به نام خدا

تمرین سوم مباحث ویژه استفاده از تکنیک تنظیم L2 در تمرین اول و دوم

استاد دولتشاهي

پریسا مبارک 40211415006

شرح تمرین:

میخواهیم دو تمرین قبل را با استفاده از تکنیک "تنظیم L2" بر روی دیتاست هایی که در تمرین ها داریم، پیاده سازی کرده و موارد زیر را انجام دهیم:

- 1) خطای تست استفاده از تنظیم را با خطای هر روش بدون استفاده از تکنیک "تنظیم" مقایسه کنیم.
 - 2) مقادیر یارامتر ها را در هر روش با هم مقایسه کنیم.

برای این کار کافیست دو تغییر در تمرینات قبل ایجاد کنیم. تغییر اول در تابع خطا و تغییر دوم در دلتانتاهای پارامترهای(dtheta ها) تمرین مربوطه هست.

استفاده از تكنيك تنظيم 22 در تمرين اول:

مطابق توضیحات بالا در کد مربوط به تمرین اول ابتدا تابع خطا را تغییر میدهیم. برای این کار طبق کد زیر باید یک ضریب L2 که آن را _lambda نامیدم را در فرمول L2 (مجموع توان دوم پارامترها) ضرب کنم و آن را به کد قبلی اضافه کنم:

```
def mse(y_pred, y_true): تغيير تابع خطا
regularization_l2 = lambda_ * np.sum(theta[1:]**2)
return 0.5 * ((y_pred - y_true) ** 2).mean() + regularization_l2
```

حال یک مقدار بین صفر و یک به _lambda میدهیم:

```
alpha = 0.01
lambda_ = 0.1 # تنظیم مقدار lambda_
```

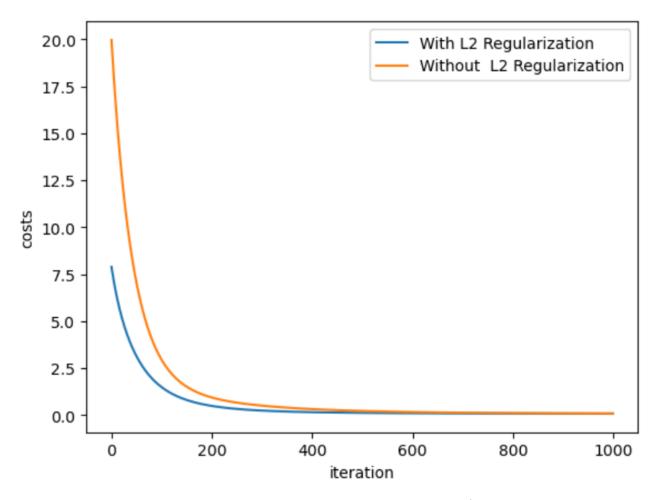
تغییر دوم همانطور که گفتم در دلتاتتاهای پارامترهای غیر ثابت(یعنی تمام پارامترها به جز عرض از مبدا) می باشد همانند کد زیر:

```
def update_step():
    global theta, costs_train
    y_pred = h(xn_train, theta)
    costs_train.append(mse(y_pred, y_train))
    dtheta = np.zeros([xn_train.shape[0], xn_train.shape[1]])
    dtheta[:, 0] = (y_pred - y_train)

for i in range(1, xn_train.shape[1]):
    dtheta[:, i] = xn_train[:, i] * dtheta[:, 0]
    dtheta[:, i] += lambda_ * theta[i] # تغيير در دلتاتنا های غيرثابت # theta[i] = alpha * dtheta[:, i].mean()
```

اگر این تغییرات را اعمال کنیم، تمرین اول را با تنظیم L2 انجام دادیم.

حال برای مقایسه خطای تست استفاده از تنظیم با خطای تست بدون استفاده از تکنیک "تنظیم" خطای تست های دو روش را با نام های costs_test_without_regularization و costs_test_with_regularization نامگذاری کردم و آن ها را رسم کردم و خروجی مطابق تصویر زیر نمایش داده شد:



در تفسیر نمودار بالا میتوان گفت استفاده از تکنیک تنظیم، خطاها را کاهش داده است. همانطور که مشاهده میشود نمودار آبی رنگ خطای تست با تنظیم را نشان داده و نمودار نارنجی خطای تست بدون تنظیم (یعنی همان تمرین اول) را نشان داده است.

حال برای مقایسه مقادیر پارامتر ها در روش با تنظیم و بدون تنظیم نیز مقادیر پارامتر هارا در هر روش در یک لیست ذخیره کردم و آن ها را نمایش دادم و خروجی به صورت تصویر زیر چاپ شد:

```
Parameters with L2 Regularization: [ 2.7872483 -0.01175222 -0.05460419 0.08676981 0.07014689 0.03671803 0.06613355 0.06859933 0.04826353 -0.03238736 0.01522927 -0.08265752 0.37498675]

Parameters without L2 Regularization: [ 2.78715584 0.00704818 0.16169953 -0.40944877 0.030858 0.0908597 0.04336851 -0.23691753 0.05818268 -0.07038163 -0.01365087 -0.17518891 0.29499877]
```

طبق تصویر بالا مشاهده میکنیم که استفاده از تکنیک تنظیم، مقادیر پارامترها را کاهش داده است.

استفاده از تكنيك تنظيم L2 در تمرين دوم:

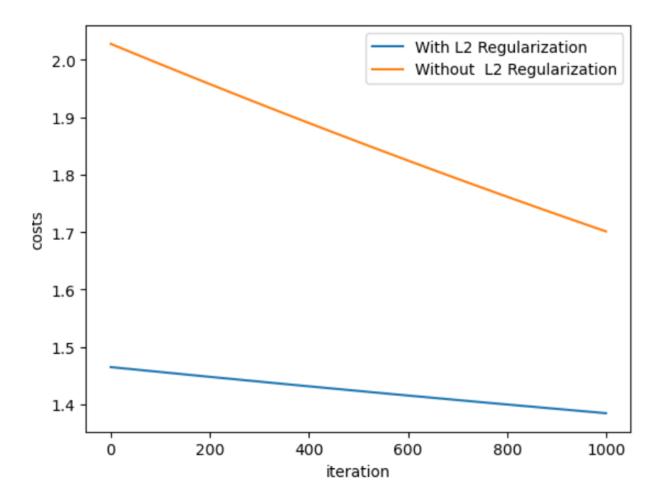
دقیقا همانند بخش بالا عمل میکنیم. یعنی فقط تابع خطا و دلتانتاهای پارامترهای غیر ثابت در تمرین دوم را تغییر میدهیم. به این صورت:

```
def log_loss(y_pred, y_true): تغيير تابع خطا#
epsilon = 1e-10
regularization_l2 = lambda_ * np.sum(theta[1:]**2)
loss = -y_true * np.log(y_pred + epsilon) - (1 - y_true) * np.log(1 - y_pred + epsilon) + regularization_l2
return loss.mean()
```

```
def update_step():
    global theta, costs_train
    y_pred = h(xn_train, theta)
    costs_train.append(log_loss(y_pred, y_train))
    dtheta = np.zeros([xn_train.shape[0], xn_train.shape[1]])
    dtheta[:, 0] = (y_pred - y_train)

for i in range(1, xn_train.shape[1]):
    dtheta[:, i] = xn_train[:, i] * dtheta[:, 0]
    dtheta[:, i] += lambda_ * theta[i] # "
    in range(0, xn_train.shape[1]):
        theta[i] -= alpha * dtheta[:, i].mean()
```

خروجی نمودار خطاهای تست با تنظیم و بدون تنظیم نیز همانند تصویر زیر نمایش داده شد:



طبق تصویر بالا مشاهده میکنیم که استفاده از تکنیک تنظیم، خطای تست را کاهش داده است.

```
Parameters with L2 Regularization: [-0.90419064 -1.14409705 -1.60050845 -0.26949957 -0.8359296 0.58633823 -0.67542494 0.13153101 0.46370915 0.02666088 -0.94043998 -1.49908276 0.189767 ]

Parameters without L2 Regularization: [ 1.51376594 -0.95343185 0.00544739 0.94592661 -0.21165835 0.94111196 0.39160364 -0.60477932 -0.32422143 0.47098268 0.52748121 -0.94632785 1.56911587]

test_accuracy_With_L2 Regularization: 82.02% test_accuracy_without_L2 Regularization: 58.43%
```

طبق تصویر بالا مشاهده میکنیم که استفاده از تکنیک تنظیم، مقادیر بعضی پارامترها را کاهش داده است و همچنین دقت با تنظیم بهتر شده است.

استفاده از تکنیک تنظیم L2 در رگرسیون خطی با رابطه نرمال:

برای این بخش نیز همانند بخش های قبل به تابع هزینه lamda ضربدر مجموع توان دوم پارامتر ها (بجز پارامتر theta0) را اضافه میکنیم. اما چون به جای گرادیان کاهشی از رابطه نرمال استفاده میکنیم فرمول مربوط به معادله نرمال را به این صورت تغییر میدهیم:

```
I = np.eye(xn_train.shape[1])
I[0, 0] = 0
theta_with_regularization = np.linalg.pinv(xn_train.T.dot(xn_train) + lambda_ * I).dot(xn_train.T).dot(y_train)
```

مشاهده میکنیم که مقادیر بعضی از پارامترها با تنظیم، کاهش یافته است:

```
dataset:
[[52. 45. 48. ... 2. 32.
                                   1.94]
             72. ... 1.
[57. 90.
                            32.
                                   1.95]
       55.
             43. ... 3.
                            32.
                                   1.95]
[57.
                   ... 1.
 [68.
       95.
             72.
                            45.
                                   3.81]
                 ... 1.
[52.
       92.
             72.
                            45.
                                   3.81]
       90.
                            45.
[52.
             72. ... 1.
                                   3.81]]
Cost with L2 Regularization: 0.08329263973144521
Cost without L2 Regularization: 0.05860494592806733
Parameters with L2 Regularization: [ 2.78736585e+00 1.97725543e-03 -1.27841739e-01 -1.68139308e-02
 9.33650031e-02 4.80138586e-02 1.27979540e-01 7.24782089e-03
 7.60076402e-02 -4.82724726e-02 6.00777976e-02 -1.22890000e-01
 4.19857826e-01]
Parameters without L2 Regularization: [ 2.78736585e+00 2.03046512e-03 -1.28388935e-01 -1.68772543e-02
 9.37140798e-02 4.79782045e-02 1.28387941e-01 7.32389304e-03
 7.61533397e-02 -4.83318029e-02 6.02779285e-02 -1.23017629e-01
  4.20373781e-01]
```

نتيجه گيرى:

بطور کلی، تکنیک تنظیم L2 برای کاهش اثر بیشبرازش (overfitting) در مدلهای رگرسیون و کلاسیفایر استفاده میشودو برای اعمال آن به کد ، کافیست جمله تنظیم L2 را به تابع خطا اضافه کنیم و همچنین در به روزرسانی مراحل آموزش مدل، جمله تنظیم L2 را به گرادیان اضافه کنیم. بیش برازش زمانی به وجود می آید که مدل بیش از حد روی داده های آموزشی فیت شده باشد یعنی خطای آموزشی کم هست اما خطای داده های تست زیاد هست. در این حالت میتوانیم از تنظیم استفاده کنیم. این روش با کم کردن مقادیر پارامترها، اثر بیش برازش را کاهش و یا حذف می کند و خطای تست را کاهش می دهد.