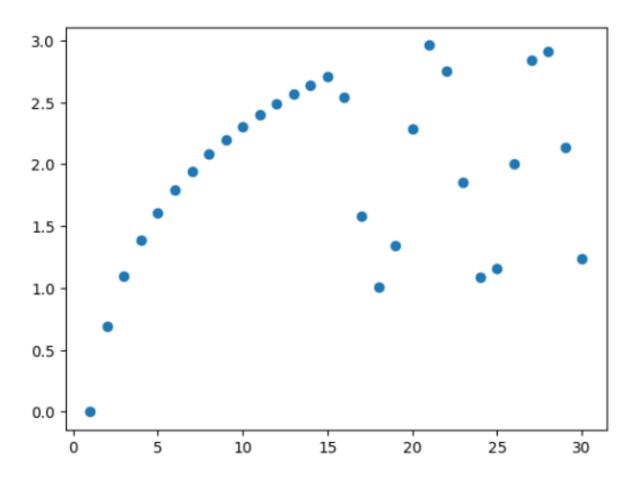
## پارت اول :

### خطی:

ابتدا تعدادی نقطه، از 1 تا n/2 ،n نقطه اول را به تابع اول(نمونه تابعی که در شکل زیر میبینیم برای n/2 نقطه اول لگاریتم) و n/2 نقطه بعد را به تابعی دیگر (که در شکل زیر کسینوسی است ) میدهیم و n/2 تای اول کلاس 1 و به n/2 تای آخر کلاس 0 دادم. من در ورودی تعداد نقاط یعنی n = 30 در نظر گرفتم.

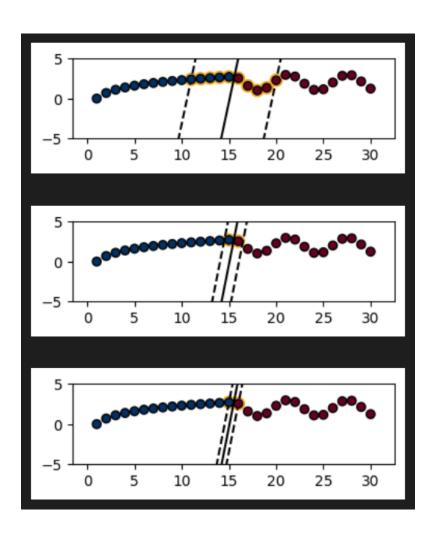


سپس برای C های مختلف مدل SVM با هسته Linear ساخته و آموزشش داده می شود.

سپس weight vector که نشان دهنده ضرایب ویژگی های مورد استفاده برای تعیین مرز تصمیم را در فضای ویژگی تعیین مرز تصمیم را در فضای ویژگی تعیین میکند و مرز تصمیم را از طریق فرمول :

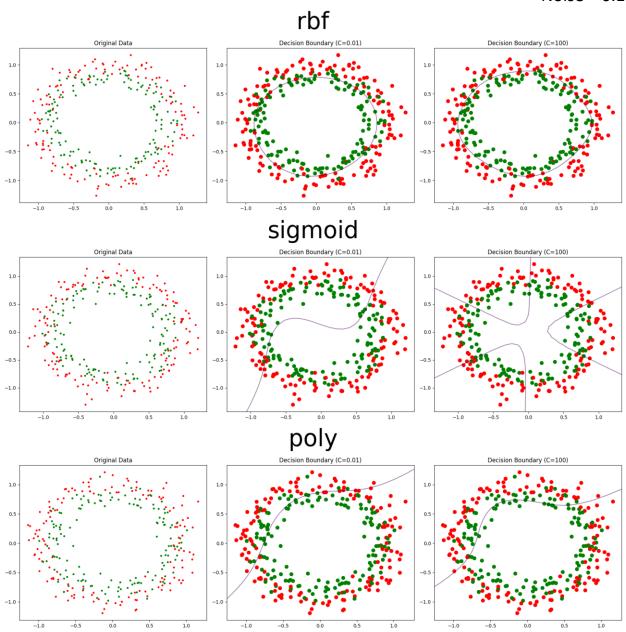
y\_values = slope\_parameter \* x\_values - (clf\_model.intercept\_[0]) / weight\_vector

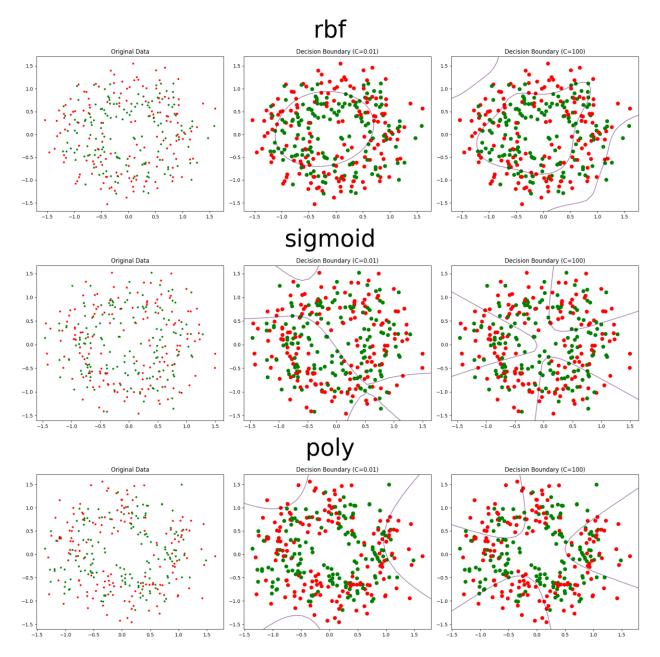
و مارجین های بالا و پایین را محاسبه کرده و حاصل را نمایش میدهیم:

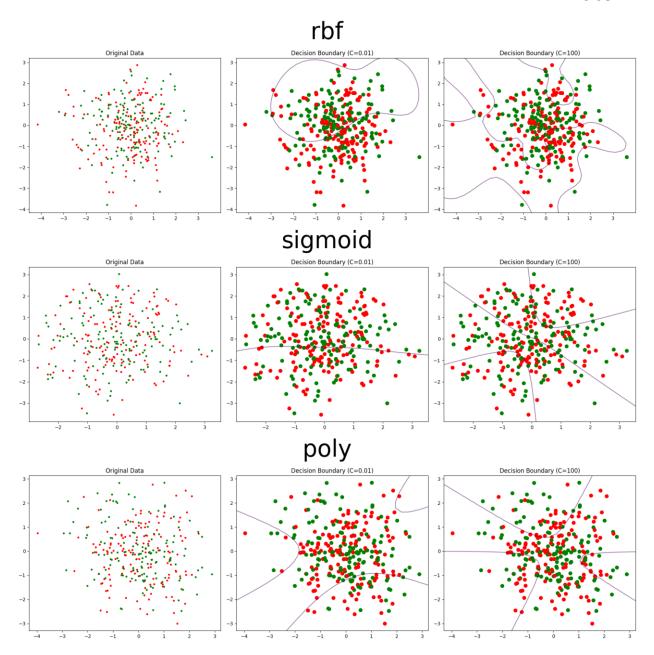


# غیرخطی :

# Noise = 0.1







دیتا با پیچیدگی کم:

کرنل linear احتمالا خوب عمل کند اگر دیتا با یک خط صاف قابل جدا کردن باشد. RBF و Polynomial ممکن است لازم نباشد و موجب بیش برازش شود.

### دیتا با پیچیدگی متوسط:

RBF و Polynomial ممکن است شروع به عملکرد بهتری از هسته Linear بکنند.

هسته RBF انعطاف پذیرتر است و می تواند اشکال مختلفی را در RBF هسته هندل کند.

### دیتا با پیچیدگی زیاد:

RBF و Polynomial ممکن است روی داده های بسیار پیچیده و غیرخطی عملکرد خوبی داشته باشند.

با این حال خطر بیش برازش وجود دارد . تنظیم دقیق hyperparameter ها بسیار مهم است.

هسته sigmoid همچنین ممکن است برای انواع خاصی از داده های پیچیده مفید باشد.

#### یارت دوم:

ابتدا تصویر ها را لود کرده و نرمالایز کردیم. برای چهار مدل RBF، Poly،Linear ابتدا تصویر ها را آموزش داده و تست را انجام داده و accuracy برای هر هسته چاپ میشود.

در گام بعد برای هر هسته hyperparameter tuning به وسیله grid search انجام می شود (از cross-validation با k = 5 استفاده میشود) تا بهترین parameter روی داده های آموزشی پیدا شود. سپس دقت را روی داده های تست بدست اورده و بهترین پارامتر و دقت برای هر هسته چاپ میشود.

```
Accuracy with Linear kernel: 0.9282511210762332
Accuracy with Poly kernel: 0.9451918285999004
*******
Accuracy with RBF kernel: 0.9471848530144494
*******
Accuracy with Sigmoid kernel: 0.8784255107125062
*******
Best parameters found for Linear kernel: {'svc C': 1, 'svc kernel': 'linear'}
Accuracy with best Linear model: 0.9282511210762332
Best parameters found for Poly kernel: {'svc C': 100, 'svc kernel': 'poly'}
Accuracy with best Poly model: 0.9506726457399103
Best parameters found for RBF kernel: {'svc_C': 10, 'svc_kernel': 'rbf'}
Accuracy with best RBF model: 0.9516691579471849
Best parameters found for Sigmoid kernel: {'svc C': 1, 'svc kernel': 'sigmoid'}
Accuracy with best Sigmoid model: 0.8784255107125062
*******
```

- از لحاظ دقت هر چهار هسته با بهترین یارامتر دقت بالاتری از درصد دقت نتیجه من در پروژه شبکه عصبی کسب کردند.
  - از لحاظ هایپریارامتر هاهم ANN لازم دارد تا تعداد بیشنری از آنها را استفاده کند که میتواند کمی چالشی باشد.
- SVM برای binary و multiclass classification tasks عملکرد خوبی دارند و بدلیل عملکرد تعمیم خوب خود شناخته شده اند.

#### يارت سوم:

در این پارت من از یک دیتا ست حاوی تصاویر دایره، مربع و مثلت استفاده کردم. ابتدا عکس ها را لود میکنیم و در ادامه همان کارهایی که در پارت دو توضیح داده شد انجام میدهیم.

نتایج :

```
Accuracy with Linear kernel: 0.9794871794871794
*******
Accuracy with Poly kernel: 0.6461538461538462
*******
Accuracy with RBF kernel: 0.958974358974359
******
Accuracy with Sigmoid kernel: 0.9128205128205128
******
Best parameters found for Linear kernel: {'svc C': 1, 'svc kernel': 'linear'}
Accuracy with best Linear model: 0.9794871794871794
*******
Best parameters found for Poly kernel: {'svc C': 100, 'svc kernel': 'poly'}
Accuracy with best Poly model: 0.958974358974359
*******
Best parameters found for RBF kernel: {'svc C': 1000, 'svc kernel': 'rbf'}
Accuracy with best RBF model: 0.9948717948717949
Best parameters found for Sigmoid kernel: {'svc_C': 1, 'svc_kernel': 'sigmoid'}
Accuracy with best Sigmoid model: 0.9128205128205128
*******
```