

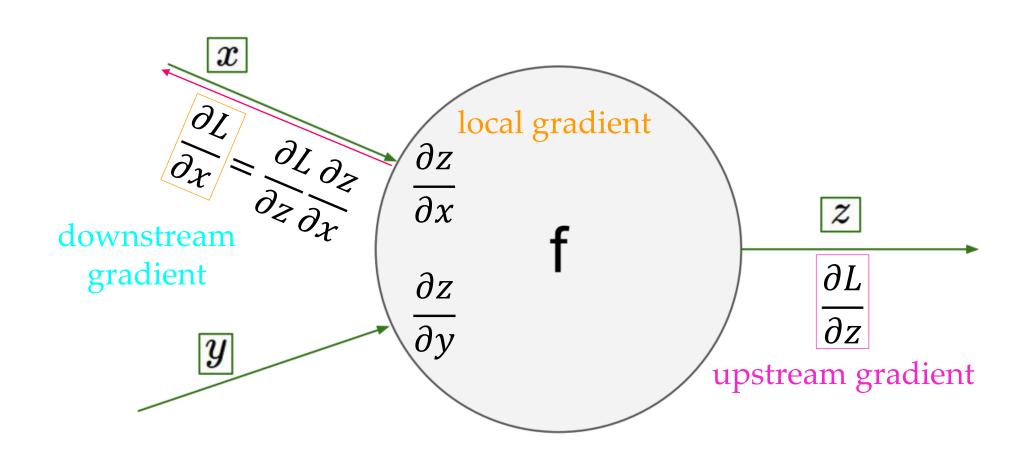
یادگیری عمیق

مدرس: محمدرضا محمدی زمستان ۱۴۰۱

الگوریتمهای بهینهسازی

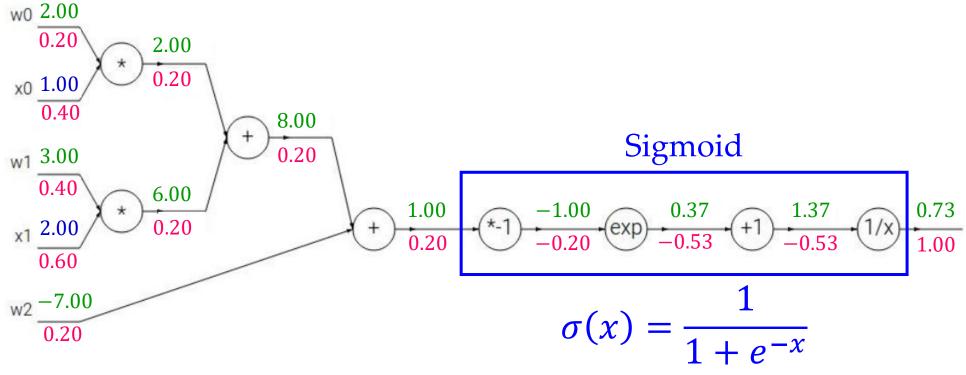
Optimization Algorithms

پسانتشار (Backpropagation)



مثال: Linear + Sigmoid

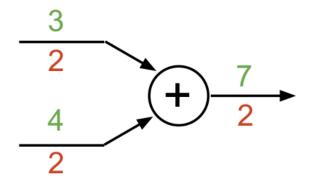
$$f(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{-(w_0 x_0 + w_1 x_1 + w_2)}}$$



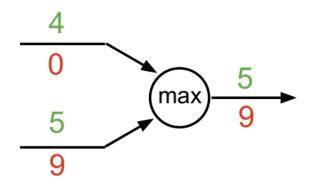
$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = \frac{e^{-x}}{(1+e^{-x})^2} = \frac{1-1+e^{-x}}{1+e^{-x}} \frac{1}{1+e^{-x}} = (1-\sigma(x))\sigma(x)$$

نمونههایی از جریان گرادیان

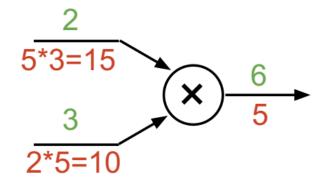
گیت جمع: توزیع کننده گرادیان



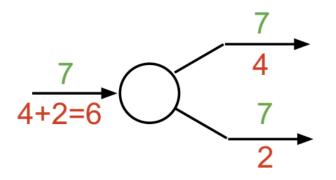
گیت بیشینه: روتر گرادیان



گیت ضرب: مبادله گر گرادیان



گیت **کپی**: جمع کننده گرادیان



Forward pass: Compute output

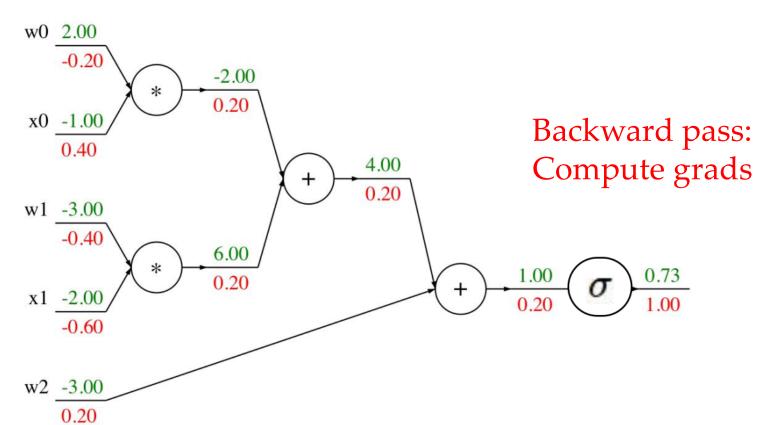
```
s0 = w0 * x0

s1 = w1 * x1

s2 = s0 + s1

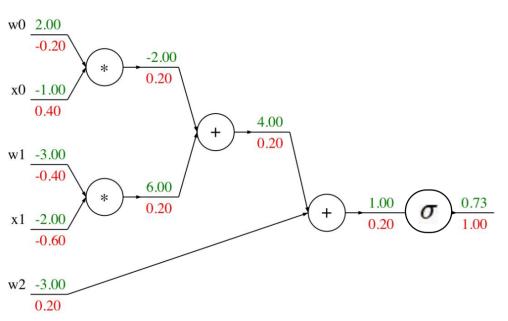
s3 = s2 + w2

L = sigmoid(s3)
```



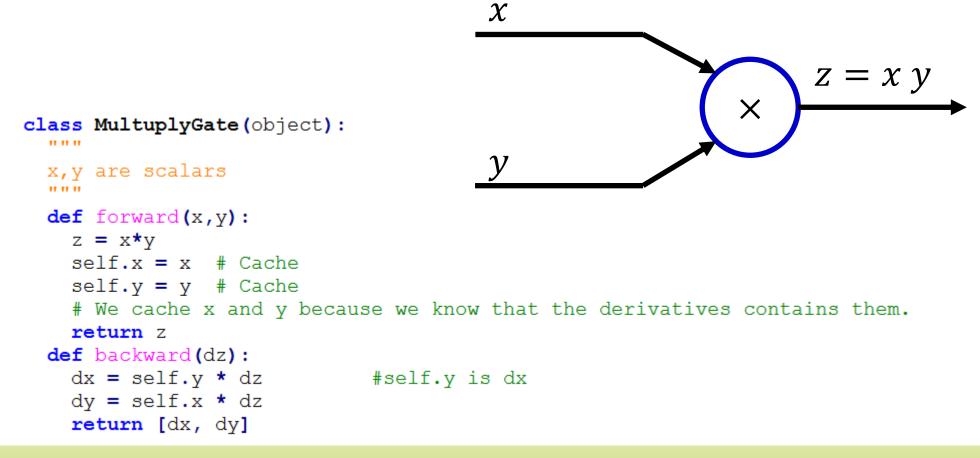
```
grad_L = 1.0
grad_s3 = grad_L * (1 - L) * L
grad_w2 = grad_s3
grad_s2 = grad_s3
grad_w0 = grad_s2
grad_s1 = grad_s2
grad_w1 = grad_s1 * x1
grad_x1 = grad_s1 * w1
grad_w0 = grad_s0 * x0
grad_x0 = grad_s0 * w0
```

پیادهسازی ماژولار

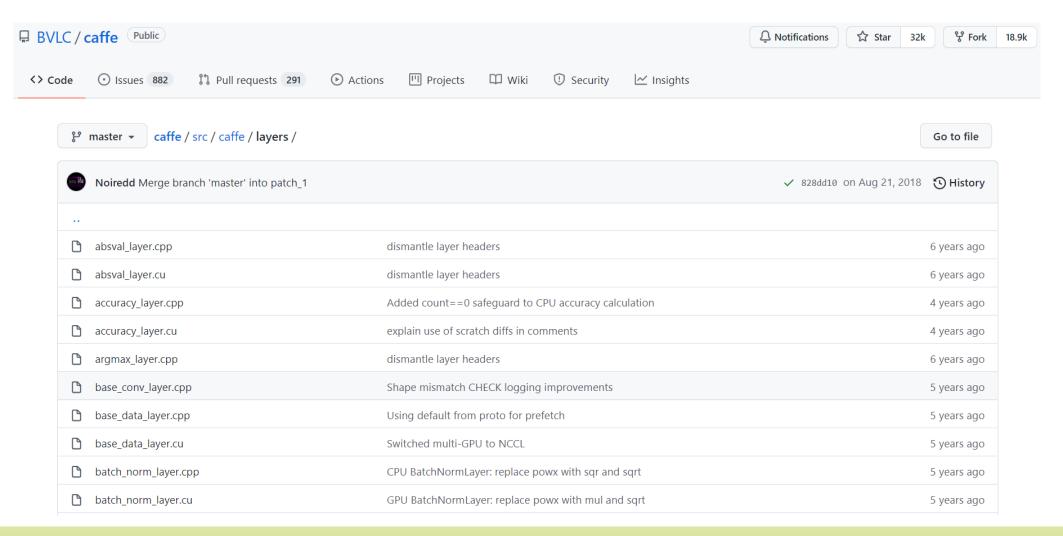


```
class ComputationalGraph(object):
    # . . .
    def forward(inputs):
        # 1. [pass inputs to input gates...]
        # 2. forward the computational graph:
        for gate in self.graph.nodes topologically sorted():
            gate.forward()
        return loss # the final gate in the graph outputs the loss
    def backward():
        for gate in reversed(self.graph.nodes_topologically_sorted()):
            gate.backward() # little piece of backprop (chain rule applied)
        return inputs_gradients
```

گیت ضرب



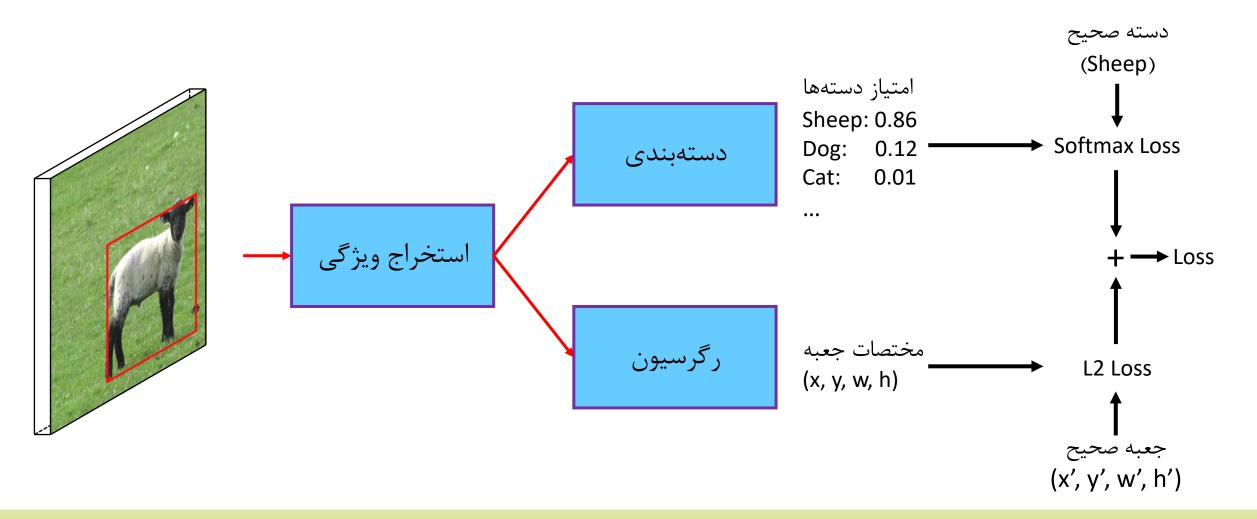
لايهها در Caffe



لايه Sigmoid

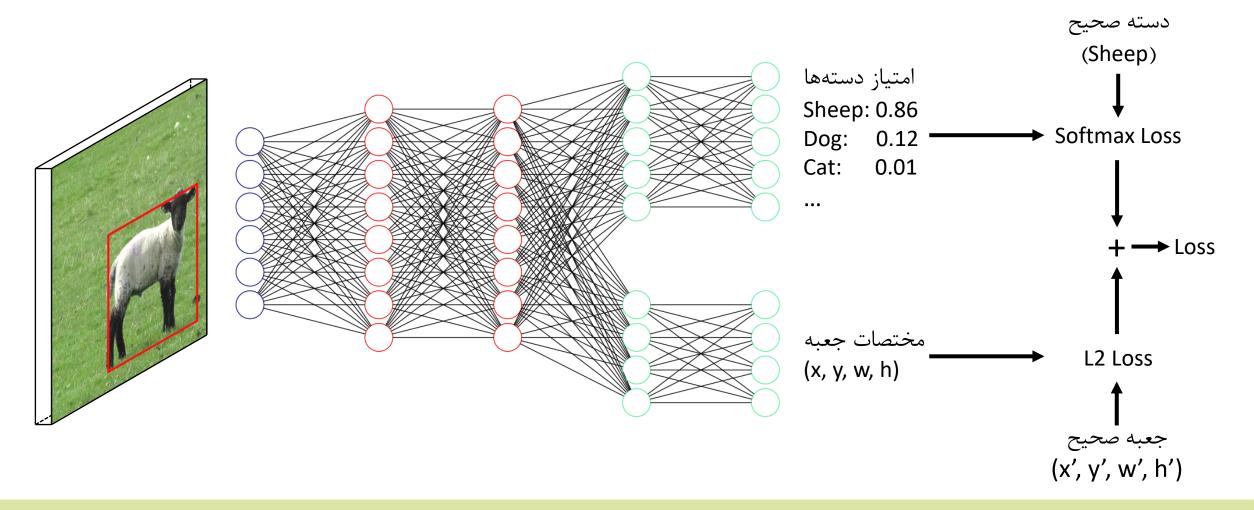
```
template <typename Dtype>
void SigmoidLayer<Dtype>::Forward cpu(const vector<Blob<Dtype>*>& bottom,
        const vector<Blob<Dtype>*>& top) {
    const Dtype* bottom data = bottom[0]->cpu data();
    Dtype* top_data = top[0]->mutable cpu data();
    const int count = bottom[0]->count();
    for (int i = 0; i < count; ++i) {
       top_data[i] = sigmoid(bottom_data[i]); \sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}
template <typename Dtype>
void SigmoidLayer<Dtype>::Backward cpu(const vector<Blob<Dtype>*>& top,
        const vector<bool>& propagate down,
        const vector<Blob<Dtype>*>& bottom) {
    if (propagate down[0]) {
        const Dtype* top data = top[0]->cpu data();
        const Dtype* top diff = top[0]->cpu diff();
        Dtype* bottom diff = bottom[0]->mutable cpu diff();
        const int count = bottom[0]->count();
        for (int i = 0; i < count; ++i) {
                                                                           \frac{d\sigma(x)}{dx} = \sigma(x) (1 - \sigma(x))
            const Dtype sigmoid x = top data[i];
            bottom diff[i] = top diff[i] * sigmoid x * (1. - sigmoid x);
```

مثال: دستهبندی و مکانیابی



$L(\mathbf{w}, b) = L_{C}(\mathbf{w}, b) + L_{R}(\mathbf{w}, b) + \lambda \Omega(\mathbf{w})$

مثال: دستهبندی و مکانیابی

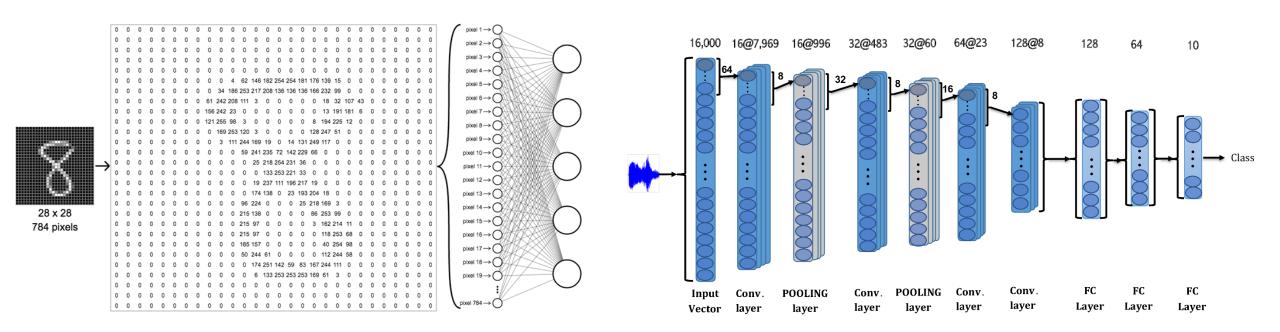


شبكههاى عصبى كانولوشني

Convolutional Neural Networks

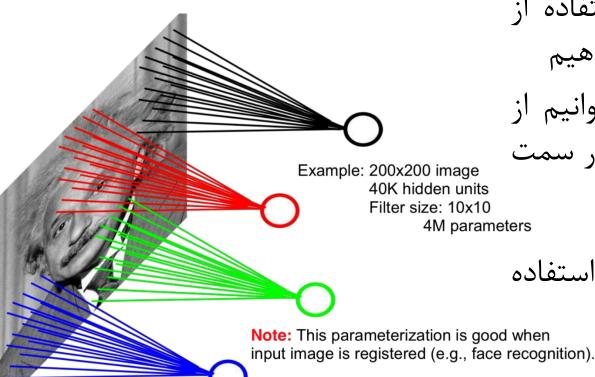
شبكههاى عصبى كانولوشني

- شبکههای عصبی کانولوشنی (CNNs) نوع خاصی از NNها هستند که برای پردازش دادههایی که دارای توپولوژی شبکهای شناختهشدهای هستند مناسباند
 - كانولوشن يك عمل خطى است



لايههاى متصل محلّى

• بسیاری از ویژگیهایی که چشم انسان به راحتی میتواند تشخیص دهد، ویژگیهای محلی هستند



- ما می توانیم لبه ها، بافت ها و حتی شکل ها را با استفاده از شدت پیکسل ها در ناحیه کوچکی از تصویر تشخیص دهیم
- اگر میخواهیم یک ویژگی را تشخیص بدهیم، میتوانیم از همان آشکارساز در گوشه پایین سمت چپ تصویر و در سمت راست بالای تصویر استفاده کنیم
- ما می توانیم از وزنهای یکسان در هر مکان از تصویر استفاده کنیم
 - اشتراک وزنها (weight sharing)

کانولوشن و همبستگی

- بسیاری از کتابخانههای ML همبستگی متقابل را پیادهسازی میکنند اما آن را کانولوشن مینامند!
 - الگوریتم یادگیری مقادیر مناسب هسته را در مکان مناسب یاد می گیرد

$$S(i) = (I * K)(i) = \sum_{m} I(i - m)K(m)$$

$$S(i) = (I \star K)(i) = \sum_{m} I(i+m)K(m)$$

$$S(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{m} I(i-m,j-n)K(m,n)$$

$$S(i,j) = (I \star K)(i,j) = \sum_{m} \sum_{n} I(i+m,j+n)K(m,n)$$

