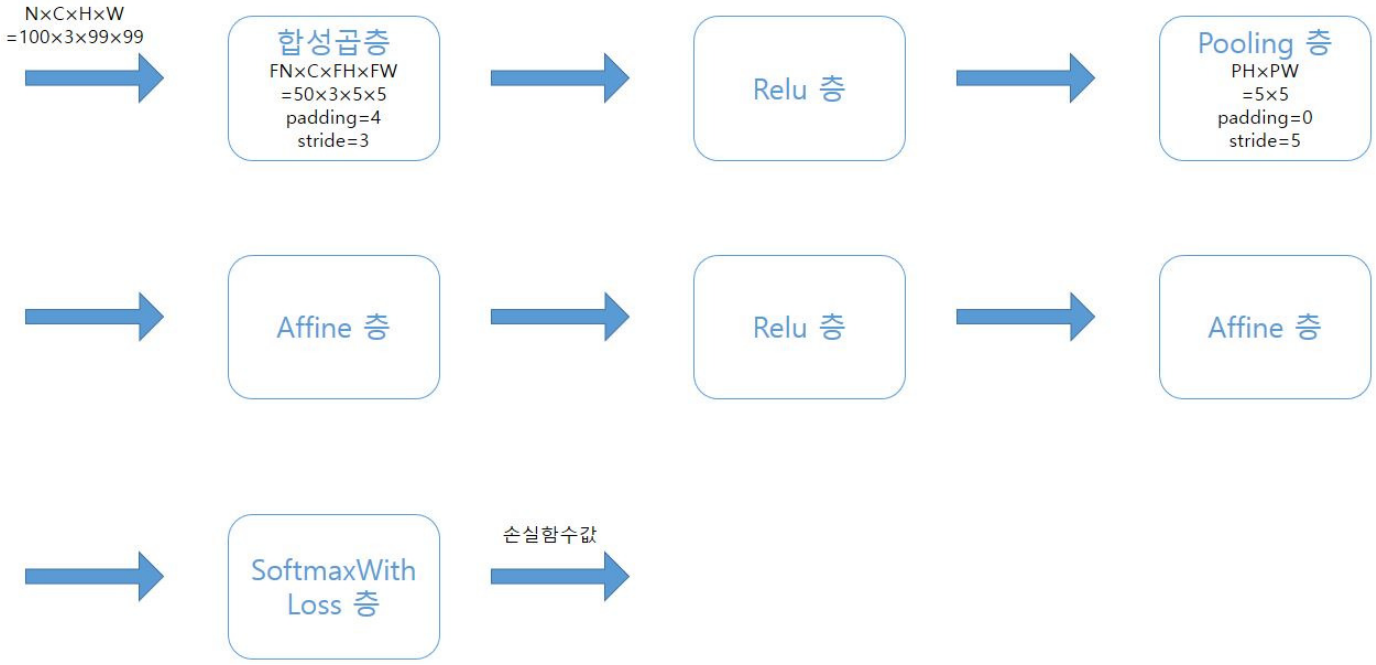
$$\frac{\partial L}{\partial Y} = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

일 때, 데이터에 대한 미분

$$\frac{\partial L}{\partial X}$$

을 구하시오.

5. 합성곱 신경망이 다음과 같은 층으로 이루어져 있다. 은닉층의 뉴런수는 50개이고 출력층의 뉴런수는 10개이다. 99×99 해상도와 RGB 채널을 가지는 컬러사진 100장을 넣었을때 흘러가는 데이터의 shape을 화살표마다 순서대로 쓰시오. 첫번째 Affine층의 가중치 행렬의 shape을 구하시오.



6. (5번 문제 계속) He 초기값을 따라 필터와 가중치 행렬을 초기화하려 한다. 합성곱층의 필터 W_1, 첫번째 Affine층의 가중치 행렬 W_2, 두번째 Affine층의 가중치 행렬 W_3를 각각 어떤 분포를 따라 랜덤하게 초기화해야 하는가?

7. 합성곱 신경망이

와 같이 주어져 있다. 합성곱층의 필터, 첫번째 Affine층의 가중치 행렬, 두번째 Affine층의 가중치 행렬이 각각

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \log 2 \\ \log 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \log 4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \log 5 & 0 \end{pmatrix}$$

으로 주어져 있다. 편향은 모두 없다. 합성곱층에서는 stride=1, padding=0이고 Max Pooling층에서는 PH=PW=2, stride=2, padding=0이다. 데이터

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

의 라벨이 $[0, 1, 0, 0]$일 때, 손실함수 값을 구하시오.

8. 다음 코드를 실행했을때 출력되는 3개의 이미지를 순서대로 그리시오.

```
img=np.zeros((100,100))
img[:50,:50]=1.
plt.imshow(img, cmap=plt.cm.gray)
plt.show()

w1=np.array([[[[1,2,1],[0,0,0],[-1,-2,-1]]]])
b=0
conv_layer1 = Convolution(w1, b)
img = img.reshape(1, 1, *img.shape)
out = conv_layer1.forward(img)
out = out.reshape(out.shape[2], out.shape[3])
plt.imshow(out, cmap=plt.cm.gray)
plt.show()

w2=np.array([[[[1,0,-1],[2,0,-2],[1,0,-1]]]])
conv_layer2 = Convolution(w2, b)
out = conv_layer2.forward(img)
out = out.reshape(out.shape[2], out.shape[3])
plt.imshow(out, cmap=plt.cm.gray)
plt.show()
```

9. 다음 코드를 실행했을 때, 출력될 값을 순서대로 쓰시오.

```
x = np.arange(16).reshape(2,2,2,2)
print(x)

for i in range(4):
  print(np.sum(x,axis=i))
```

10. 다음은 컬러 사진에서 빨간색 채널을 추출해내는 코드이다. 빈 칸을 채우시오.

```
img = imread('../dataset/lena.png')
plt.imshow(img)
plt.axis('off')
plt.show()

red=img.copy()
red[:,:,      ]=
red[:,:,      ]=
plt.imshow(red)
plt.axis('off')
plt.show()
```