

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات گروه هوش مصنوعی

گزارش پروژه درس شبکههای عصبی-۱

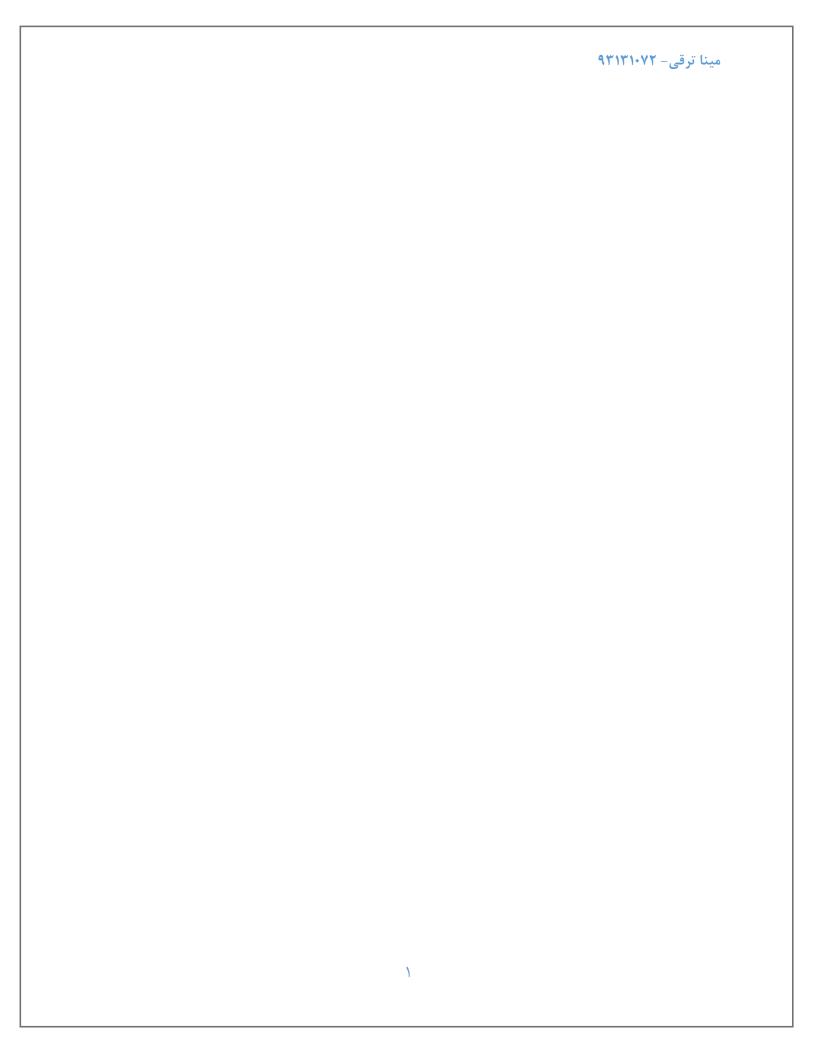
مینا ترقی

94141-44

تاریخ تحویل: ۱۳۹۴/۷/۲۹

نيمسال اول ٩٥-١٣٩٤

٠



سوال 1

طراحی سه پرسپترون برای دسته بندی داده های Iris با چهار ویژگی و سه کلاس.

شرايط آزمايش:

مقدار	پارامتر
1 • • •	تعداد ایپک
۰,۵	نرخ یادگیری
7.Y•	درصد داده آموزشی
% ~~	درصد داده آزمون
سیگموئید	تابع فعاليت

برای این آزمایش برای این که داده های با کلاسهای مختلف را مخلوط کنیم و مخلوط برای تمام دفعات اجرای آزمایش ثابت باشد، ابتدا با استفاده از متلب، ترکیب دادهها را به صورت تصادفی به هم زدیم (برنامه DataShuffler.m

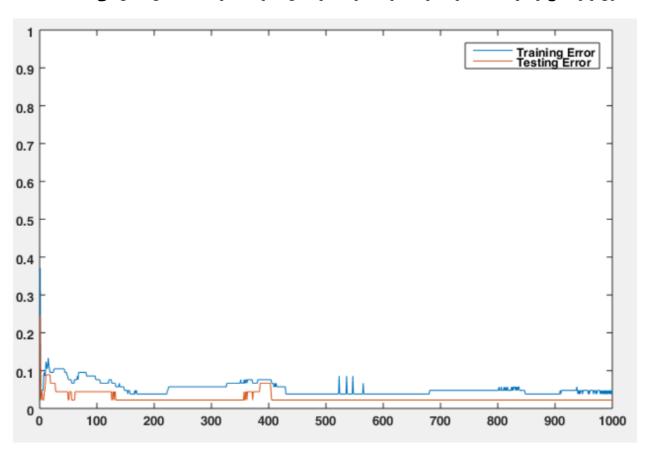
برای برنامه اصلی از فایل $P_1 = 1 - 1$ استفاده کردیم.

نتيجه انجام آزمايش:

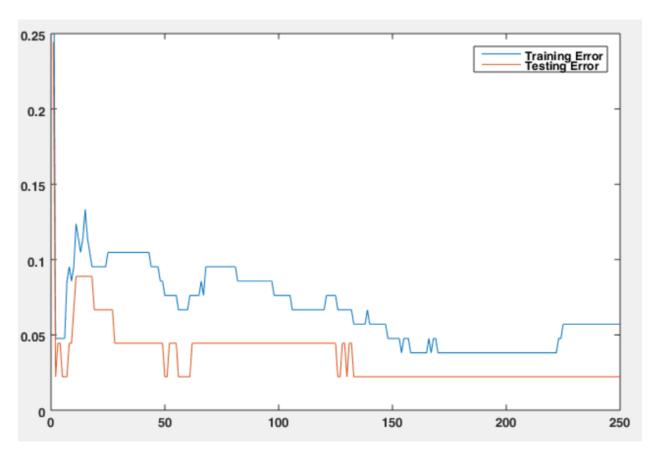
ابتدا سه پرسپترون را برای هر کلاس داده آموزش داده و سپس چهار نتیجه خطا را گزارش نمودیم. سه نمودار خطای دستهبندی کلی خطای اولیه برای دستهبندی کلاسهای یک تا سه از دو کلاس دیگر و یک نمودار خطای دستهبندی کلی (سه کلاسه).

برای دستهبندی سه کلاسه با استفاده از تکنیک یکی در برابر همه (one versus all) به این صورت عمل کردیم که با اعمال هر نمونه آزمون به هر سه پرسپترون آموزش دیده، داده را به کلاسی اختصاص دادیم که مقدار خروجی پرسپترون برای آن نمونه از دو پرسپترون دیگر بزرگتر (مثبتتر) بود.

جداول زیر نتایج را در یک با اجرای برنامه برای شرایط آزمایش ذکرشده در قسمت قبل نشان میدهند.

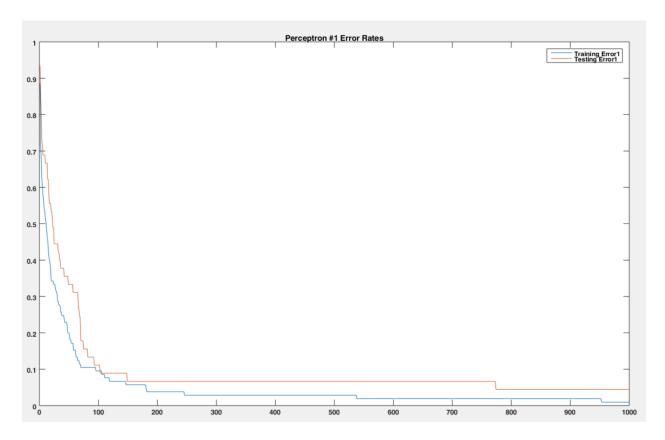


شکل ۱ - نمودار خطای کل برای سوال یک (پرسپترون)نرخ یادگیری ۵٫۰

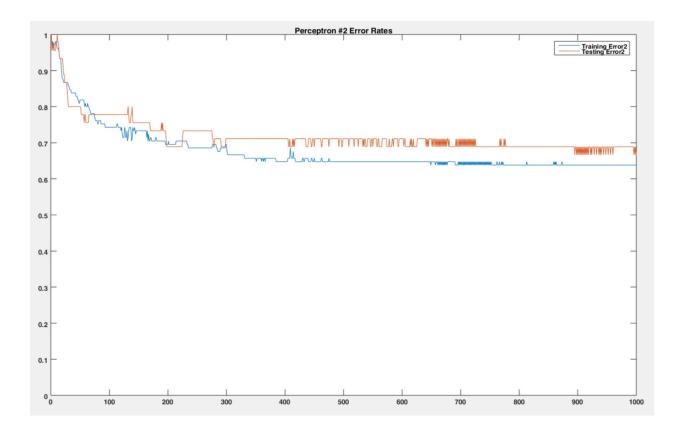


شکل ۲- بزرگنمایی خطای ۲۵۰ ایپک اول برای سوال ۱ (پرسپترون)

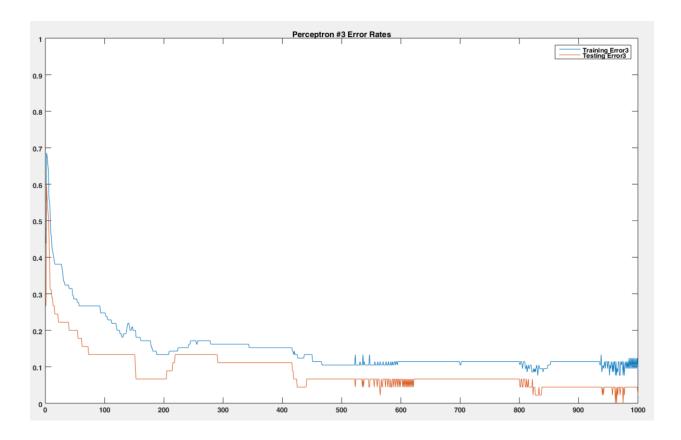
مینا ترقی- ۹۳۱۳۱۰۷۲



شکل ۳- خطای پرسپترون شمای یک برای دستهبندی دادههای دسته یک



شکل ۴- خطای پرسپترون شماره ۲ برای دستهبندی دادههای دسته دو

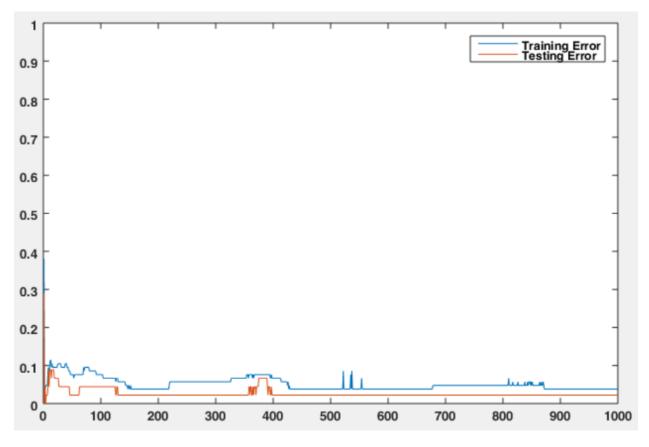


شکل ۵- خطای پرسپترون شماره ۲ برای دستهبندی دادههای دسته سه

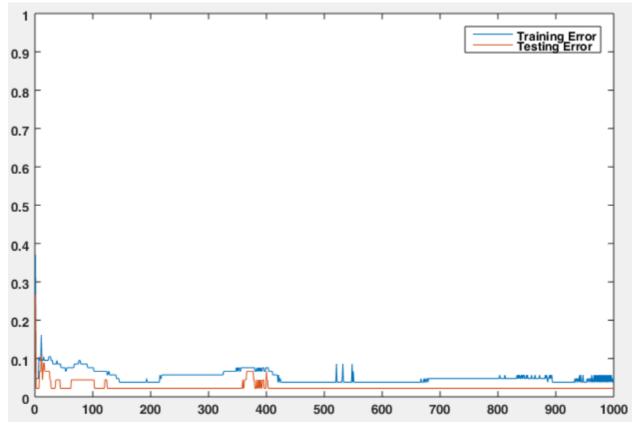
همان طور که از شکلها پیداست، خطا برای پرسپترون شماره ۲ و پرسپترون شماره ۳ به صفر نمی رسد، اما برای پرسپترون شماره ۱ به نزدیکی صفر می رسد.

خطا در دستهبندی کلی دارای نوسانات شدید است.

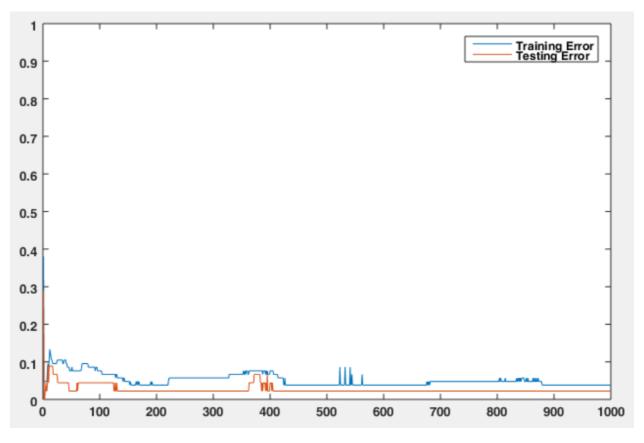
الگوریتم را با نرخهای صفر تا یک با گامهایی به اندازه ۰٫۱ آزمودیم که نتایج آن به شکل زیر هستند.



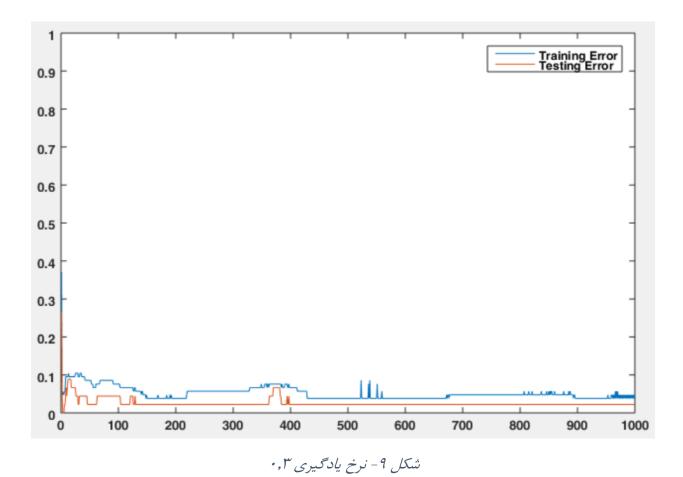
شکل ۶- نرخ یادگیری صفر



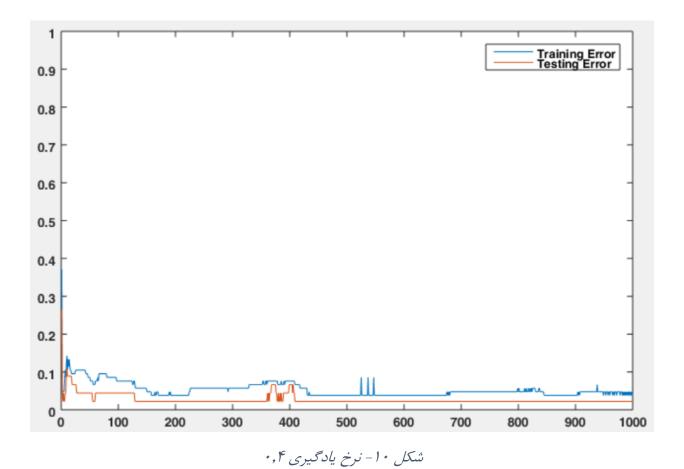
شکل ۷- نرخ یادگیری ۰٫۱



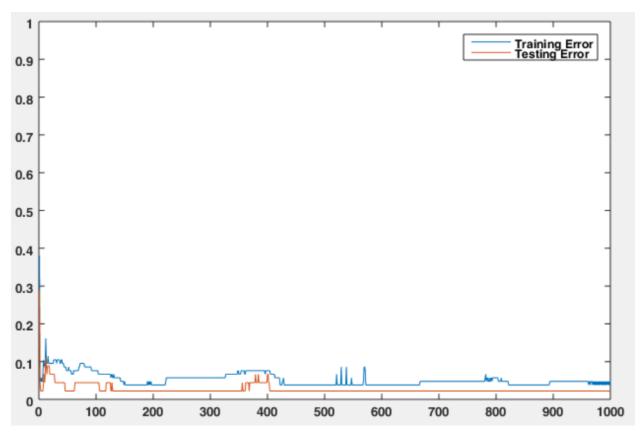
شکل ۸- نرخ یادگیری ۰٫۲



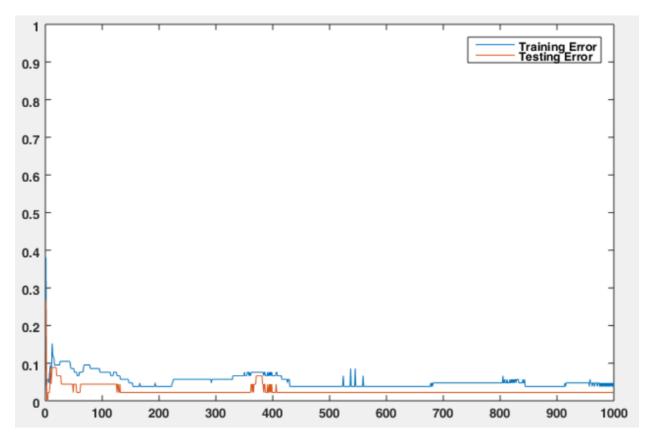
11



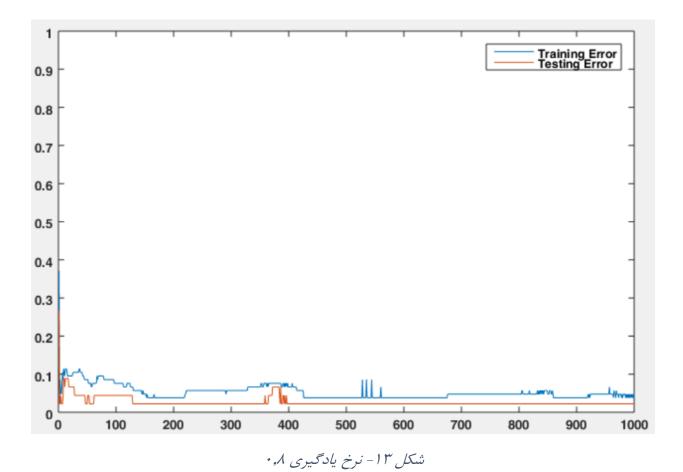
17



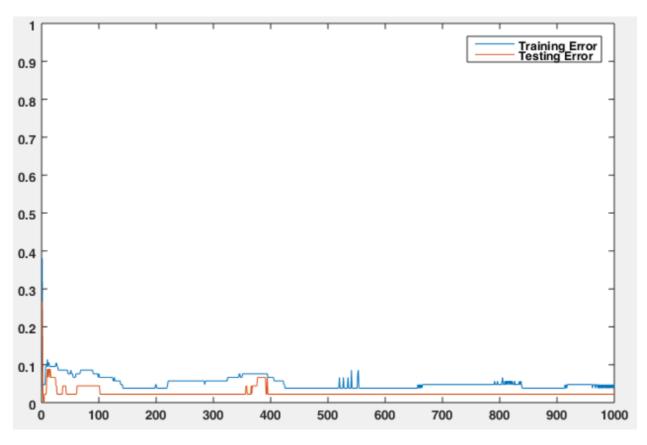
شکل ۱۱- نرخ یادگیری ۶٫۰



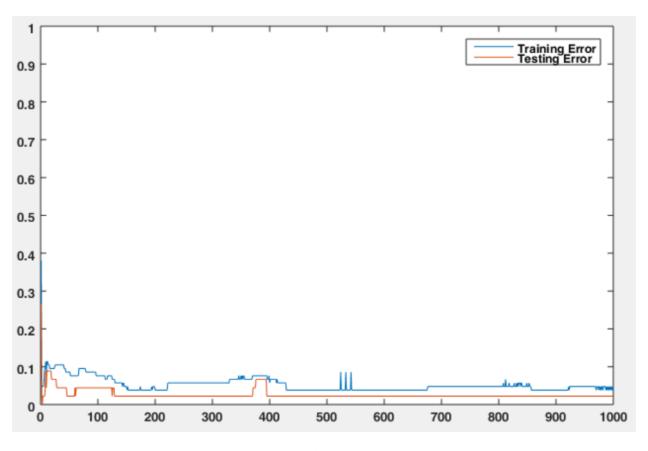
شکل ۱۲ - نرخ یادگیری ۰٫۷



۱۵



شکل ۱۴- نرخ یادگیری ۰٫۹



شکل ۱۵- نرخ یادگیری یک (۱)

همانطور که مشاهده میشود با افزایش نرخ یادگیری، نمودار با شیب بیشتری نزول میکند اما نوسانات آن هم بیشتر است.

نتيجه گيري:

نتیجهای که از مشاهدات بالا حاصل می شود این است که دادههای کلاس ۱ از سایر دادهها به صورت خطی جداپذیر است، چرا که می توان با آموزش یک پرسپترون، آنها را از هم جدا کرد و خطا به حدود صفر می رسد.

درمورد دادههای کلاس ۲ می توان گفت که به نظر می رسد تقریبا به صورت خطی جداپذیرند اما نه به طور کامل؛ چرا که خطا به نزدیکی صفر میرسد اما در همان حدود متوقف می شود و به صفر نمی رسد.

در مورد دادههای کلراس ۳ باید گفت که این دادهها مشخصا به صورت خطی جداپذیر نیستند؛ چرا که با حدود ۱۰۰۰ دور آموزش الگوریتم، پرسپترون شماره به خطایی کمتر از حدود ۶۵،۰۰ نمیرسد.

نتیجه دیگر این است که با استفاده از الگوریتم پرسپترون و تکنیک دستهبندی یکی در برابر همه، برای این مسئله نمی توان نتیجه مناسبی گرفت.

از دلایل آن می توان به این اشاره کرد که از آنجا که بیشترین امتیاز بین سه دستهبندی کننده ملاک انتخاب ماست، نمی توان مطمئن بود که مقیاس امتیاز این سه دستهبندی کننده با هم برابر باشد.

مشکل دیگر این تکنیک این است که دادههای آموزشی نامتعادل هستند. برای مثال اگر ده کلاس با تعداد دادههای آموزشی برابر داشته باشیم، هر دستهبندی کننده خطی روی دادههایی آموزش میبند که ۹۰% منفی و ۱۰% مثبت هستند و در نتیجه تقارن اولیه مسئله به هم میریزد. ۱۰%

منابع مورد استفاده:

https://class.coursera.org/ml-005/lecture/38

Bishop, Christopher M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. Springer.

Rifkin, Ryan. "Multiclass Classification." Lecture Slides. February (2008). (http://www.mit.edu/~9.520/spring09/Classes/multiclass.pdf)

سوال ۲

دستهبندی دادههای دو بعدی و دو کلاسه با استفاده از پرسپترون.

شرايط آزمايش:

پارامتر	مقدار
تعداد ایپک	1

\ imbalanced

⁷ Bishop, Christopher M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. Springer. Page 354.

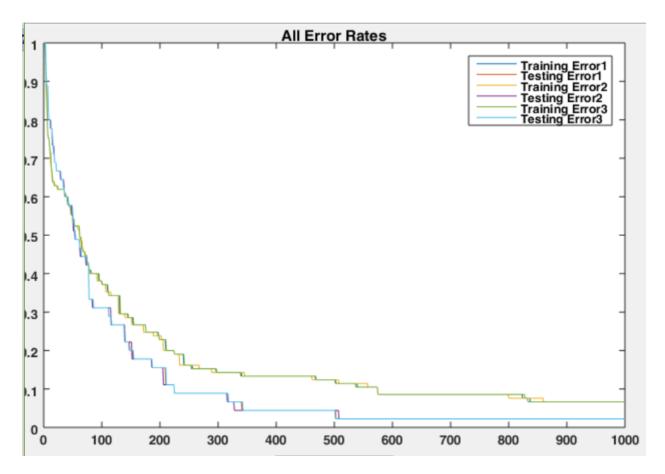
نرخ یادگیری	۰,۵
درصد داده آموزشی	7/. Y •
درصد داده آزمون	7/. ~ •
تابع فعالیت	سیگموئید

برای این آزمایش برای این که داده های با کلاسهای مختلف را مخلوط کنیم و مخلوط برای تمام دفعات اجرای آزمایش ثابت باشد، ابتدا با استفاده از متلب، ترکیب دادهها را به صورت تصادفی به هم زدیم (برنامه DataShuffler.m به همین منظور نوشته شده است).

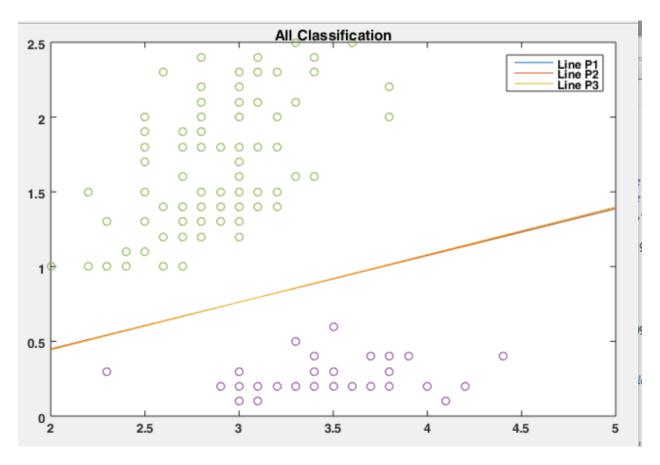
برای برنامه اصلی از فایل $P_1_2G.m$ استفاده کردیم.

نتيجه انجام آزمايش:

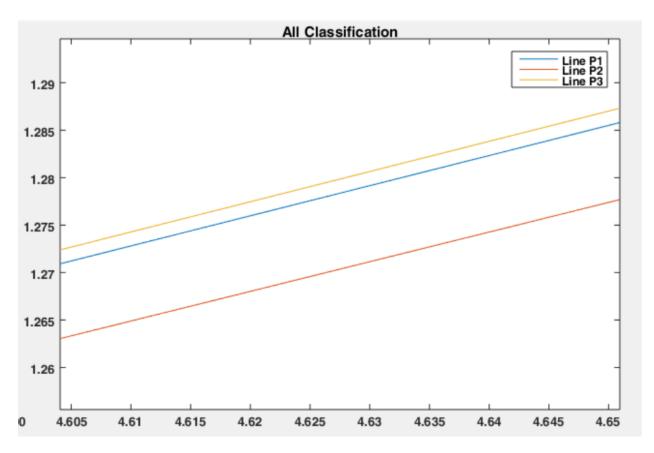
پس از اجرای این آزمایش نمودارهای به دستآمده نشان میدادند که با تعداد تکرار بالای الگوریتم، خطوط دسته بندی جداکننده تفاوتهای بسیار کمی دارند و تقریبا روی هم میافتند. نمودارهای جداگانه و ترکیب آنها در یک نمودار در شکلهای زیر مشاهده میشوند.



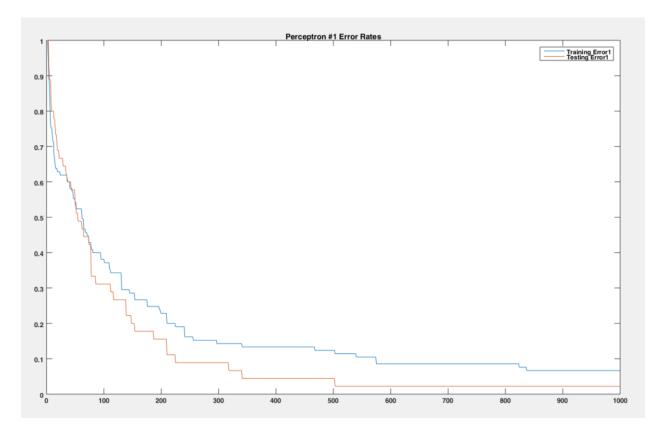
شکل ۱۶- خطای آموزش و آزمایش برای سه پرسپترون ۱ و ۲ و ۳



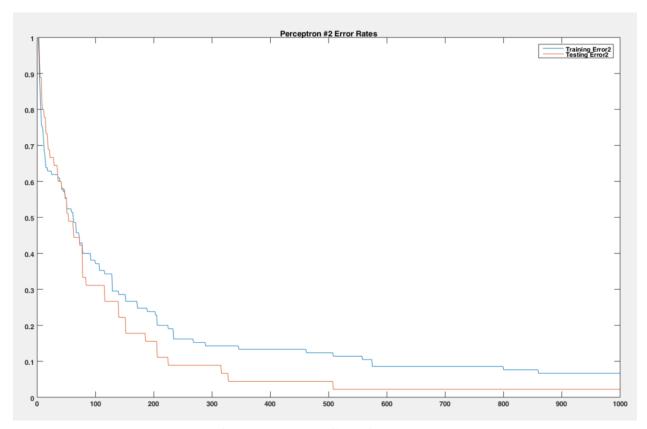
شکل ۱۷-دادههای دو کلاس و سه خط جداکننده حاصل از سه پرسپترون



شکل ۱۸ - بزرگنمایی شکل ۱۷ برای نشان دادن تمایز ظریف سه خط جداکننده

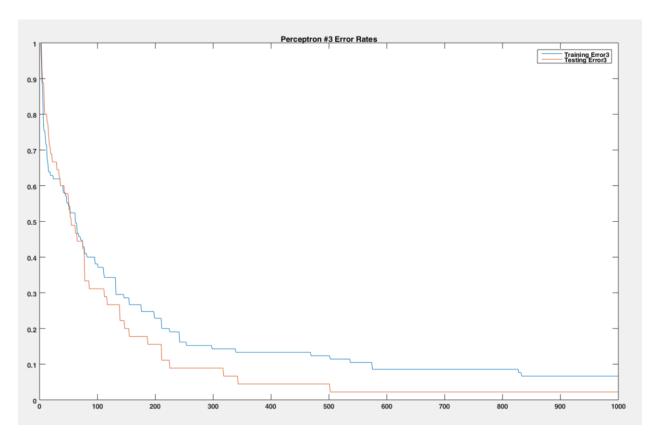


شکل ۱۹- نمودار خطای پرسپترون شماره ۱

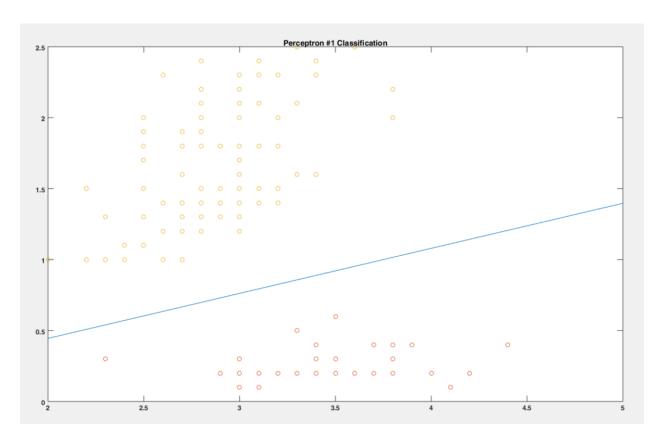


شکل ۲۰ - نمودار خطای پرسپترون شماره ۲

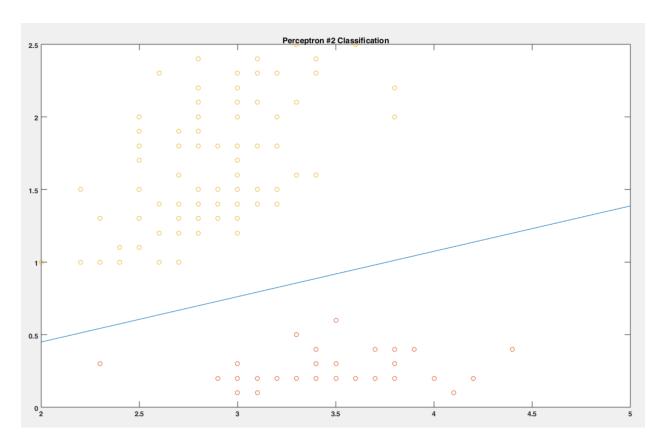
مینا ترقی- ۹۳۱۳۱۰۷۲



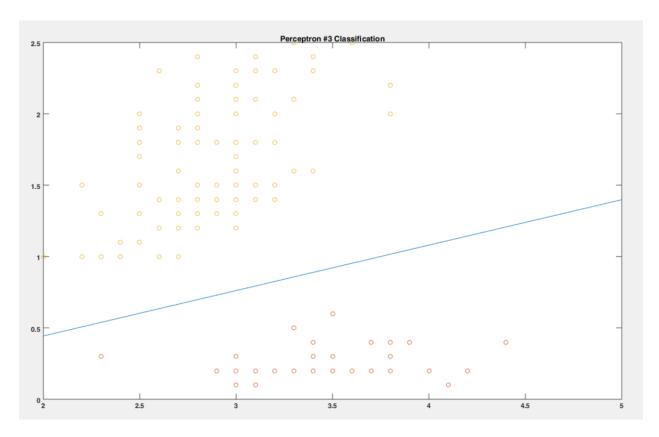
شکل ۲۱ - نمودار خطای پرسپترون شماره ۳



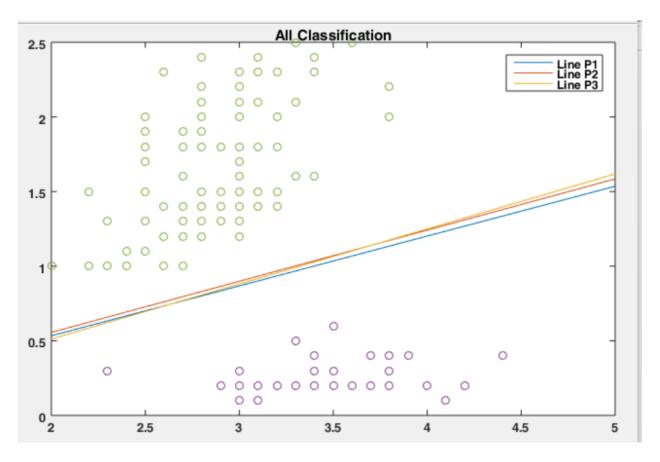
شکل ۲۲ - نتیجه دستهبندی پرسپترون شماره ۱



شکل ۲۳- نتیجه دستهبندی پرسپترون شماره ۲



شکل ۲۴ - نتیجه دستهبندی پرسپترون شماره ۳



شکل ۲۵- نتیجه حاصل دستهبندی سه پرسیترون با تعداد ایپک ۱

همان گونه که در شکلها مشاهده می شود، در تعداد تکرار ۱ الگوریتم، سه خط جداکننده حاصل فاصله خیلی محسوس تری نسبت به حالت قبل دارند.

نتيجه گيري:

با توجه به نتایج به دست آمده می توان این نتیجه را گرفت که با شروع از هر نقطهای، با تعداد تکرار مناسب، وزنهای پرسپترون به نقطه بهینه هم گرا می شود.

نتیجه دیگر این که با توجه به زیاد بودن دادههای اموزشی ما، با یک بار تکرار الگوریتم روی این مجموعه آموزشی، باز هم سه خط به نسبت خیلی خوبی به هم نزدیک میشوند.

نتیجه دیگر این که مطابق صورت سوال، دادهها به صورت خطی از هم جدا شدند و این نکته مشاهده شد.