
# یادگیری ماشین

# پاسخ مینی پروژه‌ی شماره ۳

| | |
|---|---|
| نام و نام خانوادگی | مهدی خدابنده لو |
| شمارهٔ دانشجویی | ۴۰۱۰۵۳۱۴ |
| تاریخ | بهار ۱۴۰۳ |

# فهرست مطالب

۱ پرسش یک ۵
۱.۱ در مرحلهٔ اول دیتاست را فراخوانی کنید و اطلاعاتی نظیر ابعاد، تعداد نمونه ها، میانگین، واریانس و همبستگی ویژگی ها را به دست آورید و نمونه های دیتاست را به تصویر بکشید سپس، با توجه به اطلاعات عددی، آماری و بصری بدست آمده، تحلیل کنید که آیا کاهش ابعاد می تواند در این دیتاست قابل استفاده باشد یا خیر . . . . . ۵
۲.۱ داده‌ها را با استفاده از الگوریتم SVM با هسته‌ی خطی دسته‌بندی کنید و ماتریس درهم ریختگی آن را بدست آورید و مرزهای تصمیم گیری را ترسیم کنید . . . . . ۶
۳.۱ بخش قبلی را با استفاده از هسته های چند جمله ای و با استفاده از کتابخانهٔ ازscikit-learn درجه یک تا ۱۰پیاده سازی کنید و نتایج را با معیارهای مناسب گزارش کرده و مقایسه و تحلیل کنید. در نهایت، با استفاده از کتابخانهٔ imageio ... . . . . ۷

۲ پرسش سه ۱۰
۱.۲ بزرگ ترین چالش ها در توسعهٔ مدل های تشخیص تقلب چیست؟ این مقاله برای حل این چالش ها از چه روش هایی استفاده کرده است؟ . . . . . ۱۰
۲.۲ در مورد معماری شبکهٔ ارائه شده در مقاله به صورت مختصر توضیح دهید . . . . . ۱۱
۳.۲ مدل ارائه شده را پیاده سازی کرده و با استفاده از این دیتاست آموزش دهید. برای جلوگیری از بیش برازش، آموزشمدل را طوری تنظیم کنید که در انتهای آموزش، بهترین وزن های مدل بر اساس خطای قسمت اعتبارسنجی بازگردانده شود . . . . . ۱۴
۴.۲ ماتریس درهم ریختگی را روی قسمت آزمون داده ها رسم کنید و مقادیر Precision Recall، وAccuracy، راگزارشf۱score کنید. فکر می کنید در مسائلی که توزیع برچسب ها نامتوازن است، استفاده از معیاری مانند بهAccuracy تنهایی عمل کرد مدل را به درستی نمایش می دهد؟ چرا؟ اگر نه، کدام معیار می تواند به عنوان مکمل استفاده شود؟ . . . . . ۱۴
۵.۲ مدل را با استفاده از داده های نامتوازن و بدون حذف نویز، آموزش داده و موارد بخش قبلی را گزارش کنید و نتایجدو مدل را با هم مقایسه کنید. . . . . ۱۶

# فهرست تصاویر


۱ نمودار هیت مپ دیتاست قبل از کاهش ابعاد . . . . . ۵
۲ نمودار pairplot قبل از کاهش ابعاد . . . . . ۶
۳ کاهش ابعاد به یک بعد با استفاده از TSNE . . . . . ۷
۴ کاهش ابعاد به دو بعد با استفاده از TSNE . . . . . ۸
۵ کاهش ابعاد به سه بعد با استفاده از TSNE . . . . . ۹
۶ کاهش ابعاد به یک بعد با استفاده از LDA . . . . . ۱۰
۷ کاهش ابعاد به دو بعد با استفاده از LDA . . . . . ۱۱
۸ نواحی تصمیم برای SVM با هسته‌ی خطی . . . . . ۱۲
۹ ماتریس درهم ریختگی برای SVM با هسته‌ی خطی . . . . . ۱۳
۱۰ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۱ . . . . . ۱۴
۱۱ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۲ . . . . . ۱۵
۱۲ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۳ . . . . . ۱۶
۱۳ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۴ . . . . . ۱۷
۱۴ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۵ . . . . . ۱۸
۱۵ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۶ . . . . . ۱۹
۱۶ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۷ . . . . . ۲۰
۱۷ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۸ . . . . . ۲۱
۱۸ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۹ . . . . . ۲۲
۱۹ نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۱۰ . . . . . ۲۳
۲۰ ماتریس درهمریختگی برای حالتی که از اتوانکدر برای رفع نویز استفاده شده . . . . . ۲۴
۲۱ ماتریس درهمریختگی نرمالایز شده برای حالتی که از اتوانکدر برای رفع نویز استفاده شده . . . . . ۲۵
۲۲ ماتریس درهمریختگی برای حالتی که از اتوانکدر برای رفع نویز استفاده نشده . . . . . ۲۶
۲۳ ماتریس درهمریختگی نرمالایز شده برای حالتی که از اتوانکدر برای رفع نویز استفاده نشده . . . . . ۲۷

# فهرست جداول

۱ svm linear for report classification . . . . . ۷
۲ (degree۱) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۸
۳ (degree۲) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۹
۴ (degree۳) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۱۰
۵ (degree۴) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۱۱
۶ (degree۵) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۱۲
۷ (degree۶) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۱۳
۸ (degree۷) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۱۴
۹ (degree۸) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۱۵
۱۰ (degree۹) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۱۶
۱۱ (degree۱۰) core polynomial with SVM for report classification . . . . . ۱۷
۱۲ data denoised with classifier for report classification . . . . . ۱۷
۱۳ denoising without classifier for report classification . . . . . ۱۸

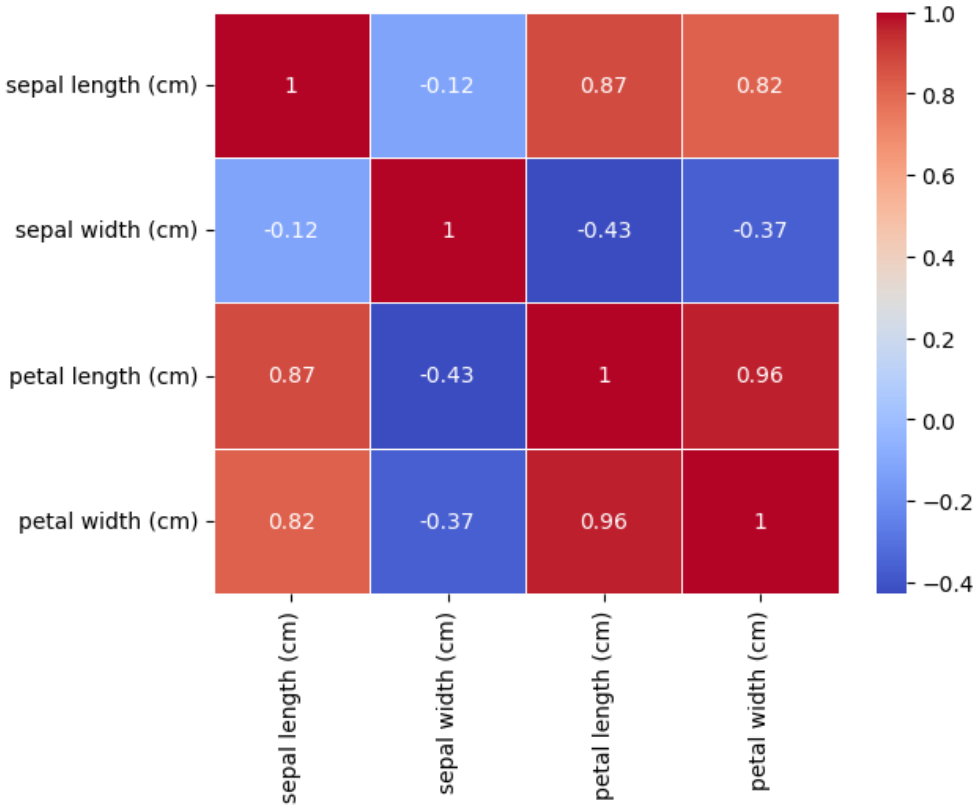
# فهرست برنامه‌ها

Notebook Colab
github

# ۱ پرسش یک

## ۱.۱ در مرحلهٔ اول دیتاست را فراخوانی کنید و اطلاعاتی نظیر ابعاد، تعداد نمونه ها، میانگین، واریانس و همبستگی ویژگی ها را به دست آورید و نمونه های دیتاست را به تصویر بکشید سپس، با توجه به اطلاعات عددی، آماری و بصری بدست آمده، تحلیل کنید که آیا کاهش ابعاد می تواند در این دیتاست قابل استفاده باشد یا خیر

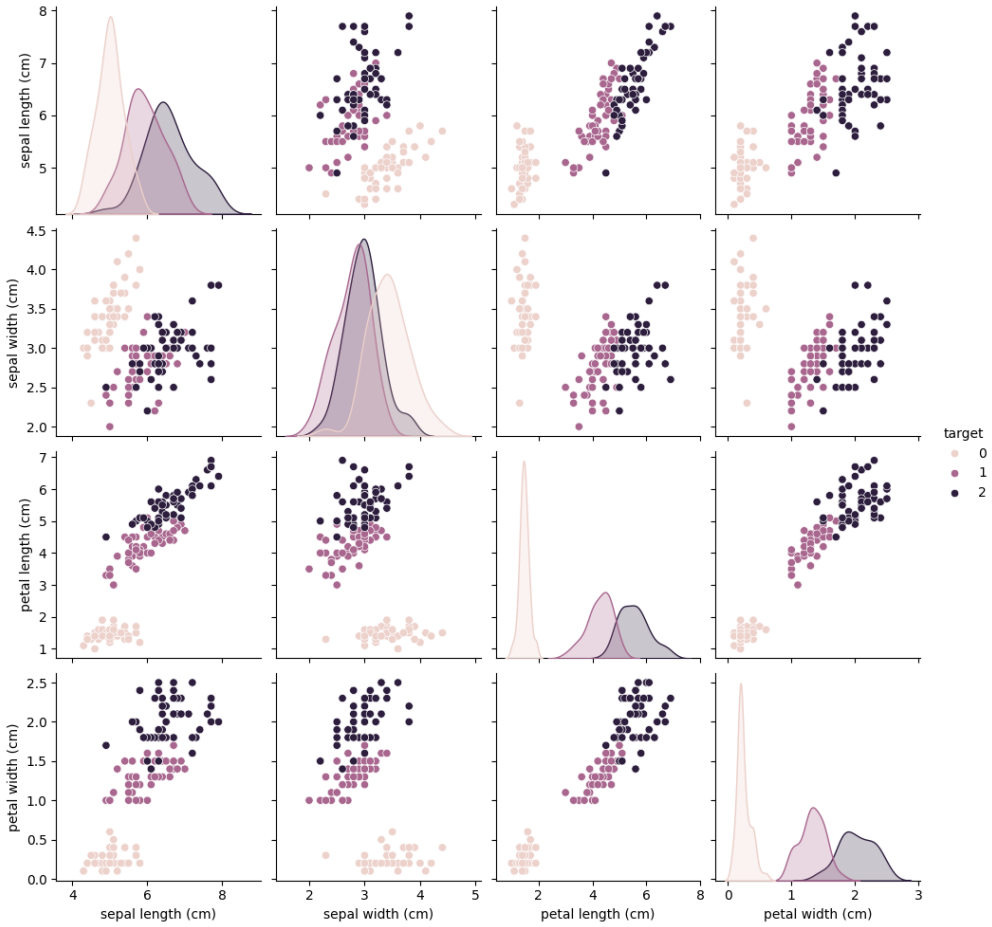
شکل ۱ نمودار هیت مپ همبستگی ویژگی‌ها را نمایش می‌دهد. همان طول که مشخص است ویژگی‌های spal length، petal length و petal width همبستگی بسیار بالایی دارند و این به این معنی است که این ویژگی‌ها عملا یک چیز را بیان می‌کنند.




شکل ۱: نمودار هیت مپ دیتاست قبل از کاهش ابعاد

کاهش ابعاد با استفاده از :TSNE

شکل‌های ۳ ، ۴ و ۵ به ترتیب کاهش ابعاد به یک، دو و سه بعد را نمایش می‌دهند. همان طور که قابل مشاهده است سه کلاس پس از کاهش بعد به حتی یک بعد به خوبی قابل جدا سازی اند.




شکل ۲: نمودار pairplot قبل از کاهش ابعاد

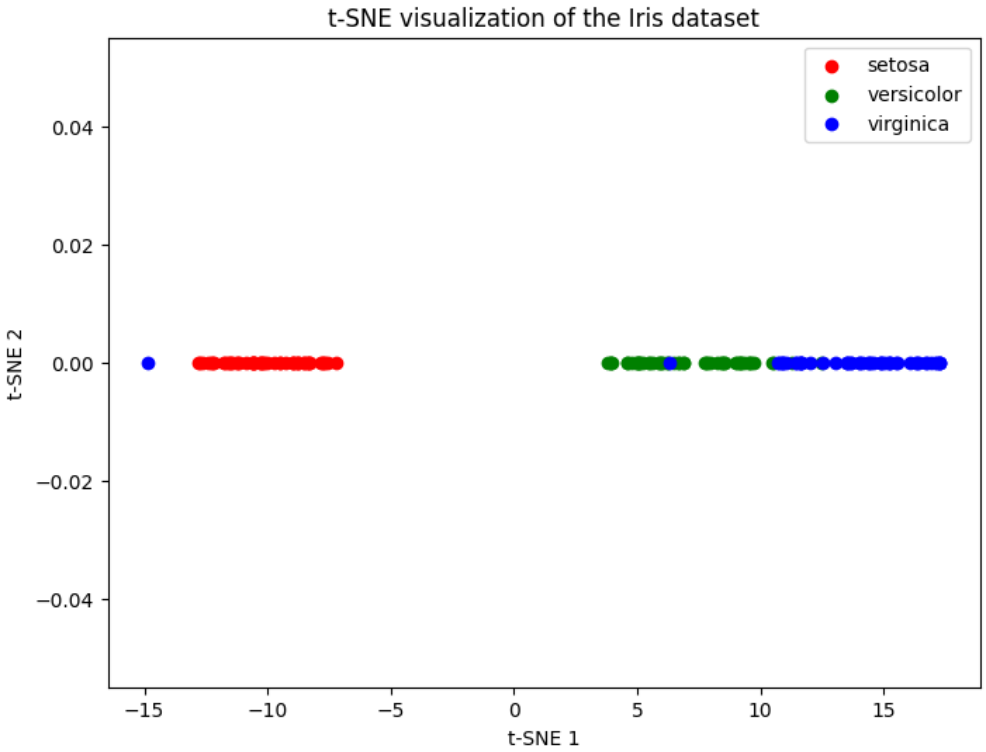
کاهش ابعاد با استفاده از :LDA

شکل‌های ۶ و ۷ به ترتیب کاهش ابعاد به یک و دو بعد را نمایش می‌دهند. همان طور که قابل مشاهده است در این حالت نیز سه کلاس پس از کاهش بعد به حتی یک بعد به خوبی قابل جدا سازی اند.

## ۲.۱ داده‌ها را با استفاده از الگوریتم SVM با هسته‌ی خطی دسته‌بندی کنید و ماتریس درهم ریختگی آن را بدست آورید و مرزهای تصمیم گیری را ترسیم کنید

از آنجایی که قرار است دسته بندی داشته باشیم و آموزش با ناظر می‌باشد LDA برای کاهش ابعاد مناسب تر است از این رو برای کاهش ابعاد از LDA استفاده شده است.

شکل ۸ نواحی تصمیم را برای SVM با هسته‌ی خطی نمایش می‌دهد و جدول ۱ گزارش دسته بندی است. همان طور که قابل مشاهده است خطایی در جداسازی نداریم.



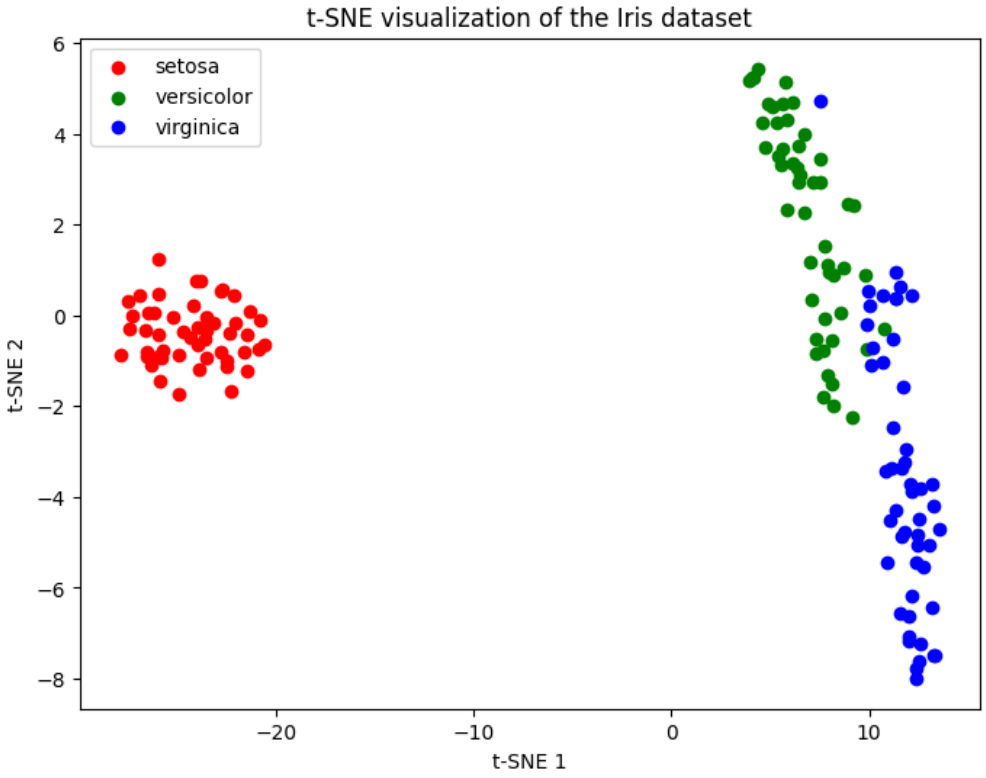

شکل ۳: کاهش ابعاد به یک بعد با استفاده از TSNE

جدول ۱: svm linear for report classification

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 14 |
| class 1 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 9 |
| class 2 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| accuracy | | | 1.00 | 30 |
| macro avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 30 |
| weighted avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 30 |

۳.۱ بخش قبلی را با استفاده از هسته های چند جمله ای و با استفاده از کتابخانهٔ ازscikit-learn درجه یک تا ۱۰پیاده سازی کنید و نتایج را با معیارهای مناسب گزارش کرده و مقایسه و تحلیل کنید. در نهایت، با استفاده از کتابخانهٔ imageio ...

شکل‌های ۱۰ تا ۱۹ نواحی تصمیم گیری را برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی یک تا ده نمایش می‌دهند. همان طور که از تصاویر مشخص است نواحی تصمیم گیری برای درجات زوج اصلا مطلوب نیست. همچنین برای درجات فرد نیز درجات پایین تر خروجی مطلوب تری دارند. از این تصاویر نتیجه می‌گیریم که پیچیدگی همیشه مطلوب نیست. جدول‌های ۲ تا ۱۱ گزارش دسته‌بندی را برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی یک تا ده را نمایش می‌دهند.

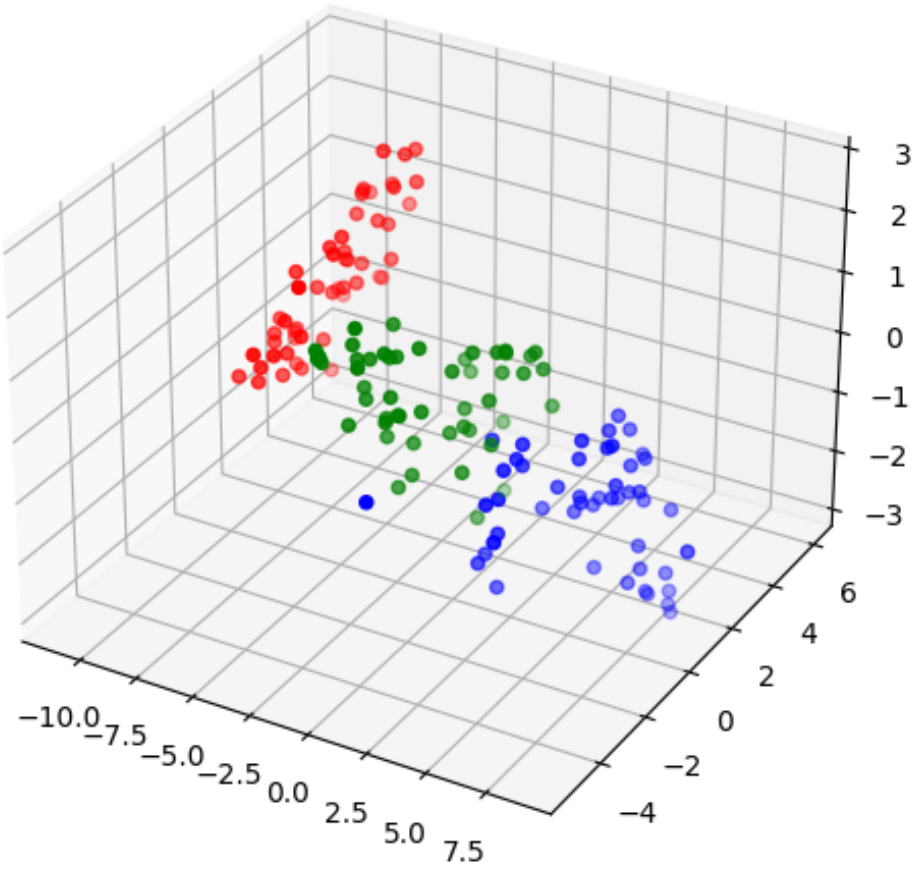



شکل ۴: کاهش ابعاد به دو بعد با استفاده از TSNE

جدول ۲: (degree۱) core polynomial with SVM for report classification

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 14 |
| class 1 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 9 |
| class 2 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| accuracy | | | 1.00 | 30 |
| macro avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 30 |
| weighted avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 30 |

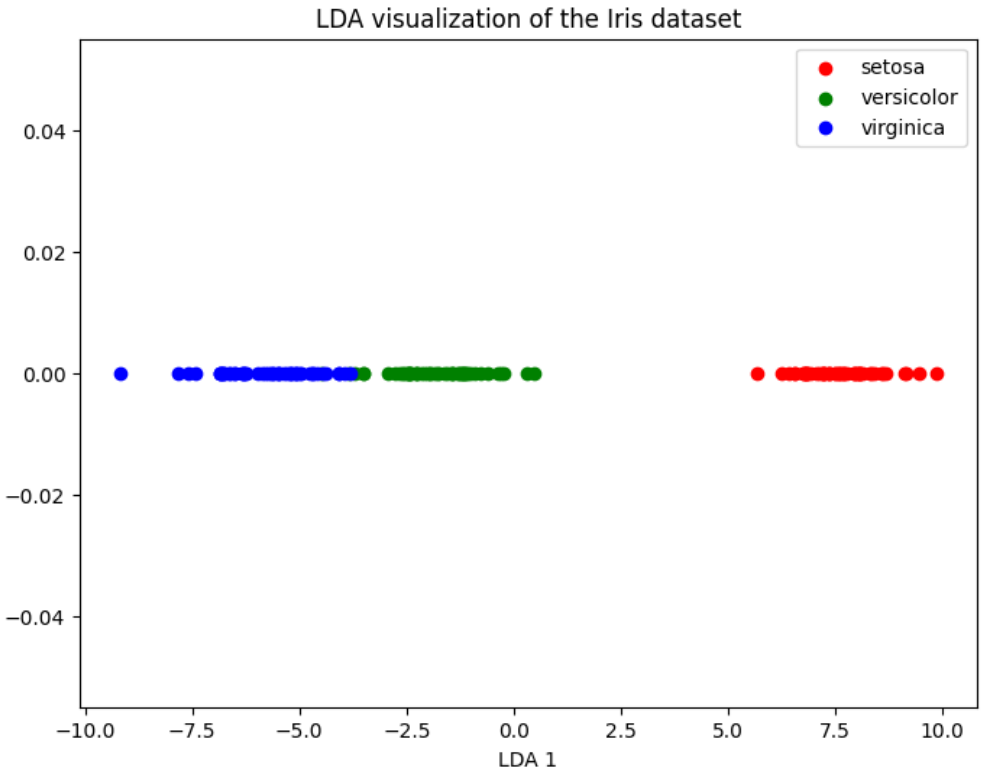
Decision boundary gif




شکل ۵: کاهش ابعاد به سه بعد با استفاده از TSNE

جدول ۳: (degree۲) core polynomial with SVM for report classification

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 0.79 | 0.88 | 14 |
| class 1 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 9 |
| class 2 | 0.70 | 1.00 | 0.82 | 7 |
| accuracy | | | 0.90 | 30 |
| macro avg | 0.90 | 0.93 | 0.90 | 30 |
| weighted avg | 0.93 | 0.90 | 0.90 | 30 |




شکل ۶: کاهش ابعاد به یک بعد با استفاده از LDA

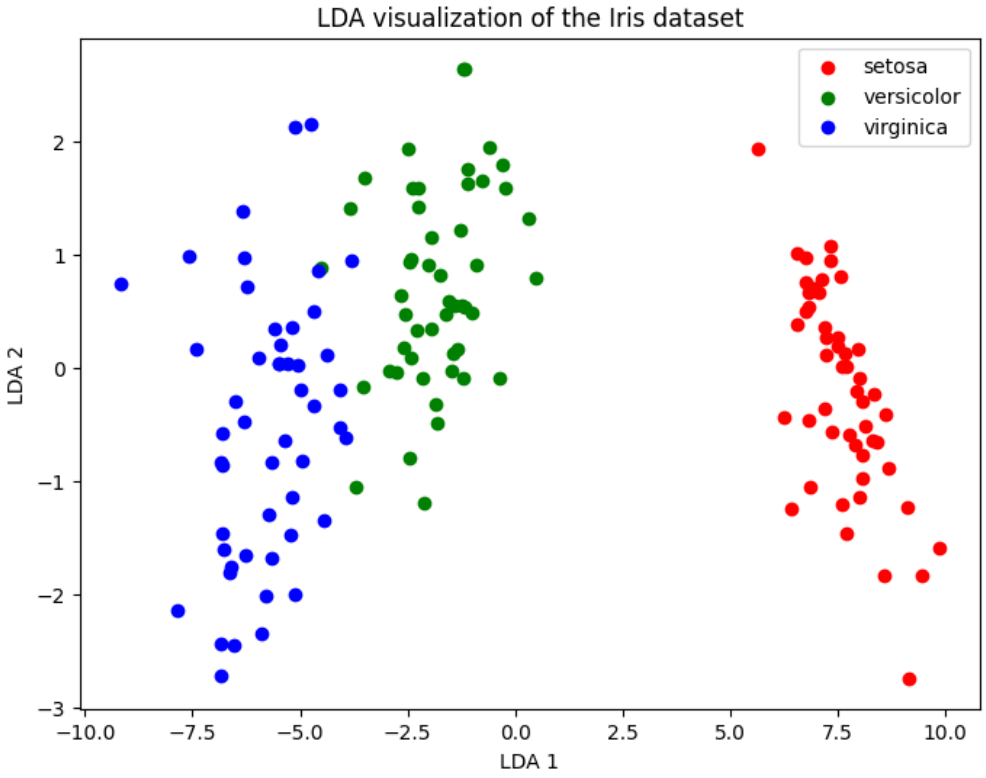
جدول ۴: (degree۳) core polynomial with SVM for report classification

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 14 |
| class 1 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 9 |
| class 2 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| accuracy | | | 1.00 | 30 |
| macro avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 30 |
| weighted avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 30 |

## ۲ پرسش سه

### ۱.۲ بزرگ ترین چالش ها در توسعهٔ مدل های تشخیص تقلب چیست؟ این مقاله برای حل این چالش ها از چه روش هایی استفاده کرده است؟

- نامتوازن بودن داده: برای حل این مشکل داده‌ها را با روش oversample SMOTE می‌کنند
-نویزی شدن داده‌ها در اثر oversample : برای حل این مشکل از یک اتوانکدر استفاده شده است.
- نادر بودن داده‌های تقلب : از آنجایی که تشخیص داده‌های مرتبط با تقلب دشوار است بنابر این تعداد نمونه های کمی از این دسته




شکل ۷: کاهش ابعاد به دو بعد با استفاده از LDA

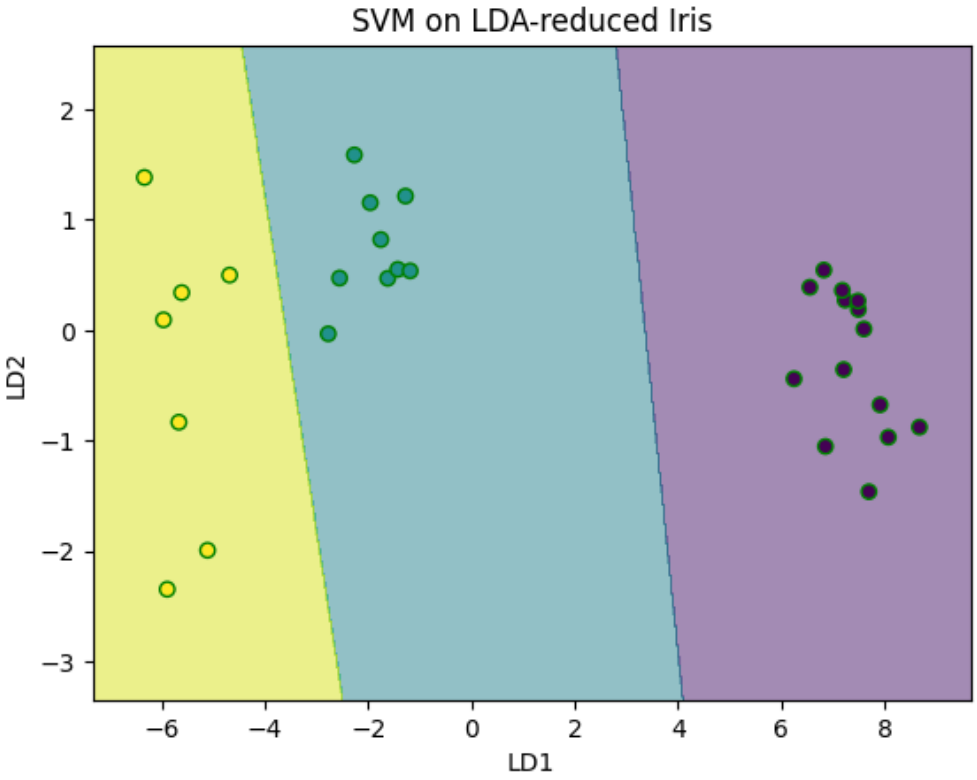
جدول ۵: core polynomial with SVM for report classification (degree۴)

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 0.79 | 0.88 | 14 |
| class 1 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 9 |
| class 2 | 0.70 | 1.00 | 0.82 | 7 |
| accuracy | | | 0.90 | 30 |
| macro avg | 0.90 | 0.93 | 0.90 | 30 |
| weighted avg | 0.93 | 0.90 | 0.90 | 30 |

وجود دارد بنابراین در این مقاله با oversampling سعی در حل این مشکل شده است ولی این کار نیز تا حدی می تواند موثر باشد چون در واقع با این کار داده‌ی غیر واقعی تولید کرده‌ایم.

## ۲.۲ در مورد معماری شبکهٔ ارائه شده در مقاله به صورت مختصر توضیح دهید

معماری اتوانکدر: انکدر شامل چهار لایه تمام متصل است که مرحله به مرحله ابعاد را کاهش می‌دهد تا به ۱۰ بعد برسد. دیکدر نیز شامل ۴ لایه تمام متصل است که ابعاد را مرحله به مرحله افزایش می‌دهد تا به ۲۹ بعد برسد. نکته‌ای که وجود دارد این است که با این که در مقاله در انتهای لایه‌ها تابع فعالساز استفاده نشده در این جا ما برای بهبود عملکرد و آموزش شبکه در انتهای لایه‌ها از فعال ساز ReLU



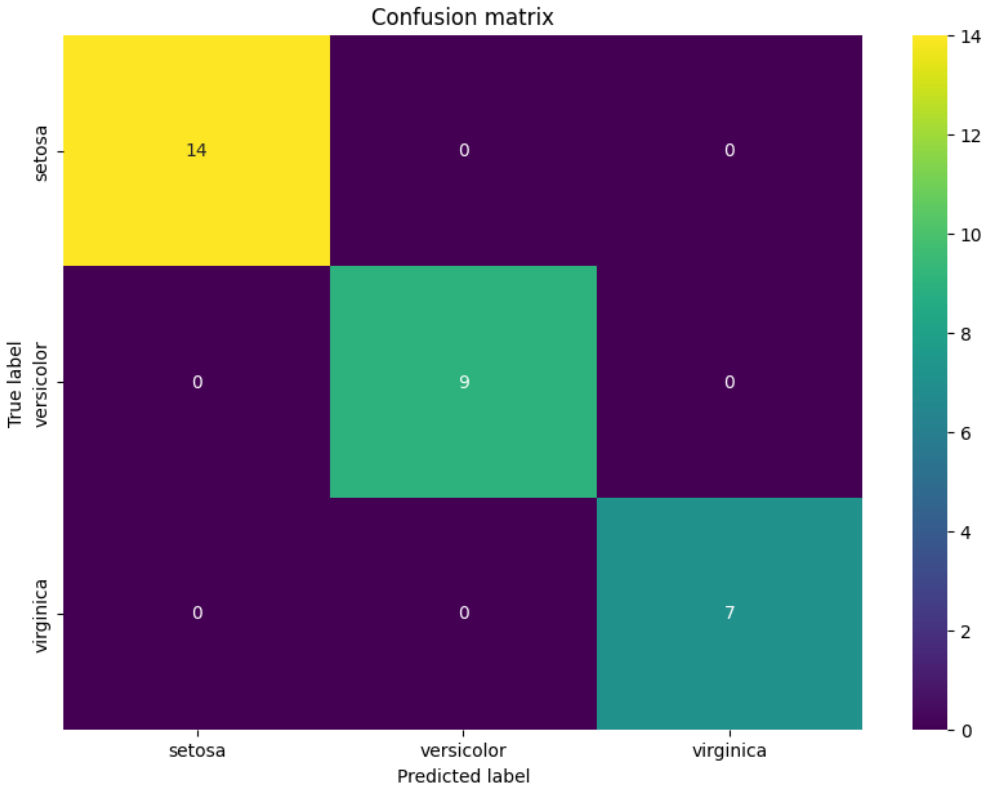

شکل ۸: نواحی تصمیم برای SVM با هسته‌ی خطی

جدول ۶: core polynomial with SVM for report classification (degree۵)

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 14 |
| class 1 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 9 |
| class 2 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 7 |
| accuracy | | | 1.00 | 30 |
| macro avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 30 |
| weighted avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 30 |

استفاده شده است.

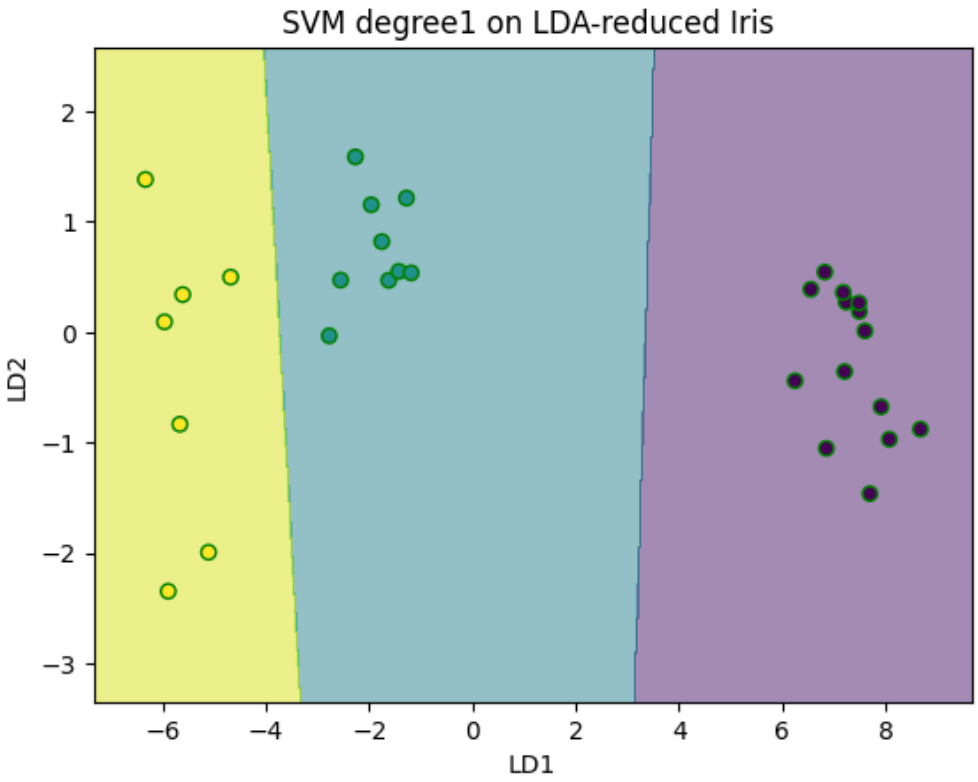
معماری طبقه بند: طبقه بند شامل پنج لایه‌ی تمام متصل است. با این که در مقاله ذکر نشده در اینجا برای بهبود شبکه در انتهای لایه‌ها (به جز لایه‌ی آخر) از فعالساز ReLU استفاده شده است. فعالساز لایه‌ی آخر Softmax است.




شکل ۹: ماتریس درهم ریختگی برای SVM با هسته‌ی خطی

جدول ۷: (degree۶) core polynomial with SVM for report classification

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 0.71 | 0.83 | 14 |
| class 1 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 9 |
| class 2 | 0.64 | 1.00 | 0.78 | 7 |
| accuracy | | | 0.87 | 30 |
| macro avg | 0.88 | 0.90 | 0.87 | 30 |
| weighted avg | 0.92 | 0.87 | 0.87 | 30 |




شکل ۱۰: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۱

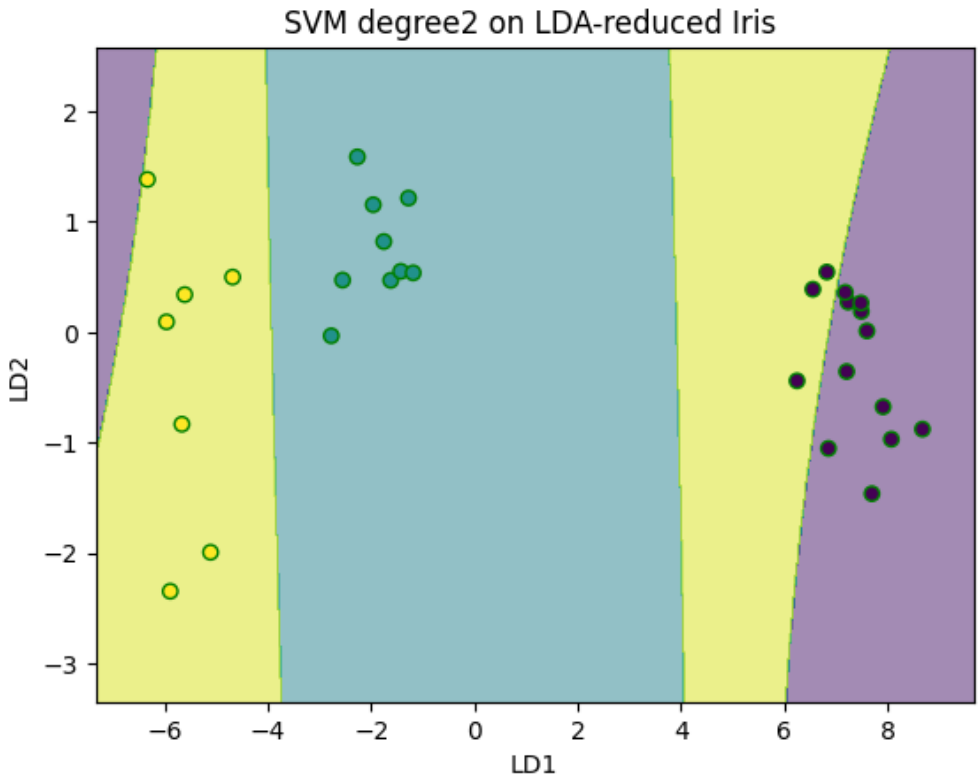
جدول ۸: (degree۷) core polynomial with SVM for report classification

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 14 |
| class 1 | 0.90 | 1.00 | 0.95 | 9 |
| class 2 | 1.00 | 0.86 | 0.92 | 7 |
| accuracy | | | 0.97 | 30 |
| macro avg | 0.97 | 0.95 | 0.96 | 30 |
| weighted avg | 0.97 | 0.97 | 0.97 | 30 |

۳.۲ مدل ارائه شده را پیاده سازی کرده و با استفاده از این دیتاست آموزش دهید. برای جلوگیری از بیش برازش، آموزشمدل را طوری تنظیم کنید که در انتهای آموزش، بهترین وزن های مدل بر اساس خطای قسمت اعتبارسنجی بازگردانده شود

۴.۲ ماتریس درهم ریختگی را روی قسمت آزمون داده ها رسم کنید و مقادیر Precision Recall، Accu- racy و f۱score راگزارش کنید. فکر می کنید در مسائلی که توزیع برچسب ها نامتوازن است، استفاده از معیاری مانند به Accuracy تنهایی عمل کرد مدل را به درستی نمایش می دهد؟ چرا؟ اگر نه، کدام معیار می تواند به عنوان مکمل استفاده شود؟


شکل‌های ۲۰ و ۲۱ به ترتیب ماتریس درهم‌ریختگی و ماتریس درهم ریختگی نرمالیزه شده را نمایش می‌دهند، همچنین جدول ۱۲ معیار

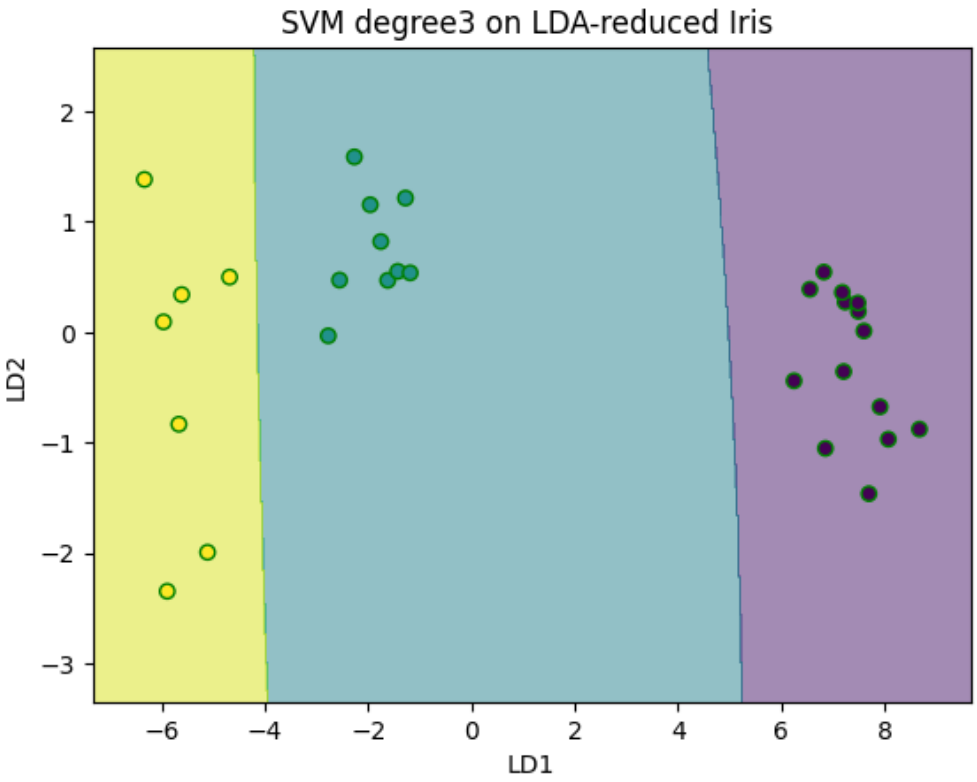



شکل ۱۱: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۲

جدول ۹: (degree۸) core polynomial with SVM for report classification

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 0.71 | 0.83 | 14 |
| class 1 | 0.90 | 1.00 | 0.95 | 9 |
| class 2 | 0.60 | 0.86 | 0.71 | 7 |
| accuracy | | | 0.83 | 30 |
| macro avg | 0.83 | 0.86 | 0.83 | 30 |
| weighted avg | 0.88 | 0.83 | 0.84 | 30 |

در صورتی که داده‌ها نا متقارن باشند Accuracy نمی‌تواند معیار درستی برای ارزیابی باشد، دلیل این را با یک مثال بیان می‌کنیم. فرض کنید ۱۰۰۰۰۰ داده داریم که ۱۰۰ عدد از آن ها متعلق به کلاس ۱ و ۹۹۹۰۰ متعلق به کلاس ۲ باشند. در این صورت اکر حتی بدون به کارگیری یک طبقه بند خطی صرفا کل داد ها را جزو کلاس ۲ در نظر بگیریم Accuracy برابر با ۹.۹۹ درصد می‌شود در حالی که هیچکدام از داد های کلاس ۱ را تشخیص نداده ایم و این اصلا مطلوب نیست. به خصوص در کاربردهایی مانند تشخیص بیماری که تعداد نمونه‌های بیمار خیلی کم تر از نمونه‌های سالم است این معیار اصلا مناسب نیست.



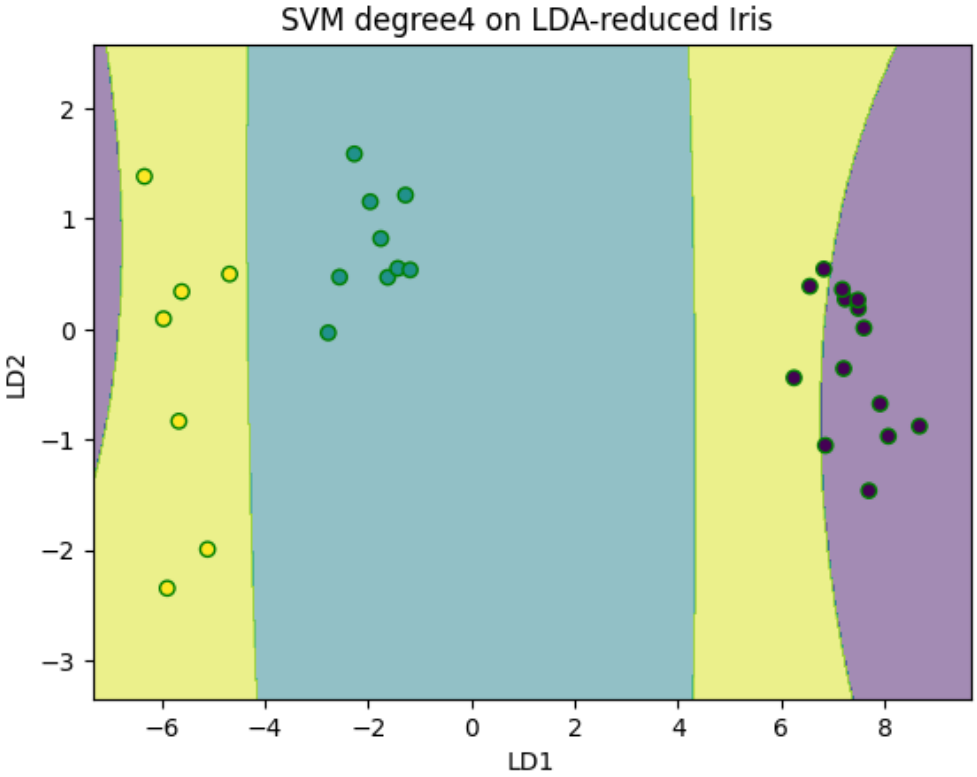

شکل ۱۲: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۳

جدول ۱۰: core polynomial with SVM for report classification (degree۹)

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 14 |
| class 1 | 0.90 | 1.00 | 0.95 | 9 |
| class 2 | 0.92 | 0.86 | 1.00 | 7 |
| accuracy | | | 0.97 | 30 |
| macro avg | 0.97 | 0.95 | 0.96 | 30 |
| weighted avg | 0.97 | 0.97 | 0.97 | 30 |

۵.۲ مدل را با استفاده از داده های نامتوازن و بدون حذف نویز، آموزش داده و موارد بخش قبلی را گزارش کنید و نتایجدو مدل را با هم مقایسه کنید.

شکل‌های ۲۲ و ۲۳ به ترتیب ماتریس درهمریختگی و ماتریس درهم ریختگی نرمالیزه شده را برای حالتی که داده‌ها denoise نشده‌اند نمایش می‌دهند، همچنین جدول ۱۳ معیار هایی مانند f۱score و recall را نمایش می‌دهد. اگر حدول و ماتریس درهم ریختگی را با حالت قبلی مقایسه کنیم متوجه می‌شویم که در حالتی که داده‌ها denoise شده بودند خروجی بهتری داشتیم.



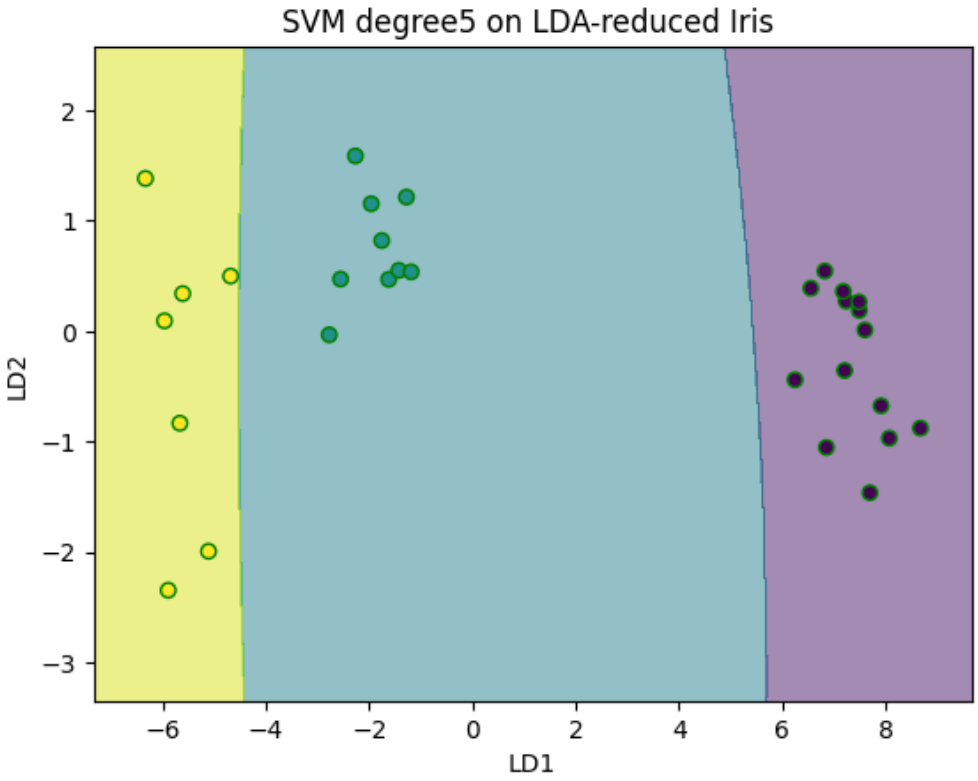

شکل ۱۳: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۴

جدول ۱۱: (degree۱۰) core polynomial with SVM for report classification

| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 0.64 | 0.78 | 14 |
| class 1 | 0.90 | 1.00 | 0.95 | 9 |
| class 2 | 0.55 | 0.86 | 0.67 | 7 |
| accuracy | | | 0.80 | 30 |
| macro avg | 0.82 | 0.83 | 0.80 | 30 |
| weighted avg | 0.86 | 0.80 | 0.80 | 30 |

جدول ۱۲: data denoised with classifier for report classification

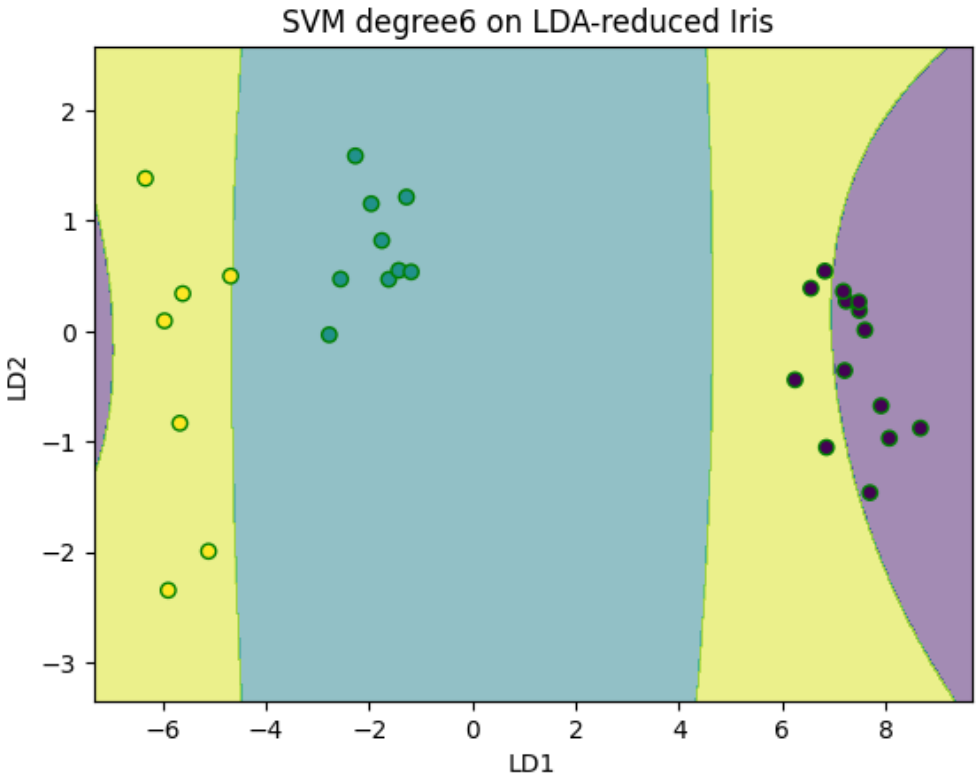
| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 56887 |
| class 1 | 0.63 | 0.79 | 0.70 | 84 |
| accuracy | | | 1.00 | 56961 |
| macro avg | 0.81 | 0.89 | 0.85 | 56961 |
| weighted avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 56961 |



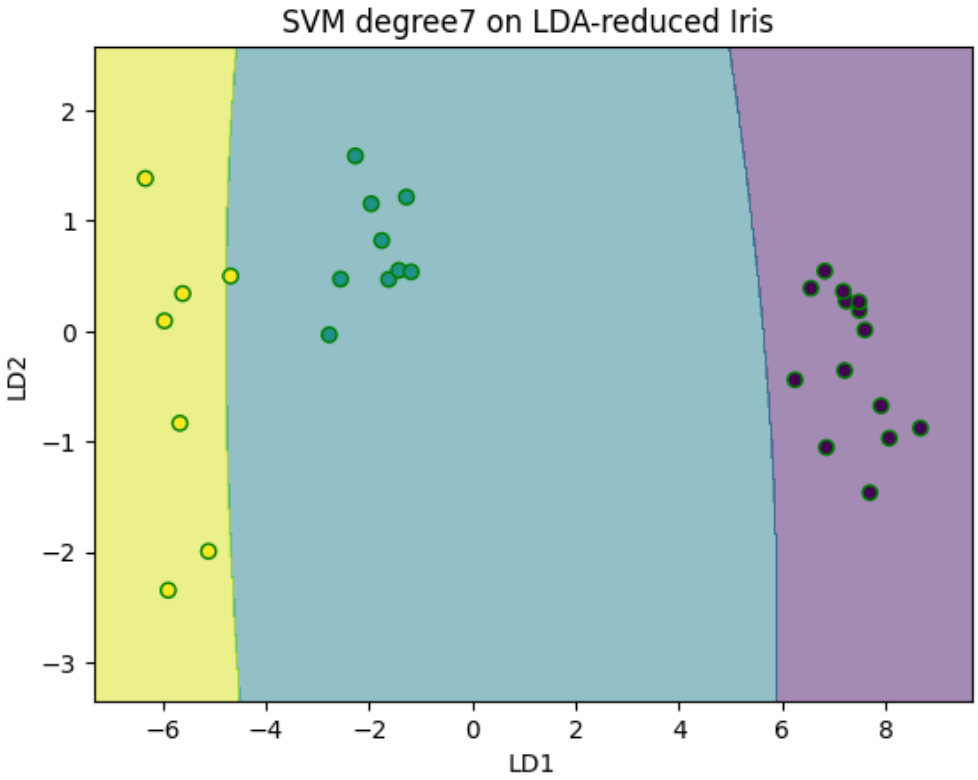

شکل ۱۴: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۵

جدول ۱۳: denoising without classifier for report classification

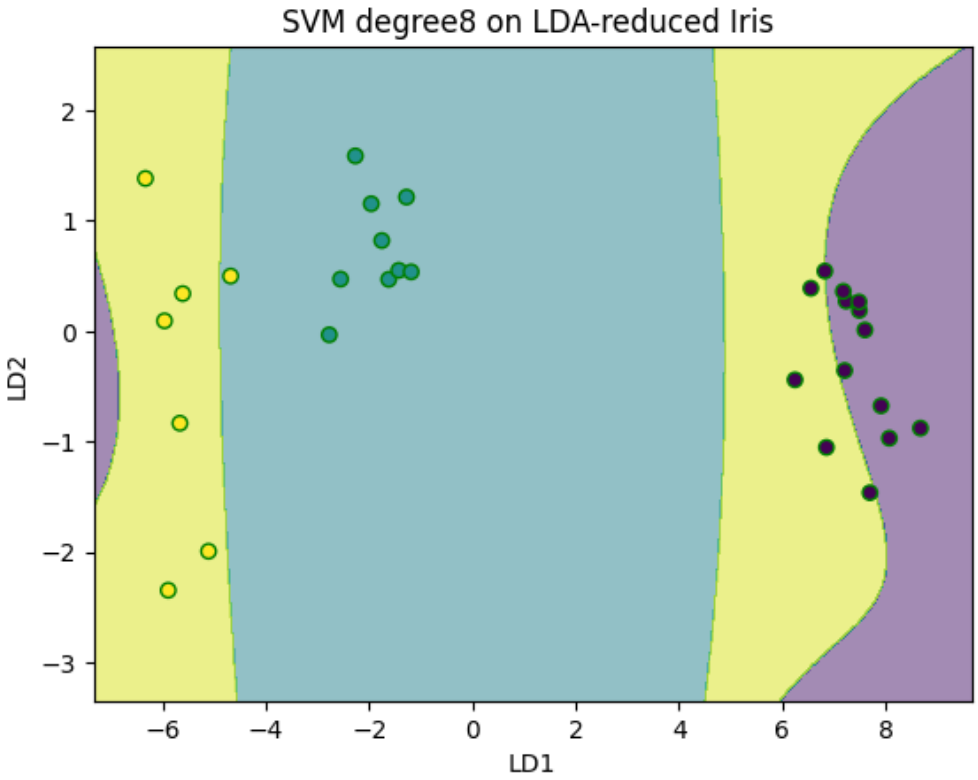
| | precision | recall | f1-score | support |
|---|---|---|---|---|
| class 0 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 14 |
| class 1 | 0.49 | 0.79 | 0.60 | 9 |
| class 2 | 0.55 | 0.86 | 0.67 | 7 |
| accuracy | | | 1.00 | 30 |
| macro avg | 0.74 | 0.89 | 0.80 | 30 |
| weighted avg | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 30 |



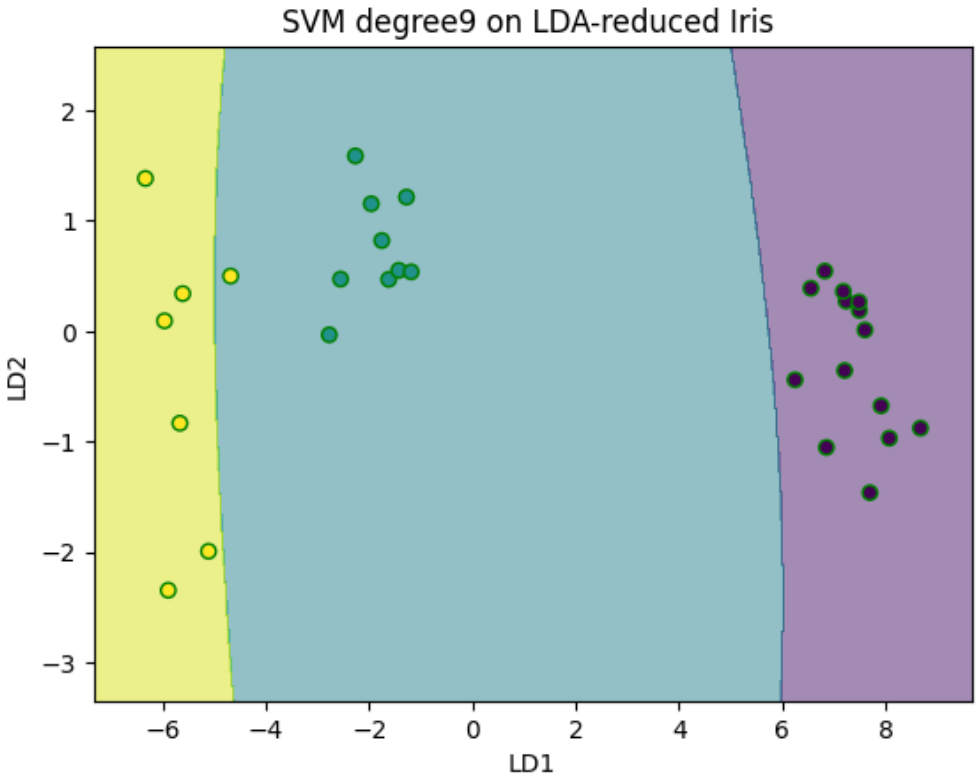

شکل ۱۵: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۶



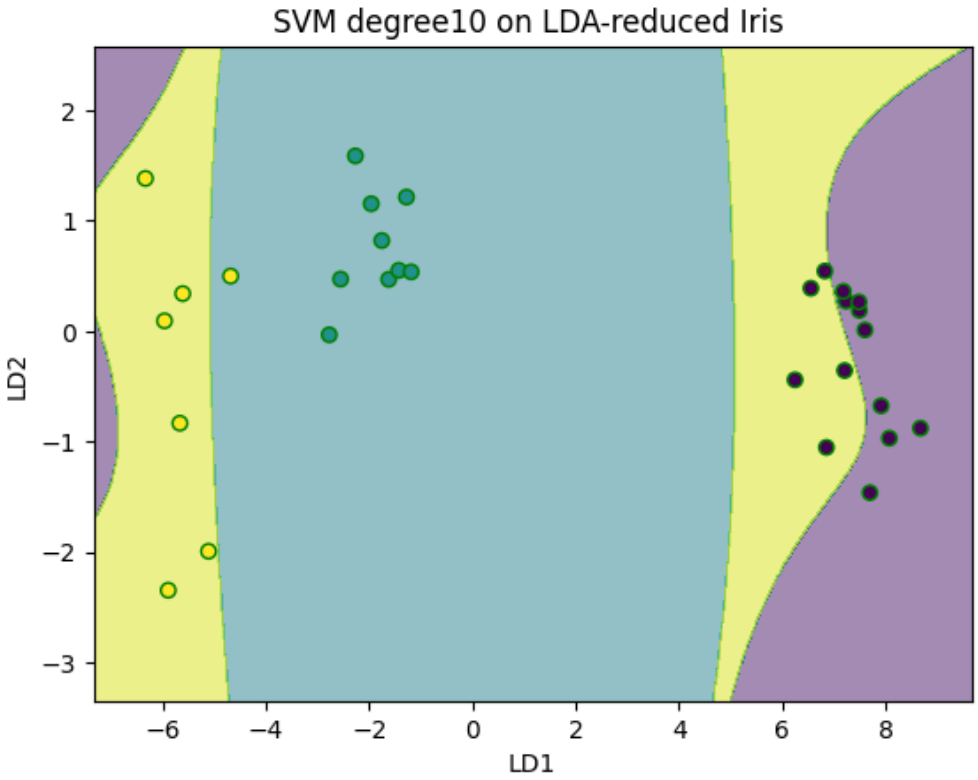

شکل ۱۶: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۷



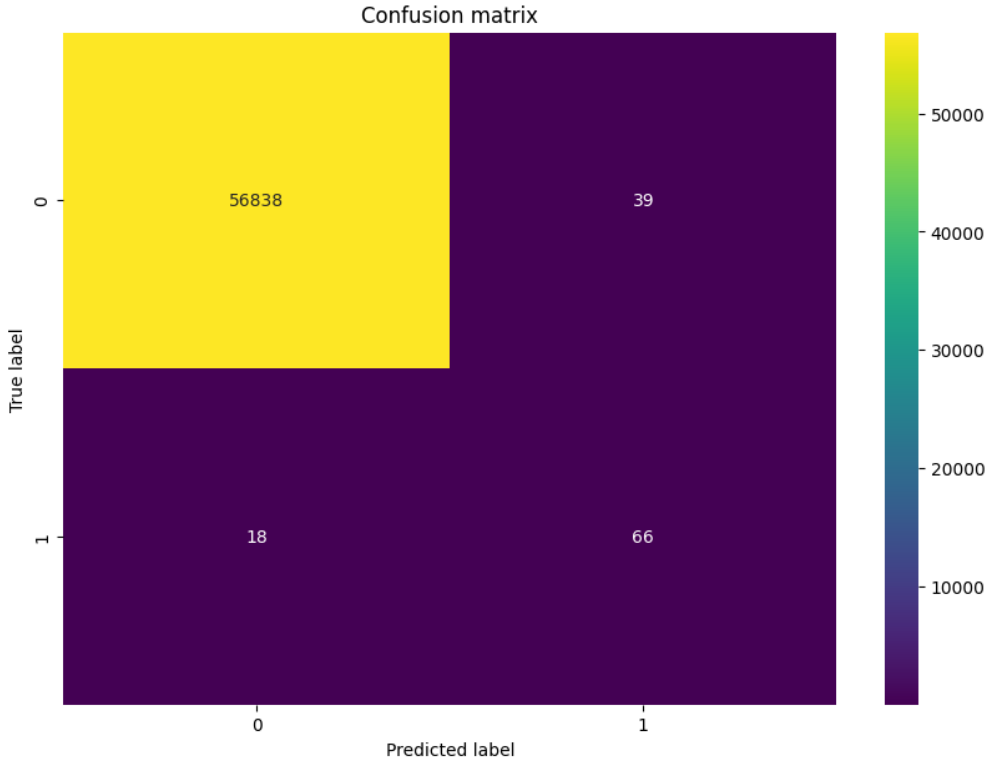

شکل ۱۷: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۸



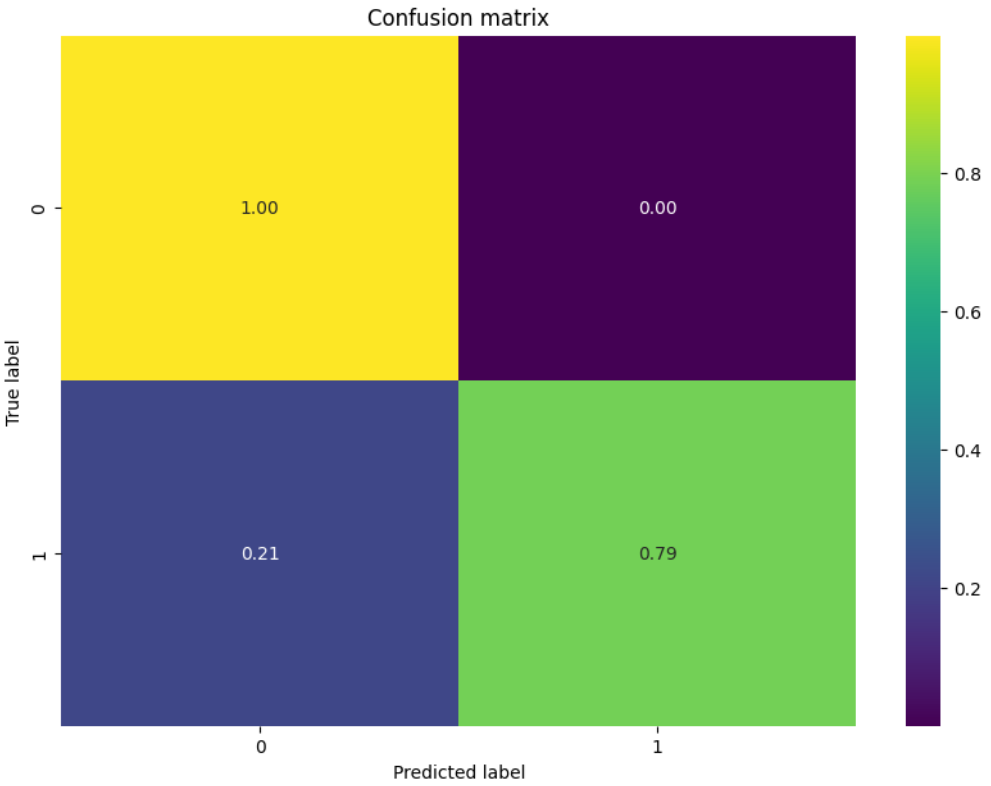

شکل ۱۸: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۹



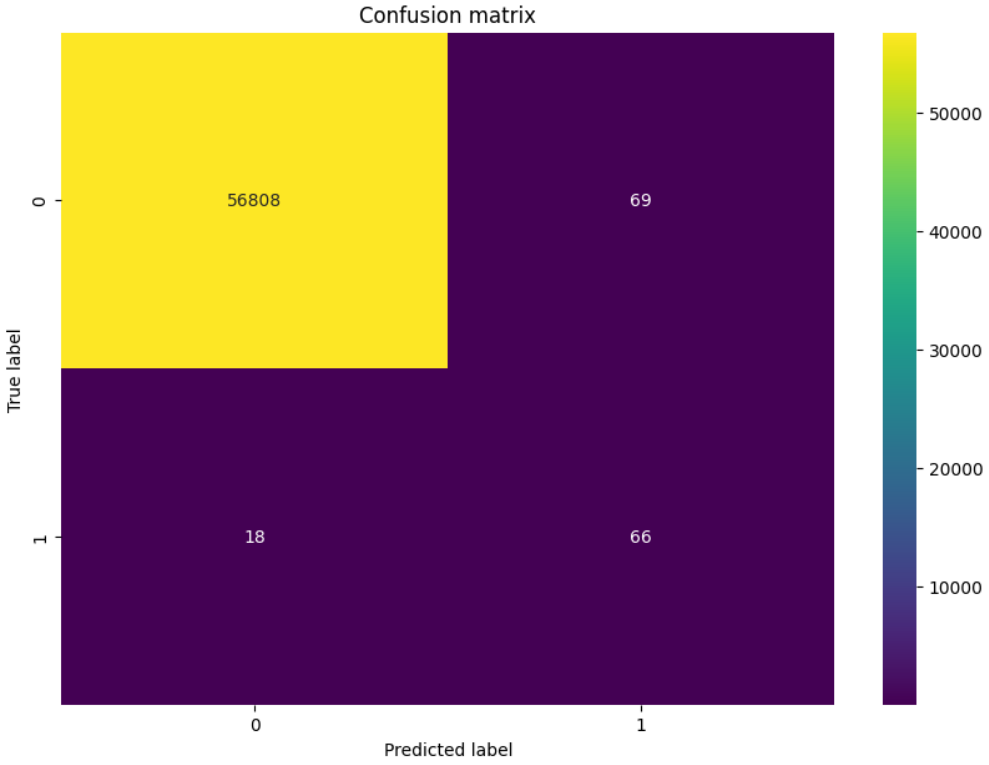

شکل ۱۹: نواحی تصمیم گیری برای SVM با هسته‌ی چند جمله‌ای با درجه‌ی ۱۰



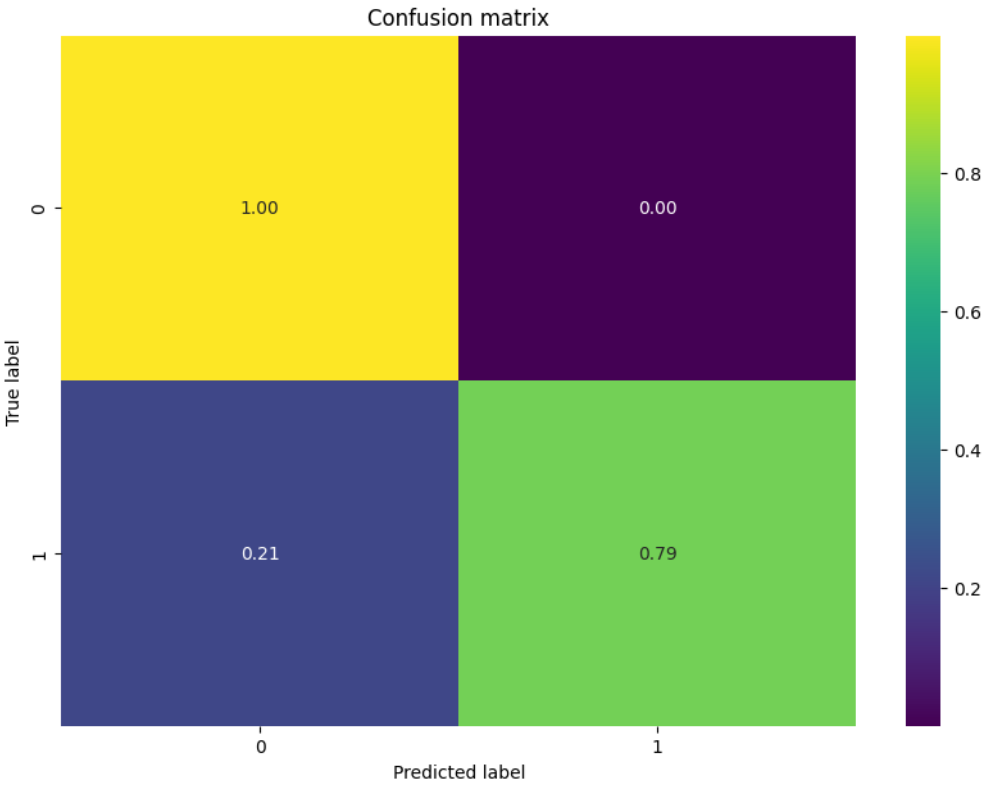

شکل ۲۰: ماتریس درهمریختگی برای حالتی که از اتوانکدر برای رفع نویز استفاده شده




شکل ۲۱: ماتریس درهمریختگی نرمالایز شده برای حالتی که از اتوانکدر برای رفع نویز استفاده شده




شکل ۲۲: ماتریس درهمریختگی برای حالتی که از اتوانکدر برای رفع نویز استفاده نشده




شکل ۲۳: ماتریس درهمریختگی نرمالایز شده برای حالتی که از اتوانکدر برای رفع نویز استفاده نشده