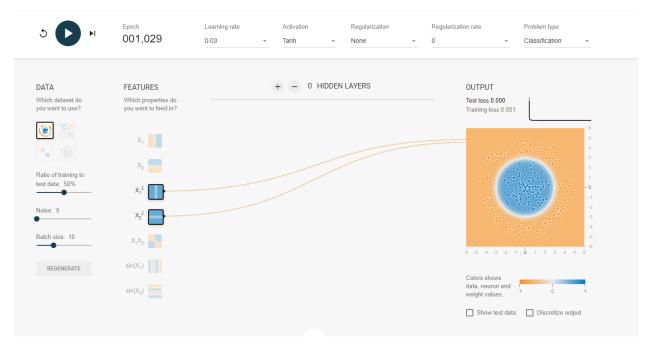
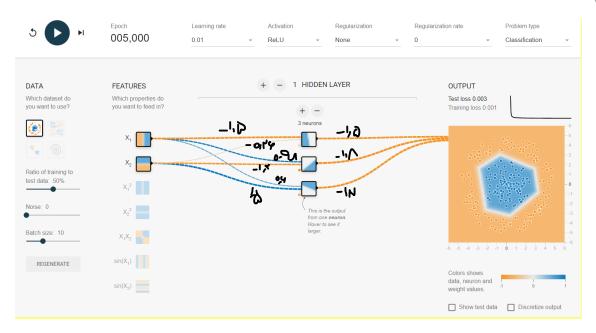
شبکه های عصبی:

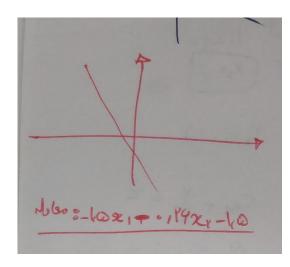
سوال اول: الف:

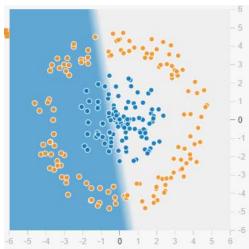


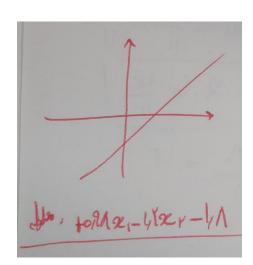
مرز جداکننده همانطور که مشخص است، باید یک دایره باشد. همانطور که در شکل مشاهده می شود، شبکه به خوبی توانسته داده ها را دسته بندی کند. در واقع با perceptron تونست جدا بکنه. ما یکی از ویژگی ها را X_1^2 و دیگری را X_2^2 گذاشتیم و میدانیم معادله آن دایره هم که در تصویر آمده در واقع X_1^2 X_2^2 که این جمع از یک thereshold ای کوچکتر است. شبکه ما هم در واقع همین کار را کرده است و مرز تصمیم را به شل دایره در آورده است. نسبت به ورودی ها خطی است اما ما چون در ورودی ها نوان 2 اعمال کرده ایم، تونستیم دایره را بدست آوریم.

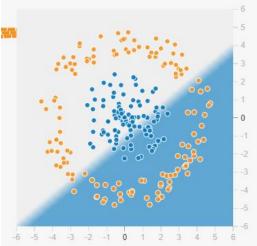
ب)

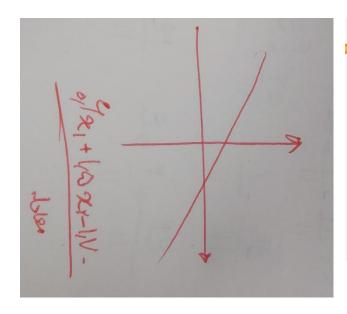


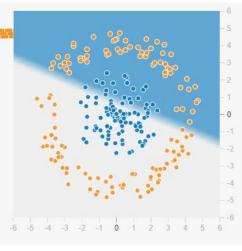








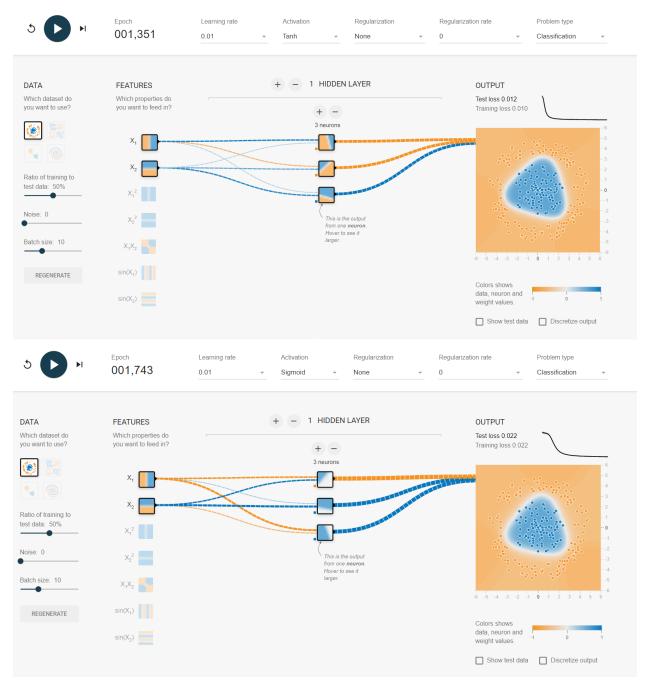




از آنجایی که مقدایر وزن های لایه خروجی برای تصمیم گیری منفی شده است، برای اینکه بتوان مقداری مثبت در خروجی گرفت، بایستی که بایاس مقداری مثبت در لایه خروجی باشد.

رفتار تابع فعالساز Relu بعد از صفر باعث میشود فقط وابستگی های خطی را پس از فعال شدن در نظر میگیرد که منجر به تولید خط به عنوان مرز شده است.





به نظر میرسد تفاوت در خطی یا غیرخطی بودن توابع فعالساز است. Relu وابستگی های خطی را شبیه سازی میکند، و این منجر به تولید مرزهای خطی میشود. اما Tanh و sigmoid توابع غیرخطی هستند و مرزهای خطی تولید نمیکنند و میتوانند که مرزهای غیرخطی و منحنی طور ایجاد کنند. این توابع این امکان را به ما میدهند تا فضا های پیچیده تر را به کمک این توابع فعالساز غیرخطی بهتر طبقه بندی بکنیم.

شبکه های عصبی پیچشی:

سوال اول:

حفظ اطلاعات مكانى و كاهش يار امترها:

حفظ اطلاعات مکانی: لایههای پیچشی ویژگیهای محلی یک تصویر را با حفظ ساختار فضایی آن استخراج میکنند. این بدان معناست که روابط فضایی بین پیکسلها و الگوهای محلی در تصویر حفظ میشود. این قابلیت بسیار مهم است، زیرا بسیاری از ویژگیهای مهم در تصاویر به صورت محلی ظاهر میشوند و حفظ این اطلاعات مکانی کمک میکند که شبکه بتواند به درستی این ویژگیها را شناسایی کند.

کاهش تعداد پارامترها: در لایههای کاملاً متصل، هر نورون به تمامی نورونهای لایه قبلی متصل است، که منجر به افزایش سریع تعداد پارامترها به خصوص برای تصاویر بزرگ میشود. اما در لایههای پیچشی، هر فیلتر تنها با یک ناحیه کوچک از ورودی در هر زمان تعامل دارد، که به طور قابل توجهی تعداد پارامترها را کاهش میدهد. این کاهش پارامترها نه تنها به کاهش نیاز به حافظه و زمان پردازش کمک میکند، بلکه احتمال بیش برازش (Overfitting) را نیز کاهش میدهد.

كاهش حساسيت به جابجايي و تغيير مقياس:

كاهش حساسيت به جابجايي: لايههاى ادغام (Pooling) با كاهش ابعاد ويژگىهاى استخراج شده و تجميع اطلاعات، مىتوانند به كاهش حساسيت مدل به جابجايى و تغييرات كوچك در ورودى كمك كنند. اين ويژگى به شبكه كمك مىكند تا پايدارى بيشترى در تشخيص الگوها در تصاوير داشته باشد، حتى اگر اين الگوها به ميزان كمى جابجا شده باشند.

کاهش حساسیت به تغییر مقیاس: با استفاده از تکنیکهای مانند ماکس-پولینگ (Max-Pooling)، شبکه میتواند ویژگیهای با اهمیت را حتی در صورت تغییرات مقیاس حفظ کند. این امر باعث میشود شبکه بتواند به خوبی با تصاویر ورودی که اندازه و مقیاس آنها متفاوت است، سازگار شود.

سوال دوم

