

گزارش پروژه مدل‌های احتمالی گرافی

شهریور ۹۹

محمد مهدی رحیمی

۹۳۲۳۰۹۳

مقدمه

هدف این پروژه پیاده‌سازی الگوریتم قطعه‌بندی تصویر به کمک مدل‌های بیز ساده و مقطع تصادفی مارکوفی و مقایسه عملکرد این دو راهکار در شرایط و تنظیمات متفاوت می‌باشد. این پروژه بر روی دو مسئله (تصویر) بررسی و پیاده‌سازی شده‌است، گام‌های پیاده‌سازی و مقایسه هر کدام از مسائل به صورت مجزا در این گزارش مطرح می‌شوند.

ساختار پروژه

این پروژه با زبان پایتون ۳ و با ابزار jupyter-notebook توسعه یافته و برای اجرا و تغییر آن این روش توصیه می‌شود. همچنین کد پایتون و قالب html آن نیز خروجی گرفته شده است تا بدون این ابزار نیز بتوان پروژه را اجرا و یا بررسی کرد.

کتابخانه‌های مورد استفاده در این پروژه به شرح زیر می‌باشد:

ردیف	نام کتابخانه	توضیحات
۱	cv2	جهت خواندن عکس‌ها و نگاشت عکس در کانال‌های متفاوت
۴	Matplotlib	کشیدن نمودار ها
۵	Random	ساخت اعداد تصادفی برای نمونه برداری
۶	mlxtent	نمایش confusion matrix
۷	copy	جهت استفاده از deepcopy قبل از ارسال تصاویر به توابع
۸	Numpy	توابع ریاضی لگاریتمی و محاسبه مقدار تجمعی لیست ها
۹	OS	دریافت لیست فایل های موجود برای پردازش
۱۰	PPrint	نمایش زیباتر خروجی های متنی

فایل های موجود در این پروژه به شرح زیر می‌باشد:

ردیف	نام فایل یا پوشه	توضیحات
۱	img/	پوشه شامل محل قرار گیری تصاویر برای پردازش
۲	PGM.ipynb	دفترچه جویپتر برای اجرای برنامه
۵	PGM.html	صفحه html برای نمایش دفترچه و خروجی ها
۶	PGM.py	کد نهایی پایتون

پیاده سازی و نتایج

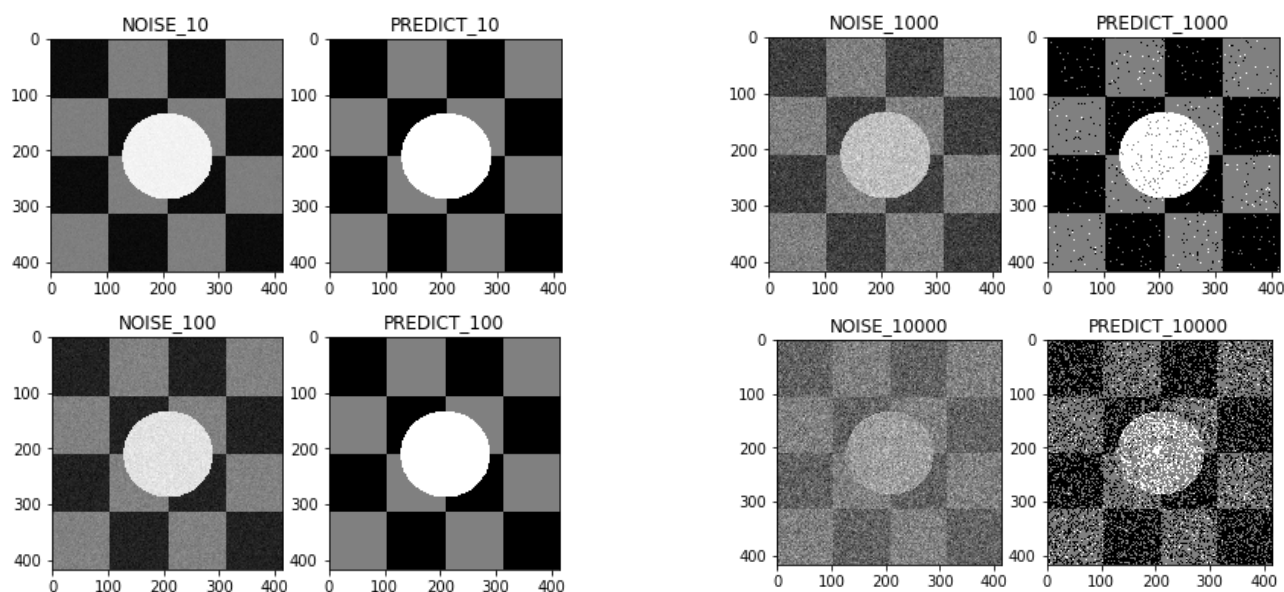
قسمت اول:

(الف)

در ابتدا تصویر را بارگذاری کرده و به تک کانال خاکستری می‌بریم، سپس تصویر را با نویزی نرمال جمع می‌کنیم. حال باید یک مدل از روشنایی هر پیکسل به برچسب آن بدست آوریم. برای این کار با مقایسه پیکسل‌های نویزی و برچسب حقیقی آن‌ها در تصویر ابتدایی میانگین و واریانس برای هر برچسب در تصویر نویزی محاسبه می‌شود در مرحله آزمایش به کمک قانون بیز و ساخت تابع توزیع گausی به کمک میانگین و واریانس یافت شده در مرحله آموزش احتمال حضور هر پیکسل در هر دسته را محاسبه می‌کنیم و دسته‌ای که بیشترین احتمال برای حضور آن پیکسل را داشته باشد انتخاب می‌شود.

(ب)

مراحل تشریح شده در مرحله (الف) را مجدداً برای چهار تصویر دیگر با افزودن نویز نرمال انجام می‌دهیم. نتیجه در شکل-۱ نمایان شده است.



شکل-۱ مقایسه کیفیت دسته‌بندی بیز ساده در نویزهای متفاوت

(ج)

حال به کمک یک ساخت مدل MRF و یادگیری به روش سردکردن تدریجی کیفیت دسته‌بندی تصاویر را افزایش دهیم. برای تعریف مدل از دو ویژگی استفاده می‌شود، ویژگی اول روشنایی فردی هر پیکسل نسبت به میانگین و واریانس یاد گرفته شده برای هر دسته می‌باشد و ویژگی دوم نزدیک بودن دسته انتخاب شده به دسته همسایه‌های پیکسل می‌باشد. تابع انرژی به صورت زیر تعریف می‌شود.

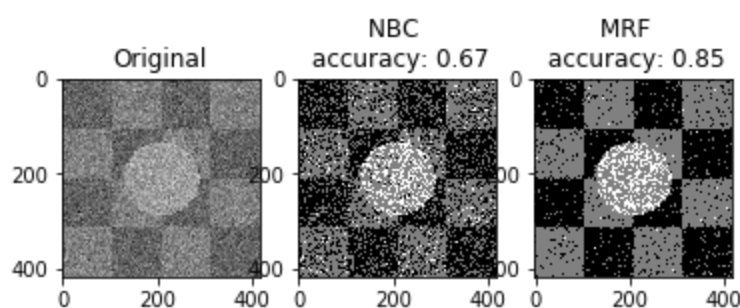
$$U(\omega) = \sum_s \left(\log(\sqrt{2\pi}\sigma_{\omega_s}) + \frac{(f_s - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma_{\omega_s}^2} \right) + \sum_{s,r} \beta \delta(\omega_s, \omega_r)$$

در رابطه بالا سیگما اول برای محاسبه انرژی حاصل از روشنایی پیکسل و دسته انتخاب شده است و سیگما دوم انرژی از تفاوت دسته هر پیکسل با همسایه‌هایش را نمایش می‌دهد.

برای بهینه‌کردن دسته‌بندی باید تابع انرژی را کمینه کنیم، از این رو به کمک روش سردکردن تدریجی در هر مرحله یک پیکسل انتخاب می‌شود به دسته جدیدی برایش در نظر گرفته می‌شوند، اگر دسته جدید که کاهش انرژی کمک کند دسته جدید ثبت می‌شود و اگر دسته‌بندی جدید انرژی را کاهش ندهد، با توجه به دما الگوریتم به شانس برای ثبت دسته قرار می‌دهیم که امکان تغییر دسته همچنان نیز وجود داشته باشد. این ویژگی کمک به فرار از بهینه‌های محلی می‌کند.

از سوی دیگر محاسبه مقدار تابع انرژی برای تمام تصویر کار پرهزینه است در صورتی که ما تنها به اختلاف انرژی حاصل برای تصمیم‌گیری نیاز داریم. از این رو برای محاسبه تغییر انرژی تنها اثر تغییر انرژی بر پیکسل مورد نظر و همسایه‌هایش محاسبه می‌شود.

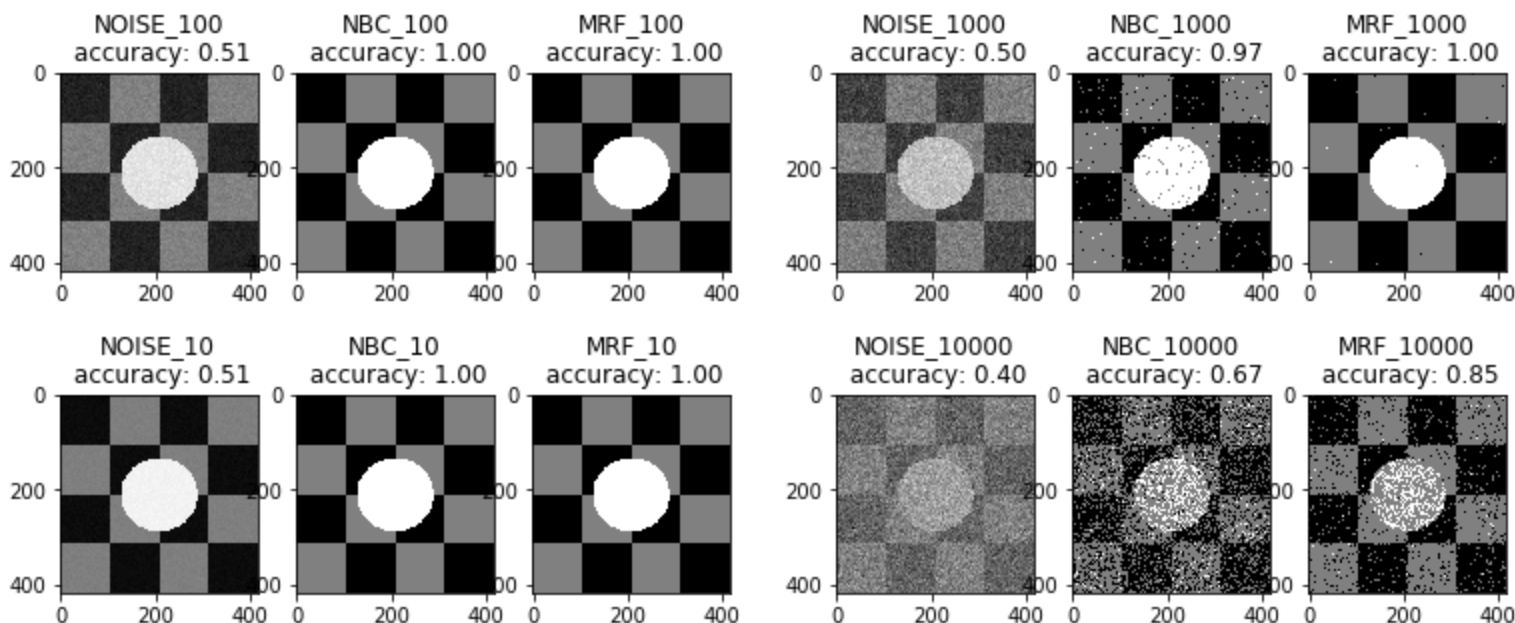
برای همگرایی سریعتر دسته‌بندی اولیه برای شروع به صورت تصادفی انتخاب نشده است و دسته‌بندی خروجی الگوریتم نیز ساده به عنوان نقطه شروع در نظر گرفته‌ایم. مقایسه‌ای از عملکرد و بهبود حاصل الگوریتم MRF در شکل-۲ آمده‌است.



شکل-۲ مقایسه عملکرد NBC و MRF بر روی تصویر با نویز نرمال و واریانس ۱۰۰۰۰

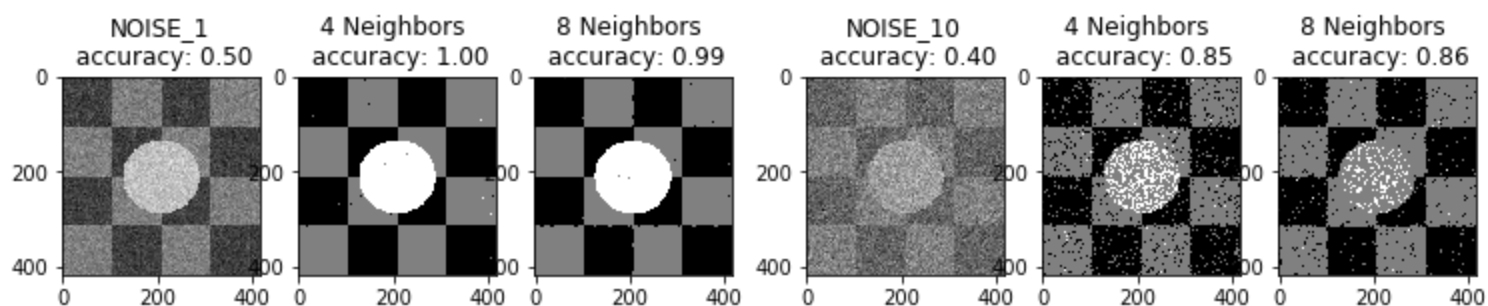
(د)

این ابزار را بر روی چهار تصویر با نویزهای متفاوت نیز بررسی کرده ایم. که به ترتیب در زیر آمده است.



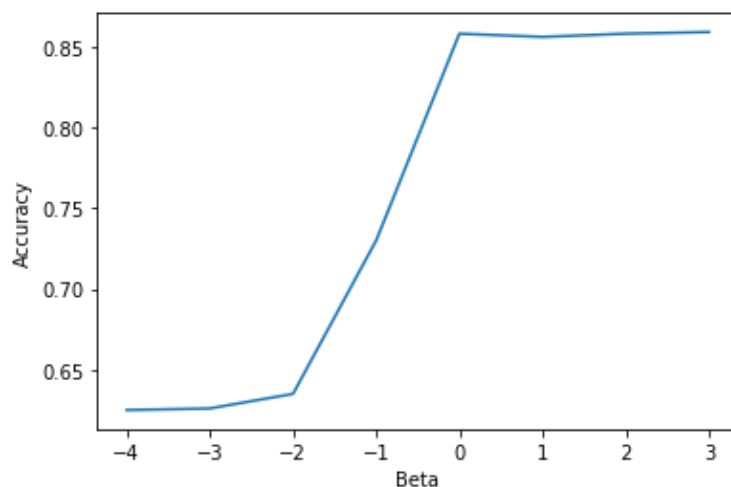
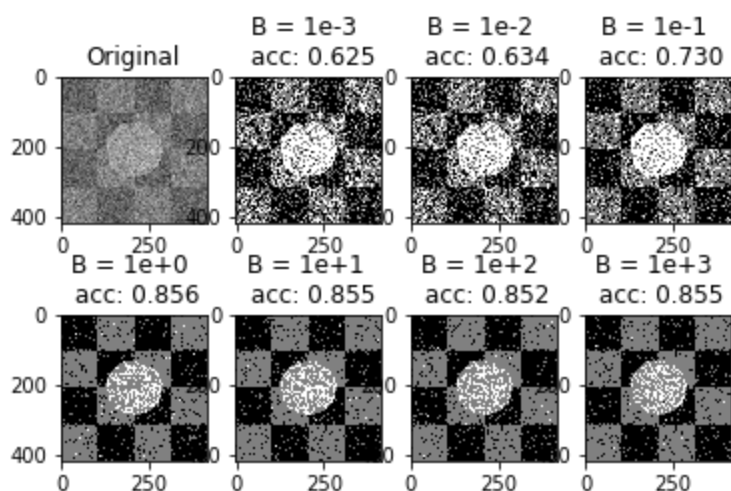
ه)

یک نکته مهم در محاسبه انرژی حاصل از اختلاف دسته با همسایه‌ها تعریف ویژگی و رابطه همسایگی می‌باشد. این ویژگی را در دو حالت ۴ همسایه و ۸ همسایه مجاور مورد بررسی قرار داده‌ایم و نتایج مقایسه در زیر آمده است.



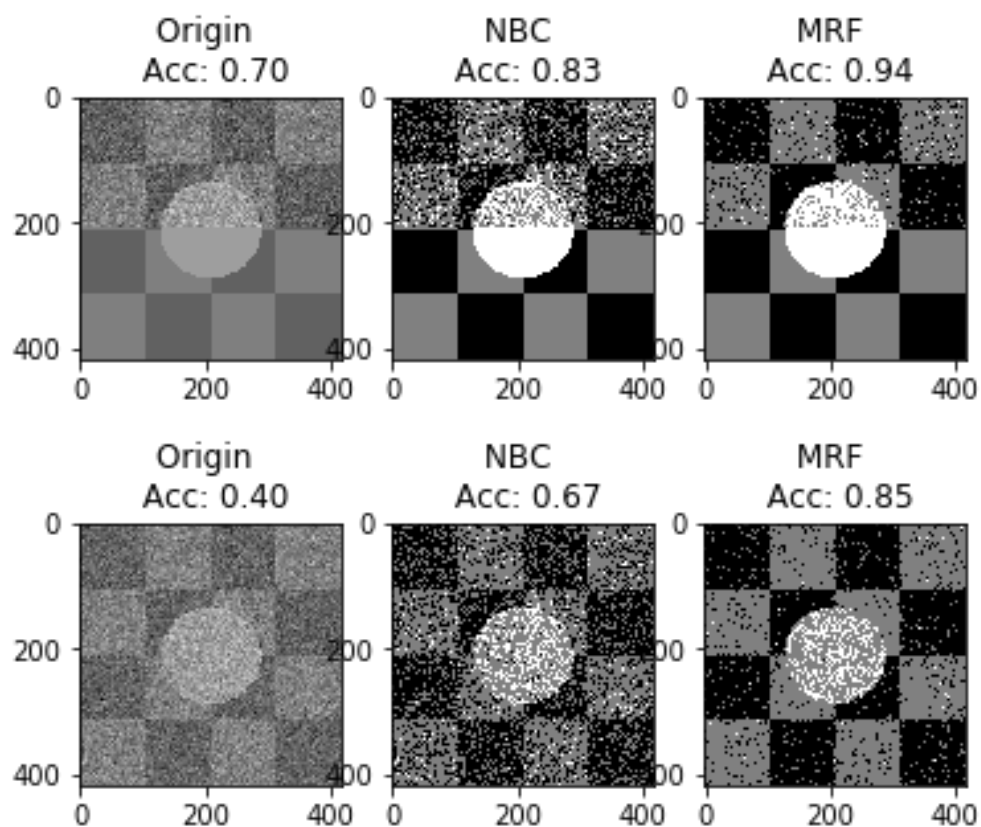
و)

در تابع انرژی متغیر بتا مشخص کننده تاثیر انرژی همسایه در انرژی سیستم می‌باشد با افزایش این پارامتر انرژی حاصل از اختلاف دسته پیکسل با همسایه‌هایش افزایش می‌یابد. آزمایش با تغییر مقدار بتا چندین بار تکرار شده است و دقت خروجی در زیر آورده شده است. همانطور که مشخص است دقت برای بتا بیشتر از ۱ افزایش چندانی نداشته است.



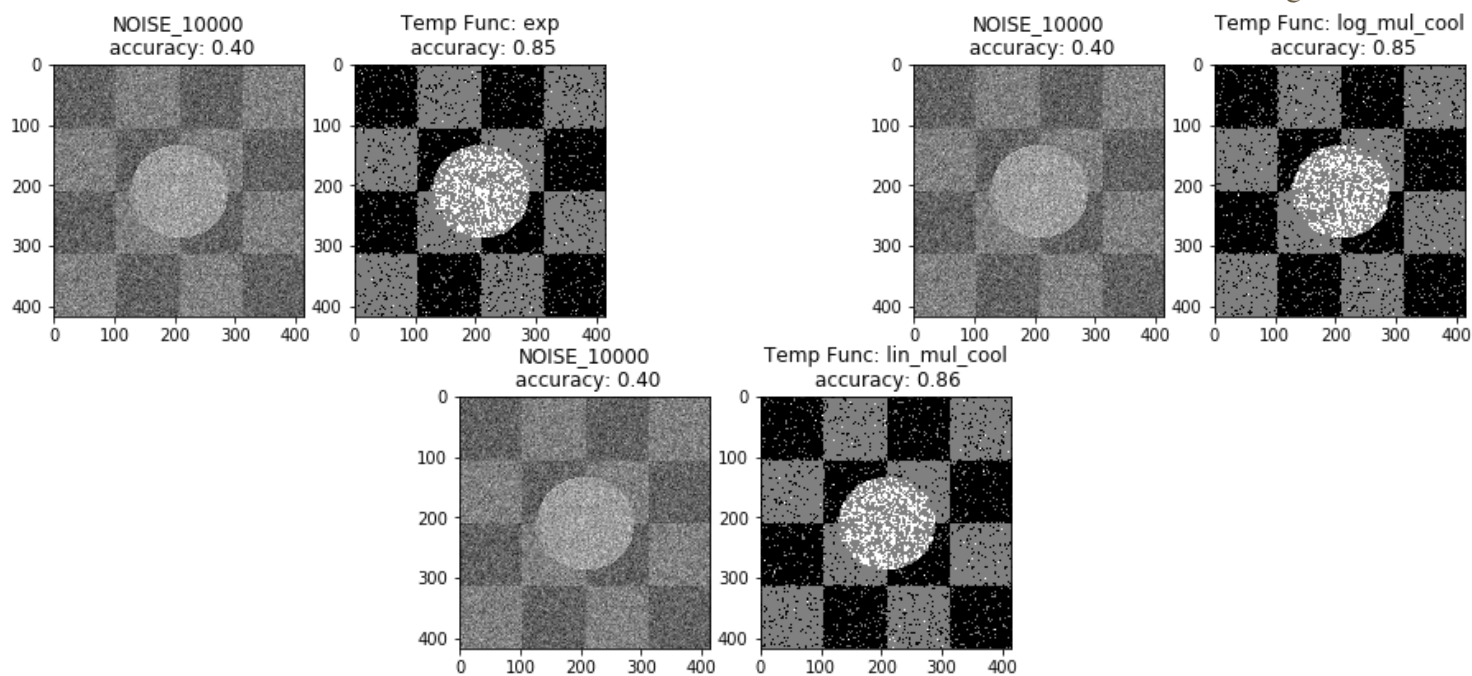
ز)

در آزمایشی دیگر نصف تصویر را به صورت بدون نویز در اختیار الگوریتم قرار داده‌ایم و کیفیت الگوریتم‌ها را بررسی می‌کنیم. همانطور که از نتایج مشخص است میزان خطا و میزان بهبود الگوریتم MRF نیز نصف شده است و این نشان می‌دهد که تاثیری در کیفیت الگوریتم‌ها ایجاد نمی‌کند و قسمت نویزی تصویر با کیفیت قبل دسته‌بندی شده است. مقایسه در شکل زیر آورده شده است.



ح

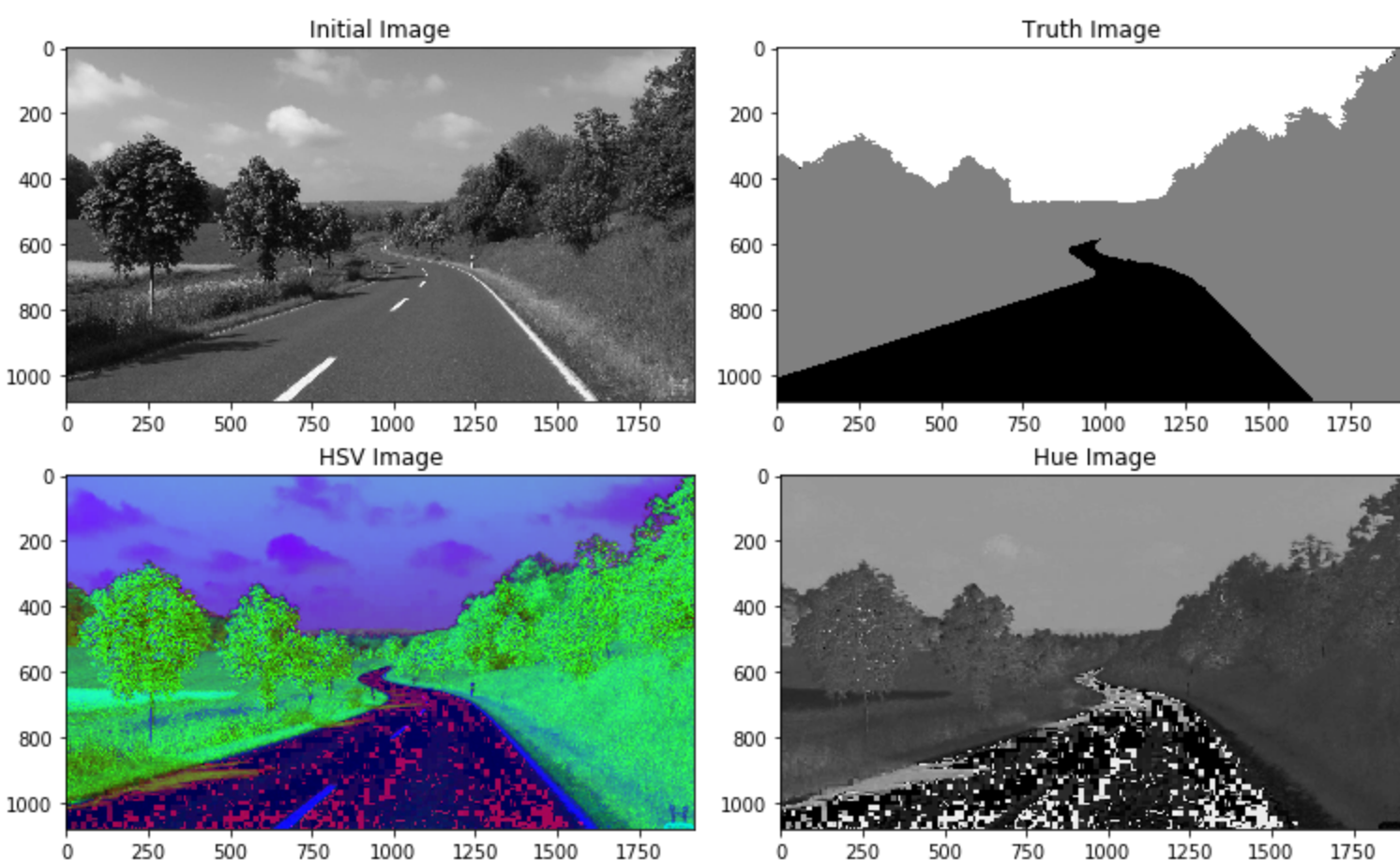
سه تابع متفاوت برای کاهش دما استفاده و مقایسه شده است، خروجی این مقایسه در زیر آماده است.



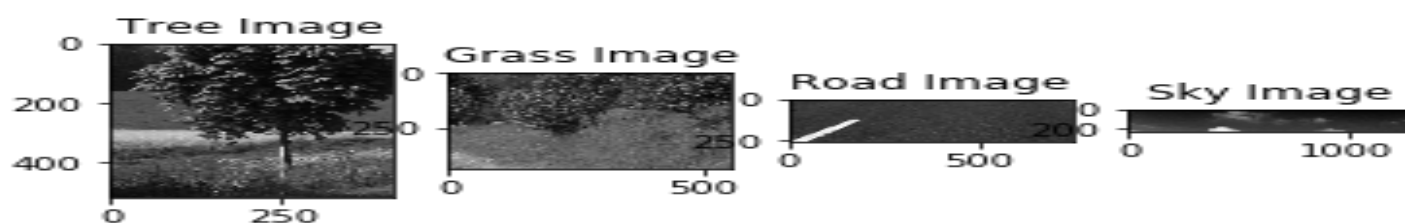
قسمت دوم:

(الف)

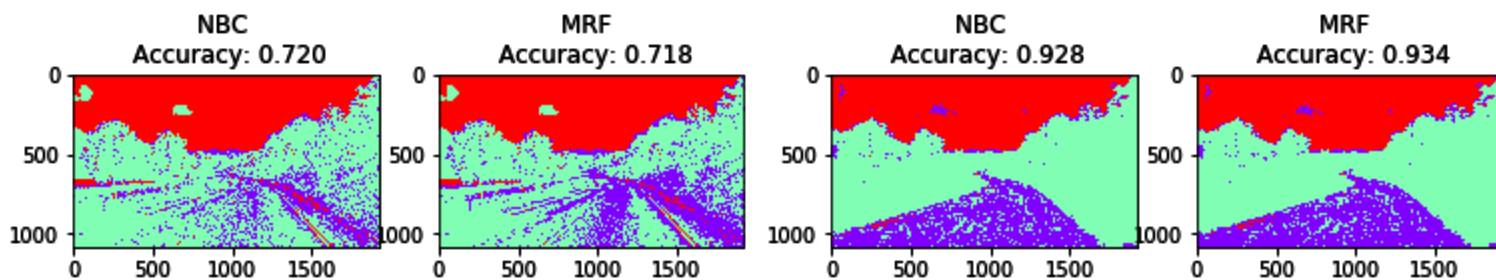
مانند قسمت قبل الگوریتم های دسته بندی بر روی تصویر جدید پیاده سازی شده است. برای بدست آوردن میانگین و واریانس هر دسته یک نمونه کوچک تر از تصویر جدا شده است و میزان حضور هر دسته در تصویر کلی به تخمین زده شده است. این تصویر در دو کانال خاکستری و hue مورد بررسی قرار گرفت و نتایج به تفکیک آمده است. برای ارزیابی دقت دسته بندی یک تصویر به عنوان حقیقت پایه از تصویر اولیه ساخته شده است که تنها برای ارزیابی استفاده می شود و در هیچ مرحله آموزش و تخمین متغیر ها استفاده نشده است.



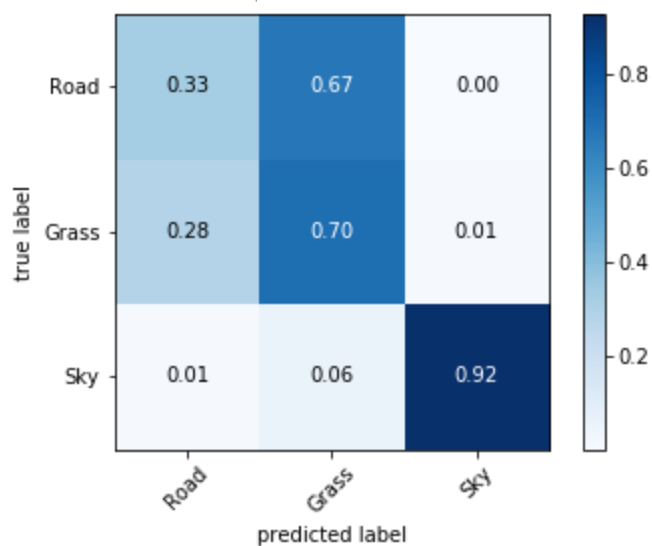
عکس های نمونه برای یادگیری میانگین و واریانس به صورت زیر می باشد.



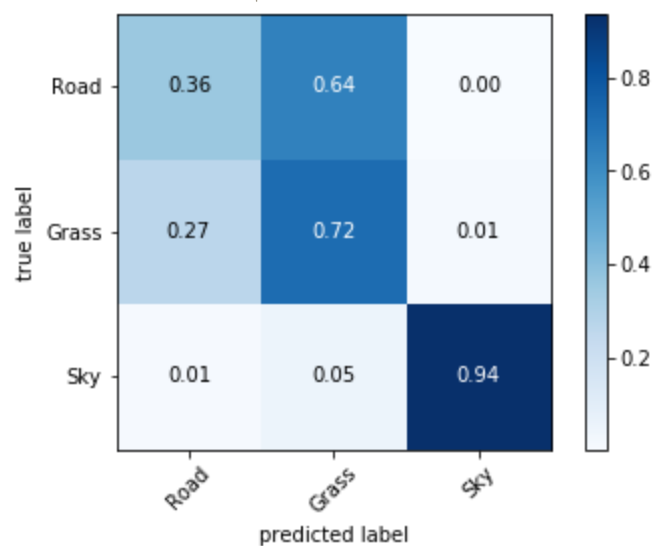
نتیجه اجرا الگوریتم برای دو تصویر خاکستری و hue به صورت زیر می باشد.



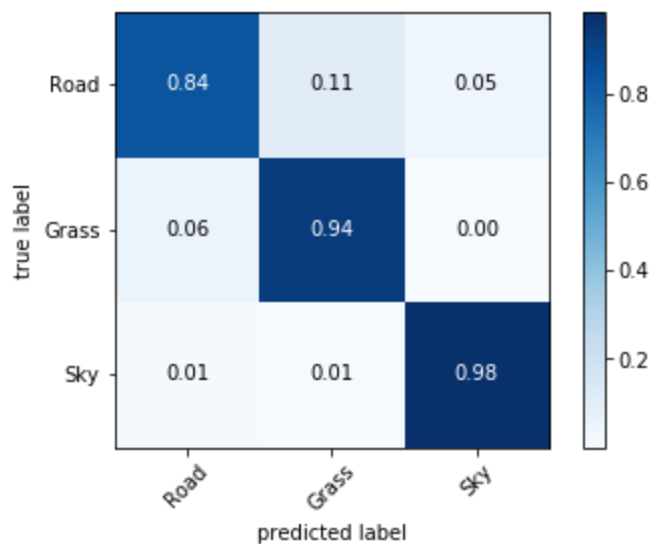
شکل-۴ دسته بندی بر ویژگی خاکستری و الگوریتم NBC و MRF



شکل-۳ دسته بندی بر ویژگی hue و الگوریتم NBC و MRF

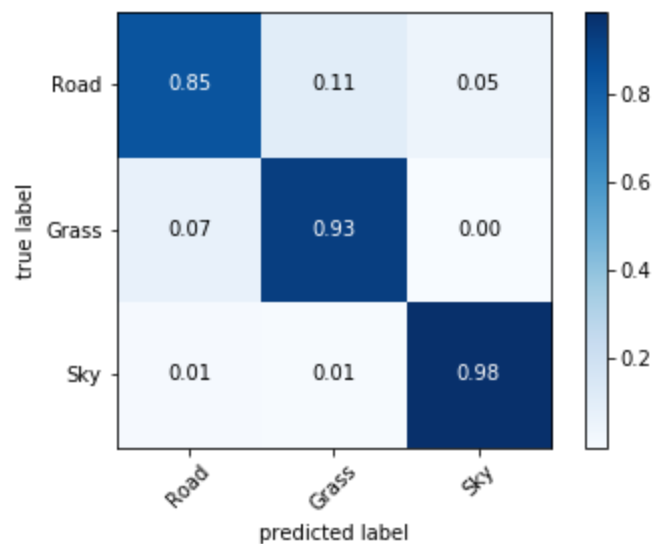


شکل-۶ ماتریس درهم ریختگی NBC و ویژگی خاکستری



شکل-۸ ماتریس درهم ریختگی NBC و ویژگی HUE

شکل-۵ ماتریس درهم ریختگی MRF و ویژگی خاکستری

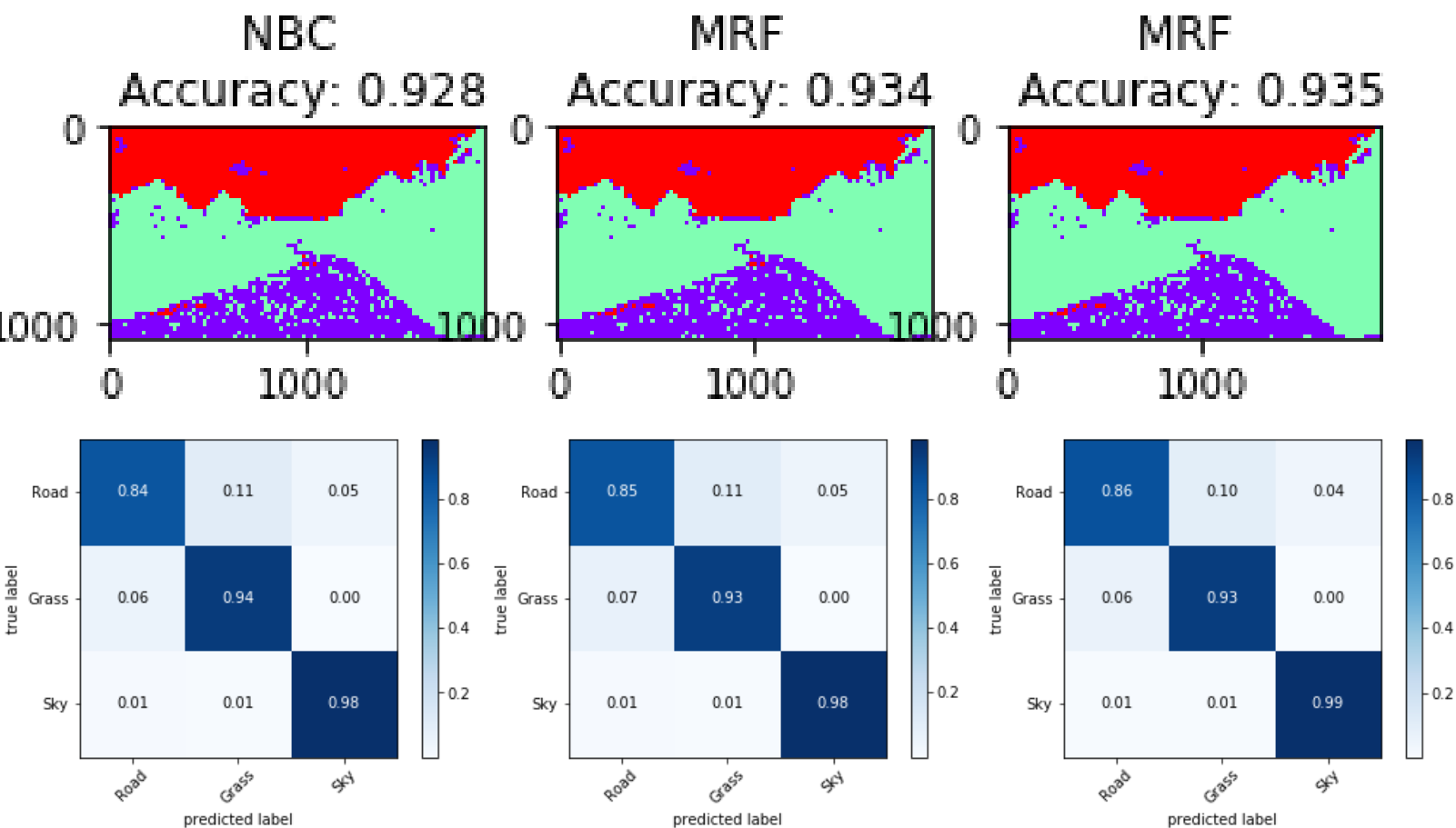


شکل-۷ ماتریس درهم ریختگی MRF و ویژگی HUE

(ب)

در اینجا ویژگی مکانی هر پیکسل را در کمک به دسته‌بندی آن استفاده می‌کنیم. به دلیل وجود معمولا آسمان در بالا تصویر، جاده در میانه و پایین و حاشیه جاده در اطراف این ویژگی مکانی نه تنها برای این تصویر مناسب است بلکه برای تصاویر مشابه نیز قابل استفاده است. برای سادگی این ویژگی در دستگاه قطبی بررسی شده است و تنها از یک متغیر زاویه استفاده می‌کنیم و ویژگی فاصله از مرکز استفاد نیز حذف گردیده‌است. به علت قرینگی حدودی تصویر نسبت به محور عمودی زاویه به صورت عددی بین بازه ۱۸۰ درجه‌ای تعریف می‌گردد. مانند بخش قبل برای هر دسته یک میانگین و واریانس از تعریف می‌کنیم و تابع انرژی را محاسبه می‌کنیم. برای یادگیری میانگین و واریانس از خروجی مرحله NBC به عنوان برچسب های پایه استفاده شده است.

نتایج این ویژگی در زیر نمایش داده شده است:



پس از افزودن ویژگی افزایش یک درصدی در تشخیص هر دسته داشتیم.