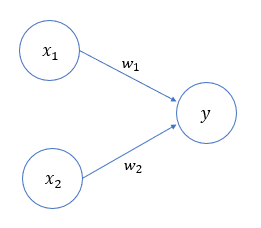
大模型技术之深度学习核心

# 2.神经网络基础

## 神经网络的的构成

### 感知机

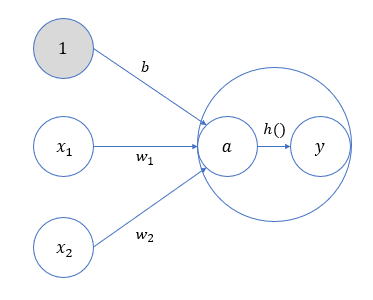
二分类模型，接受多个信号，输出一个信号，且只有0和1的取值；



是输入信号，是输出信号，是权重，○ 称为神经元或节点激活函数

参数，被称为 **偏置；**偏置则可以用来控制神经元被激活的容易程度

### 激活函数



可以将输入信号的加权总和转换为输出信号，起到“激活神经元”的作用，所以被称为 **激活函数**。

如果定义一个函数：

（2.2）

那么式（2.1）就可以简化为：

（2.3）

为了更明显地表示出两个处理步骤，可以进一步写成：

（2.4）

（2.5）

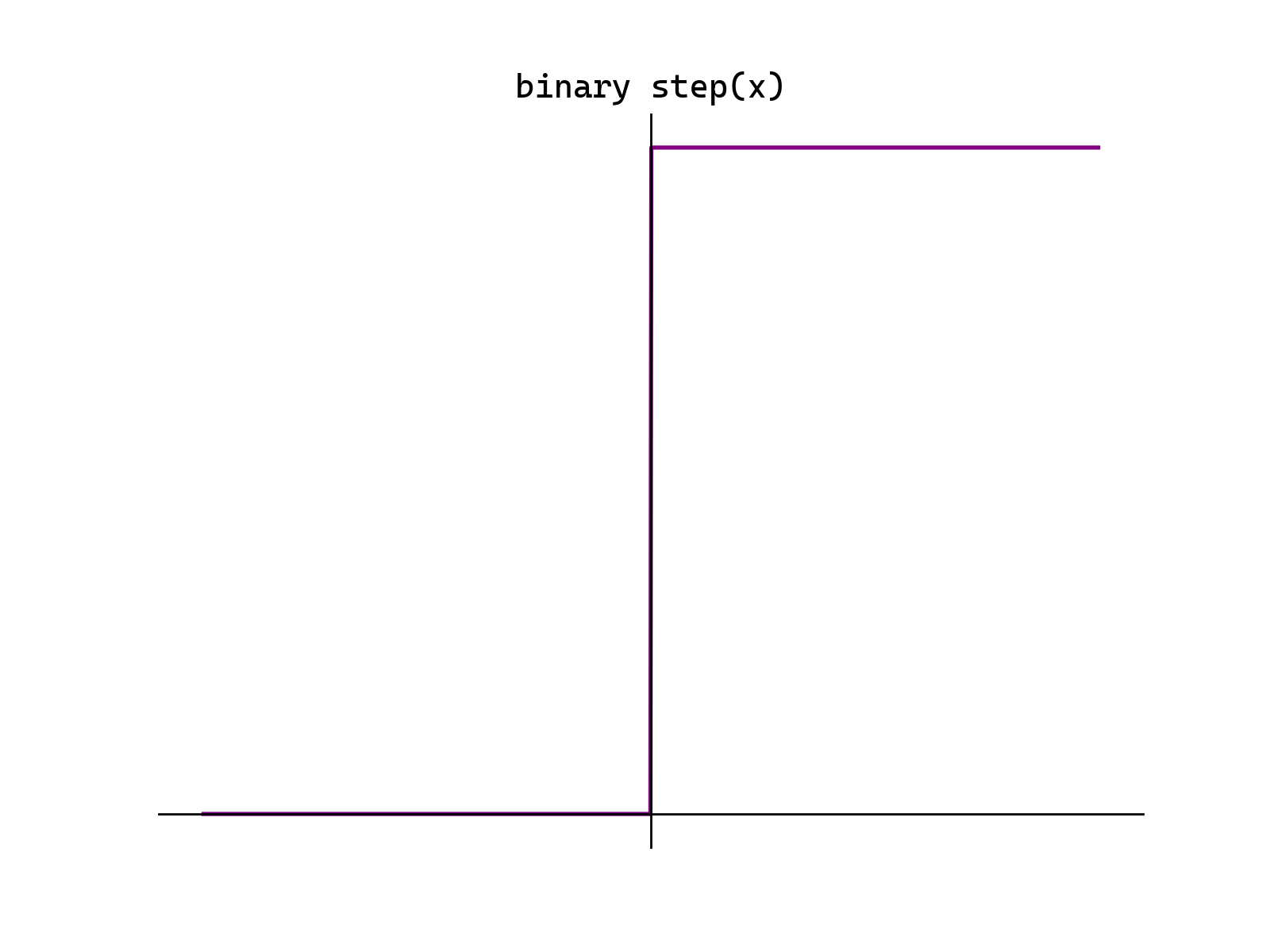
#### 激活函数的作用

a. 激活函数式连接感知机和神经网络的桥梁

b. 激活函数，整个神经网络就等效于单层线性变换，不论如何加深层数，总是存在与之等效的“无隐藏层的神经网络”;

c. 激活函数必须是非线性函数，也正是激活函数的存在为神经网络引入了非线性，使得神经网络能够学习和表示复杂的非线性关系

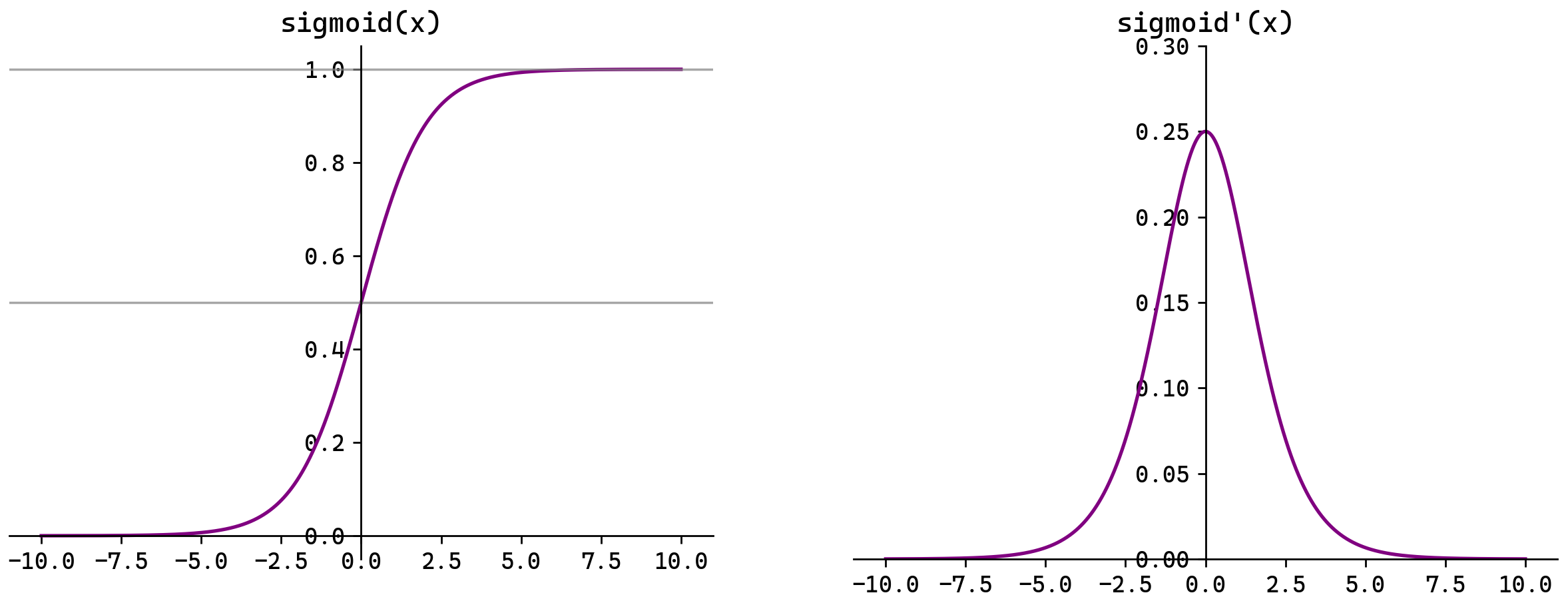
#### 阶跃函数



1. 阶跃函数的导数恒为零，所以应用不多；

2. 解决二分类模型的激活函数

#### Sigmoid函数

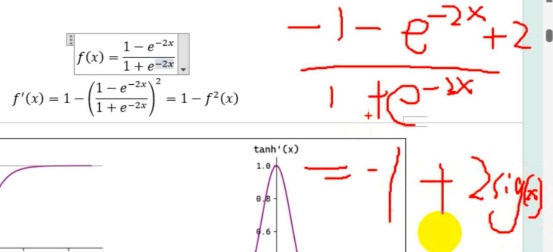


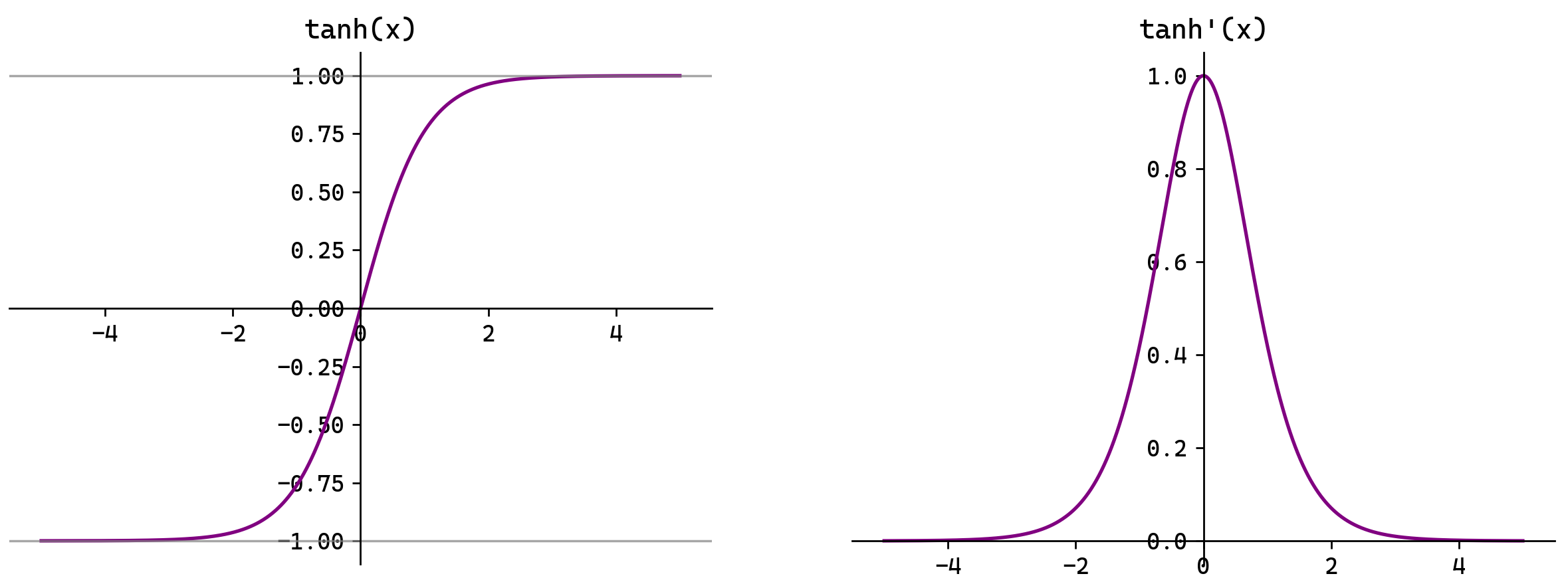
1. Sigmoid的导数范围为(0,0.25)，梯度较小。当输入在[-6,6]之外时，导数接近0，此时网络参数的更新将会极其缓慢。使用Sigmoid作为激活函数，可能出现梯度消失（在逐层反向传播时，梯度会呈指数级衰减），一般只作为输出层，或者只有两三层的中间层（隐藏层）；

2. 解决二分类模型的激活函数

#### Tanh（双曲正切）函数

在sigmod函数上先乘以2再减去1之后，得到的函数；





1. 在sigmoid函数上做的改进，将函数的对称原点，移到了坐标（0,0）的位置；

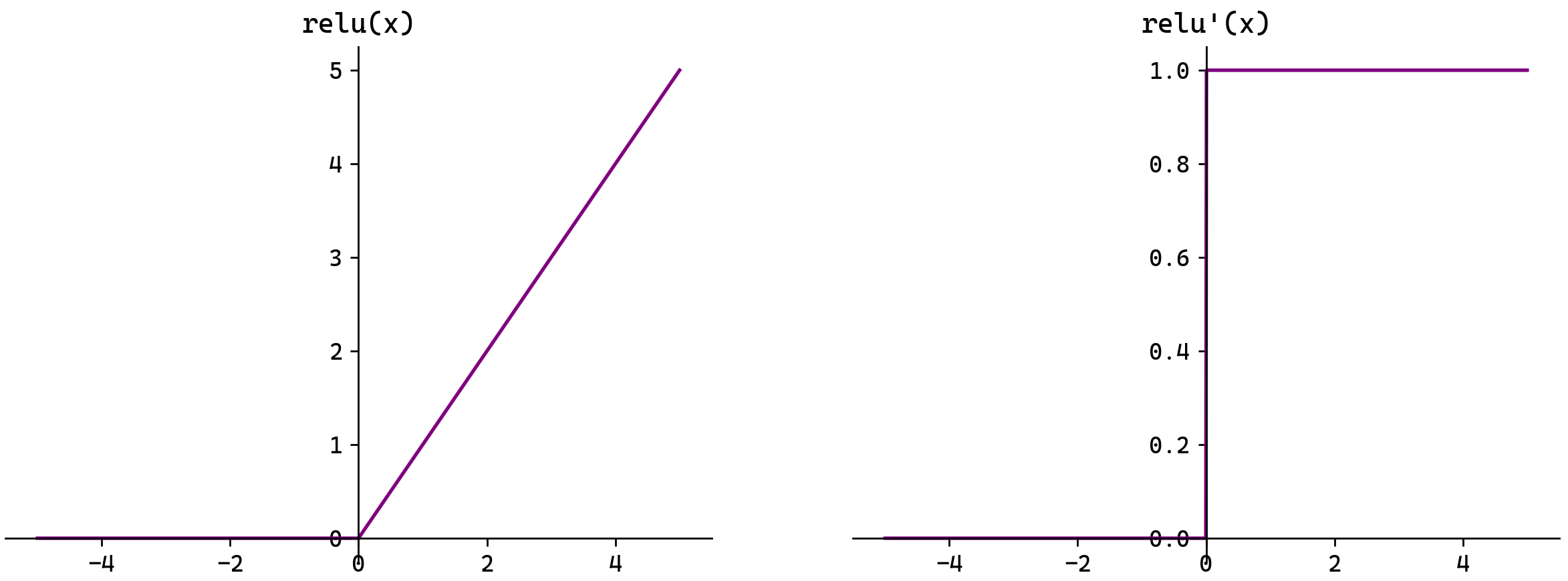
2. Sigmoid的导数范围为(0,1.0)，同样梯度较小

3. Tanh的输出以0为中心，且其梯度相较于Sigmoid更大，收敛速度相对更快。但同样也存在梯度消失现象；

4. 解决二分类模型的激活函数

#### RLU函数

注意：x=0时ReLU函数不可导，此时我们默认使用左侧的函数。



特点：

1. 不存在梯度消失的现象；

2. 当x< 0 ReLU函数输出为0，意味激活节点只是部分“活跃”；这种稀疏性有助于减少计算量和提高模型效率；但同时，由于当x< 0 ReLU函数输出为永远为0，所以会导致大量神经元变成了“死神经元”；“

3. 改进：使用leakyReLU函数作为激活函数

Leaky ReLU在负数区域引入一个小的斜率来解决“神经元死亡”问题；

4. 在（中间层）隐藏层使用

#### Softmax函数（重点）

1. 将一个任意的实数向量转换为一个概率分布，并确保输出的值总和为1；

2. 是二分类激活函数sigmoid在多分类的推过；

3. 最大输入值对应的输出概率较大，其他较小的值会被压缩。即在类别之间起到了一定的区分作用。

4. 基本代码待验证

重点指数函数值非常大，对溢出情况的策略；

一维向量操作

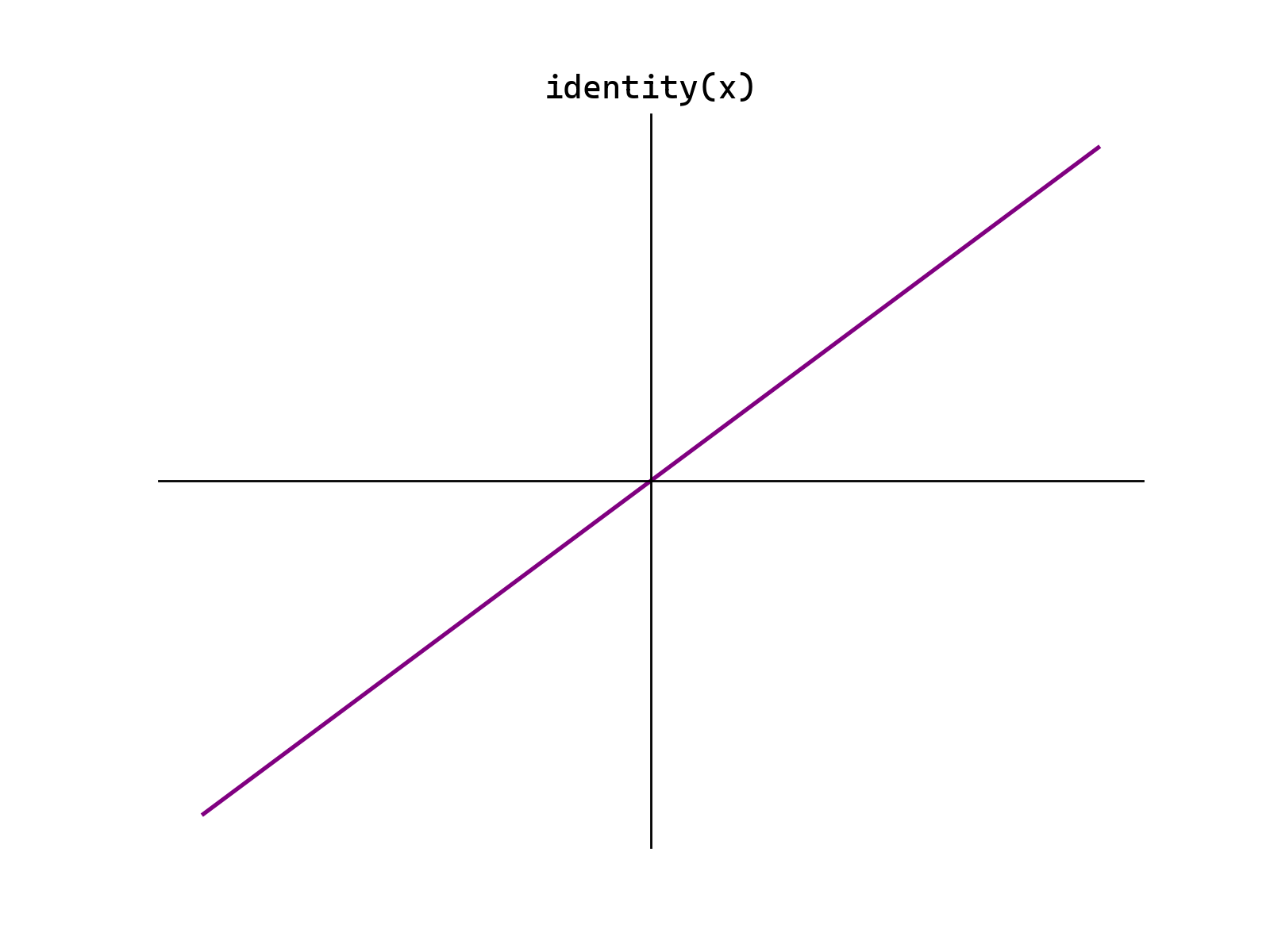
def softmax(x):  
 x = x - np.max(x) *# 溢出对策：指的是向量（分子分母）的每一个元素都减去最大的标量值，结果可能是负值，操作的同时是分母和分子，所以最终结果是不变的；* return np.exp(x) / np.sum(np.exp(x))

而维矩阵操作

def softmax(x):  
 if x.ndim == 2:  
 x = x.T  
 x = x - np.max(x, axis=0)  
 y = np.exp(x) / np.sum(np.exp(x), axis=0)  
 return y.T   
  
 x = x - np.max(x) *# 溢出对策* return np.exp(x) / np.sum(np.exp(x))

#### 其他激活函数

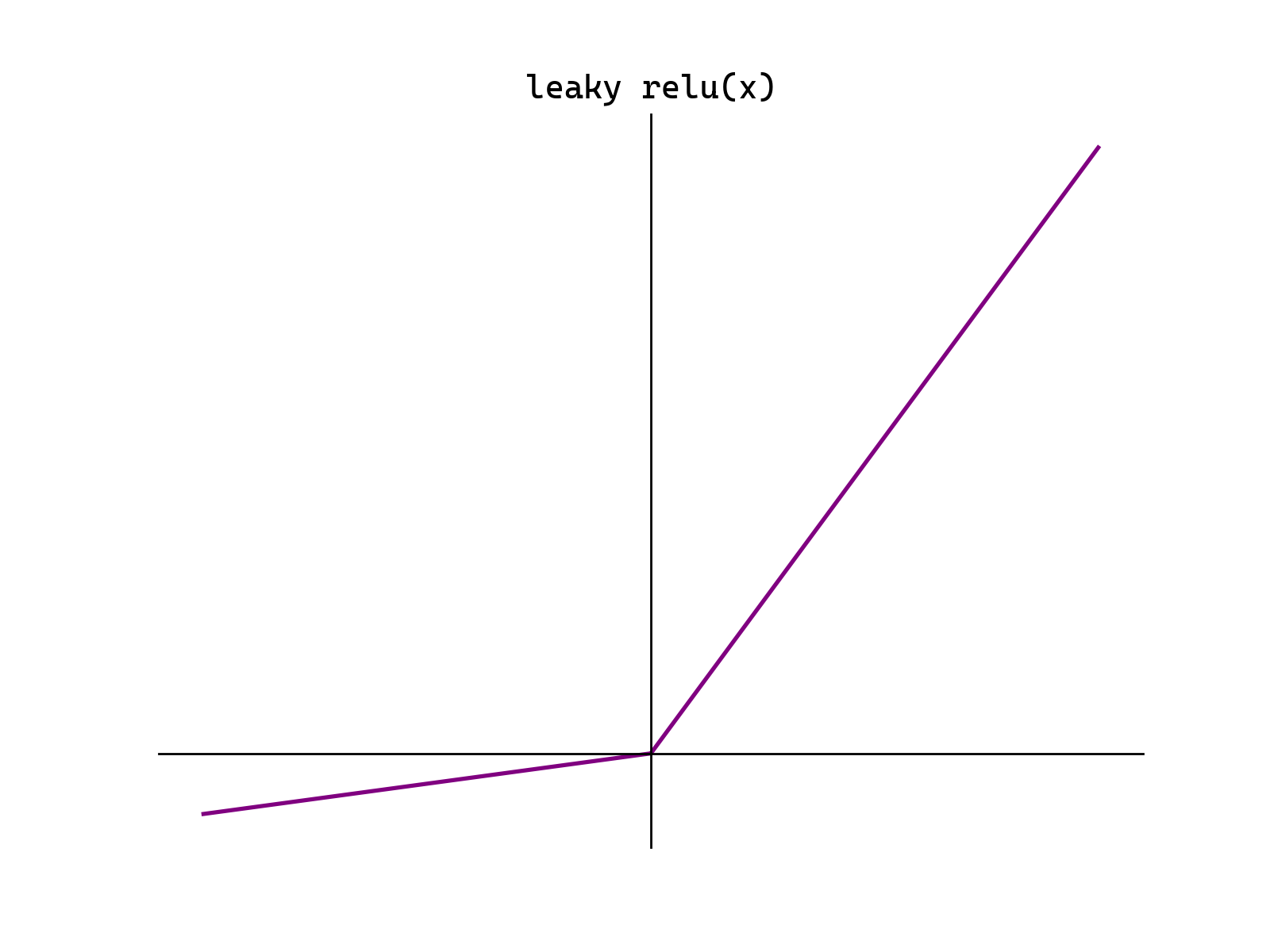
##### 恒等函数（Identity）



导数恒为1，可以作为隐藏层（中间层）；

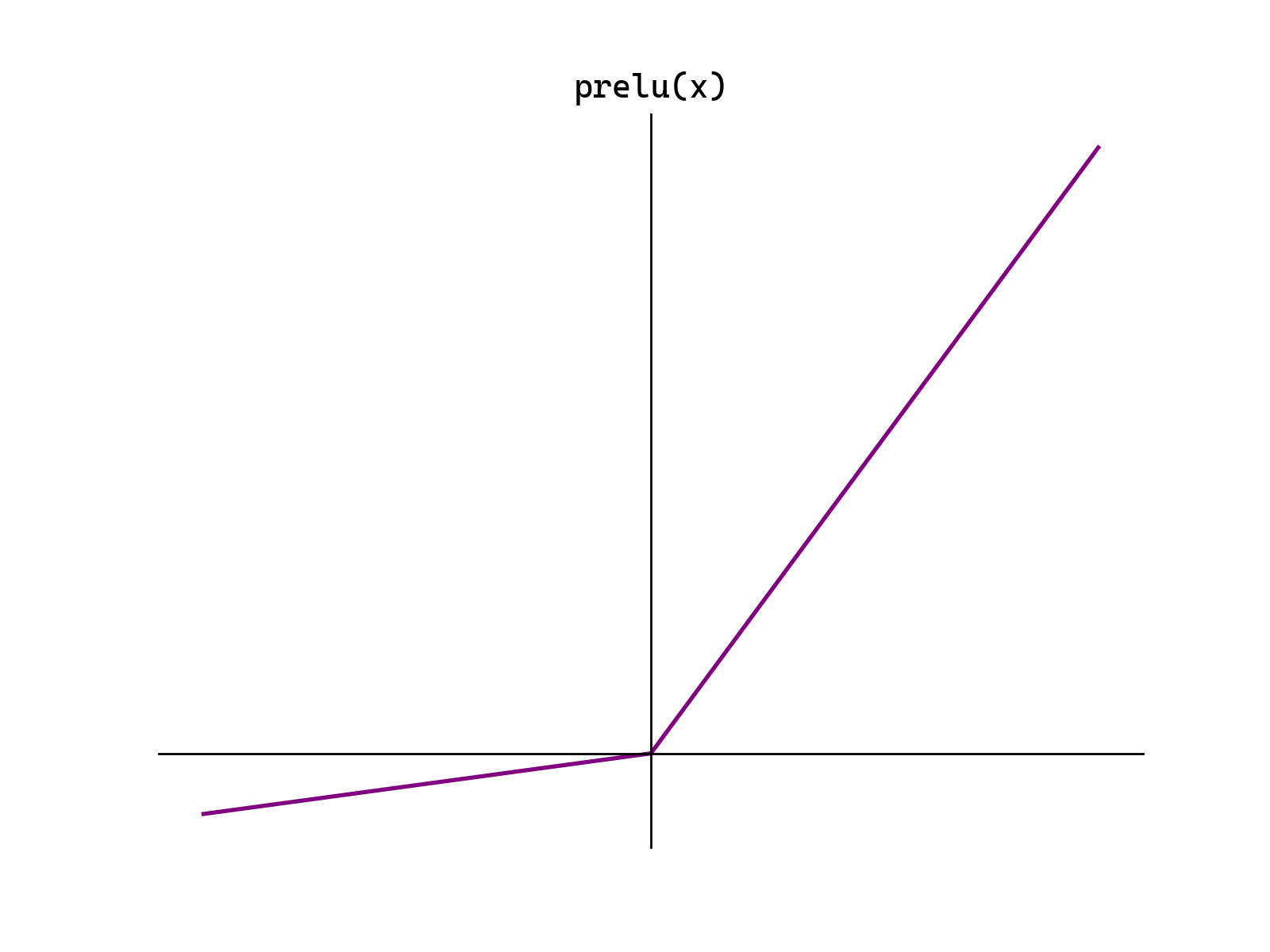
##### Leaky ReLU（Leaky Recttified Linear Unit）

ReLU函数的变体，添加了系数的固定参数



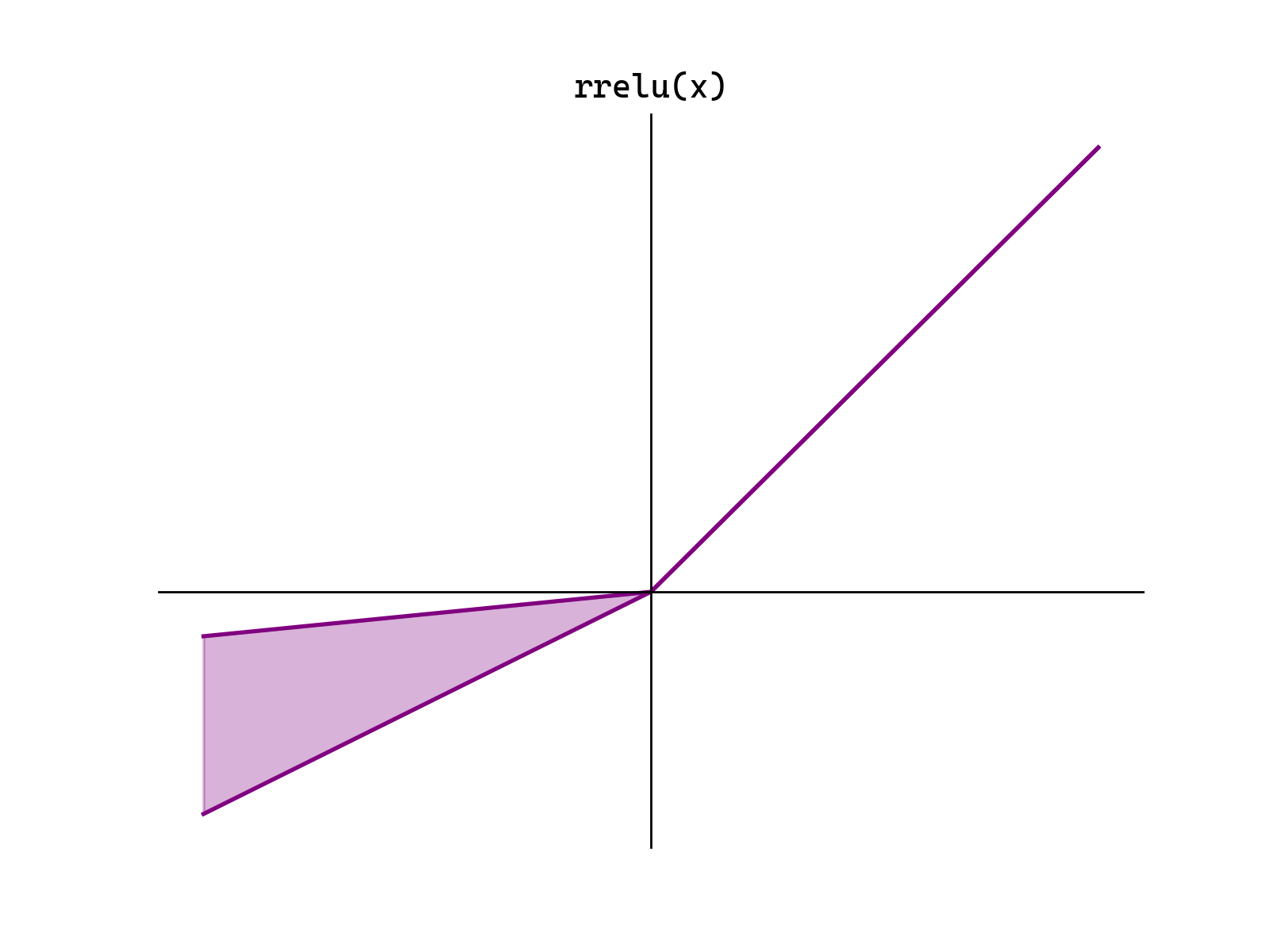
##### PreLU（Parametric Rectified Linear Unit）

这里是一个可训练的参数，而非固定的参数。



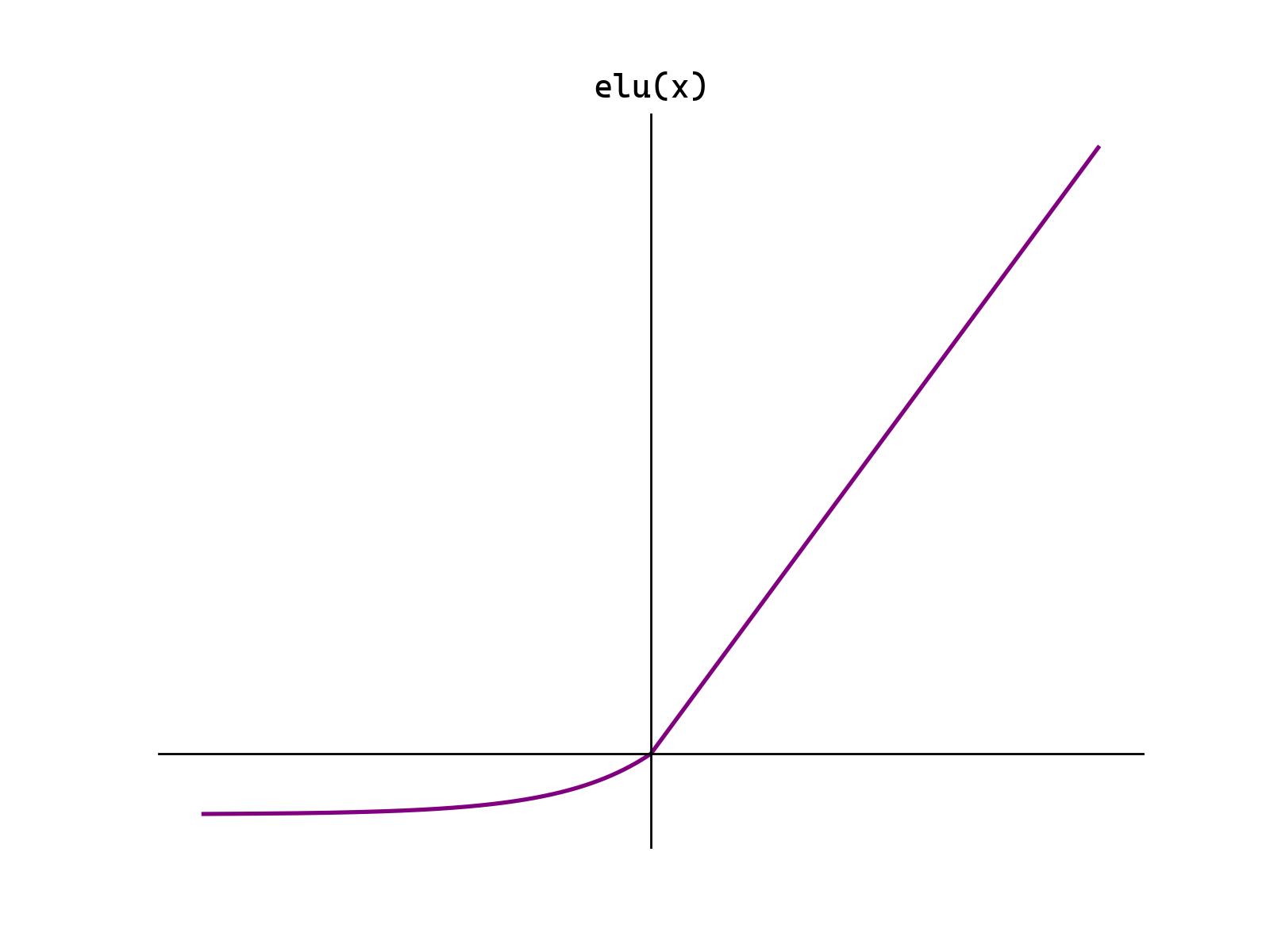
##### RReLU（Randomized Leaky ReLU）

这里是一个在训练时从一个均匀分布中随机选择的参数。



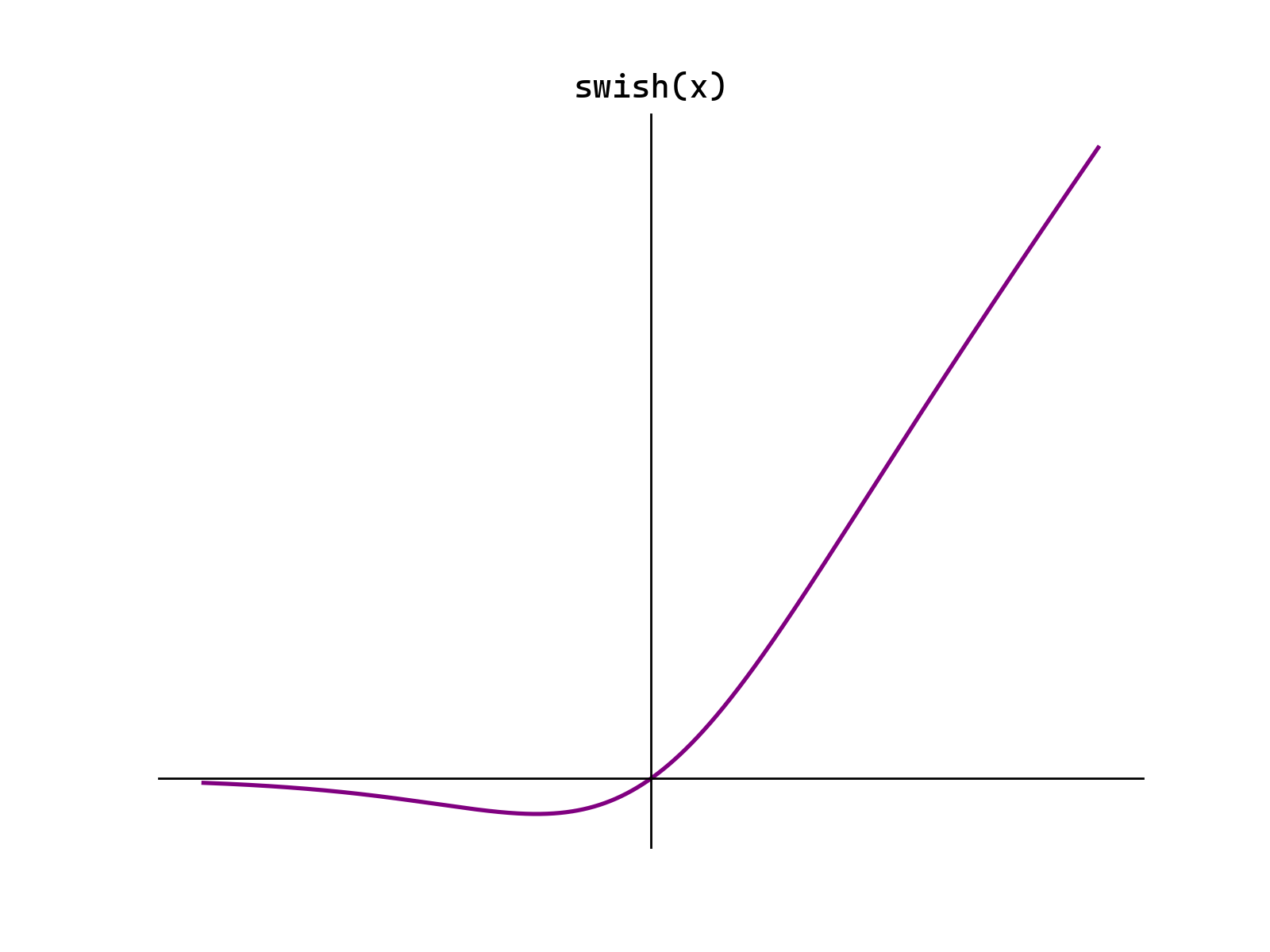
##### ELU(Exponential Linear Unit)

X小于零的函数变成了指数项



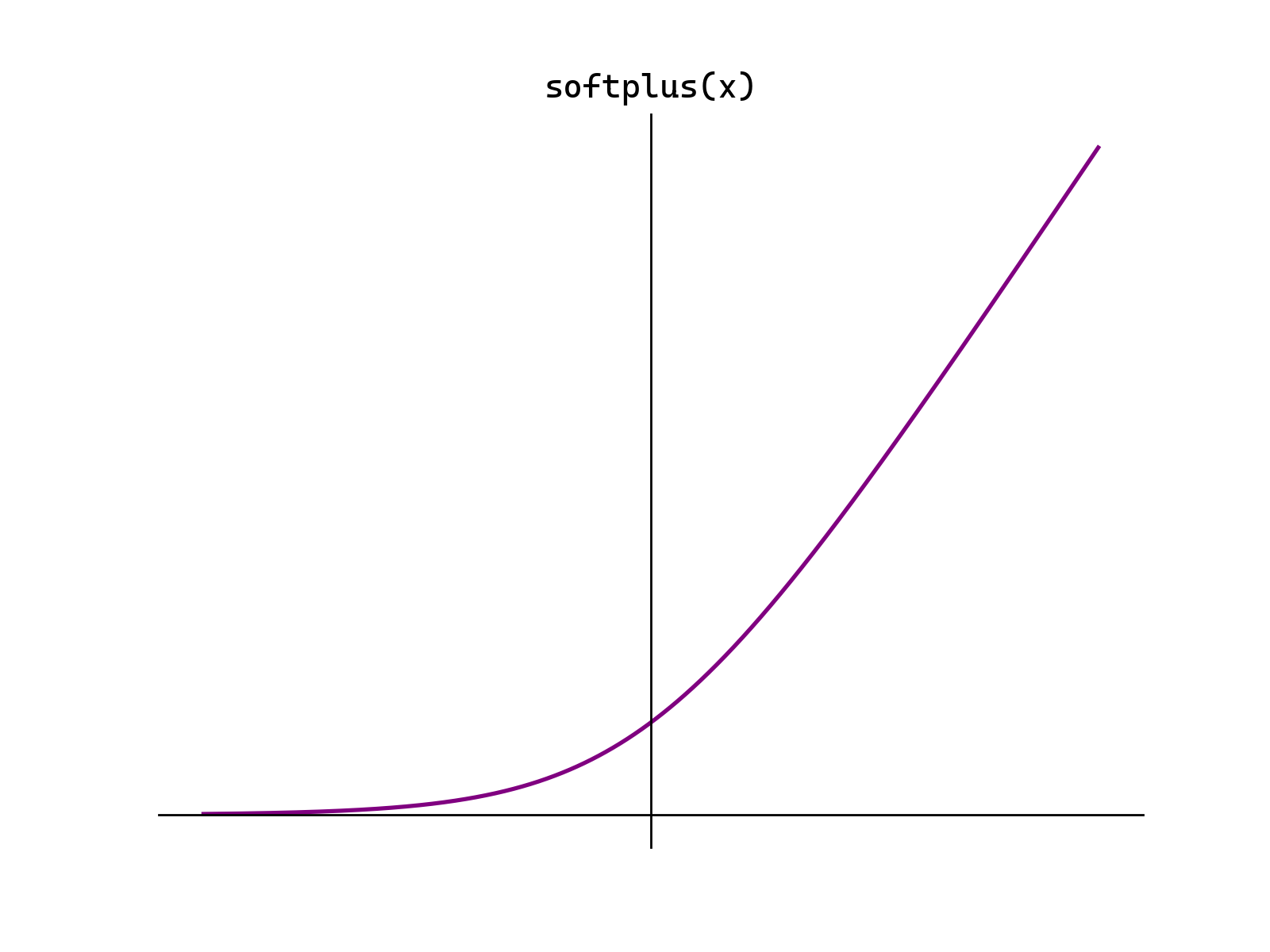
##### Swish(sigmoid Linear Unit, SiLU)

在sigmoid的函数上乘了一个x



##### Softplus

Sigmoid函数的微积分函数



#### 激活函数的选择

##### 隐藏层

首选ReLU函数，效果不好选择Leaky ReLU等；

避免出现梯度消失的sigmoid函数；

Tanh函数对称点过原点输出均值为0，对中心化数据更友好，但仍有梯度消失问题，所以，可适用于浅层网络；

##### 输出层

二分类：sigmoid函数

多分类：softmax函数

回归类：Identity函数（恒值函数）