

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

( پلی تکنیک تهران )

دانشكده مهندسي كامپيوتر تمرین سوم درس بینایی ماشین دكتر صفابخش

غلامرضا دار ۴۰۰۱۳۱۰۱۸

بهار ۱۴۰۱

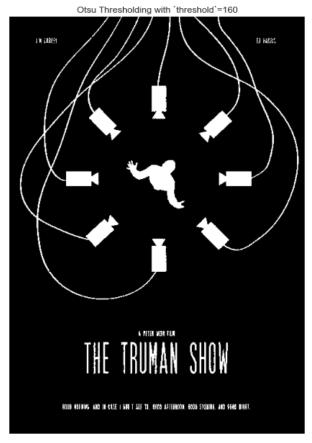
# فهرست مطالب

| ٣ | · | (1,  | سوال |
|---|---|------|------|
| ۵ |   | ۲)   | سوال |
| ٧ | · | , ۳) | سوال |
| ١ | 1 | ۲۴   | 11.  |

## سوال ۱)

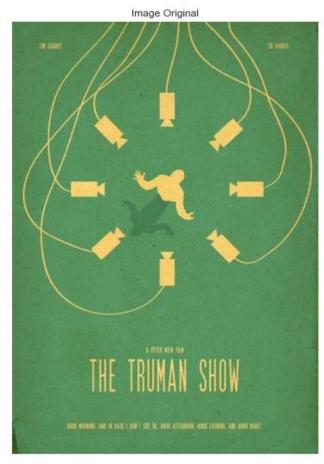
برای پیاده سازی الگوریتم Otsu از توضیحات و نمونه کدهای داکیومنتیشن OpenCV استفاده کردیم. . https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial py thresholding.html

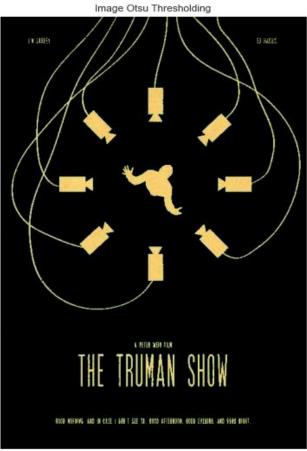
برای اطمینان از صحت پیاده سازی، پیاده سازی خود را با نتیجه تابع آماده موجود در کتابخانه OpenCV مقایسه کردیم که نتیجه بسیار نزدیک بود. هم تابع پیاده سازی شده و هم تابع آماده موجود، مقدار ۱۶۰ را برای آستانه تصویر اول خروجی دادند.





نتيجه آستانه گيري به كمك الگوريتم Otsu









اعمال نتایج صفحه قبل به عنوان ماسک به تصویر اصلی مطابق با خواسته سوال

برای پیاده سازی الگوریتم Iterative از توضیحات اسلاید درس استفاده کردیم.

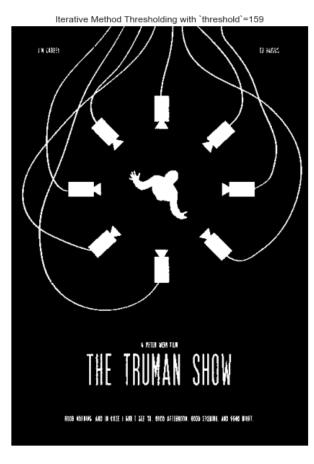
#### The iterative method

- Assume the four image corners are background pixels and the rest of points are object pixels
- At step t, compute the mean background and mean object gray levels. Pixels are separated into background and object at step t via the threshold determined at step t-1.

$$\begin{aligned} \mu_{B}^{t} &= \sum_{(x,y) \in B} f(x,y) \\ \mu_{B}^{t} &= N_{B} \end{aligned} \qquad \begin{aligned} \mu_{O}^{t} &= \frac{\sum_{(x,y) \in O} f(x,y)}{N_{O}} \\ Background: B & Object: O \end{aligned}$$

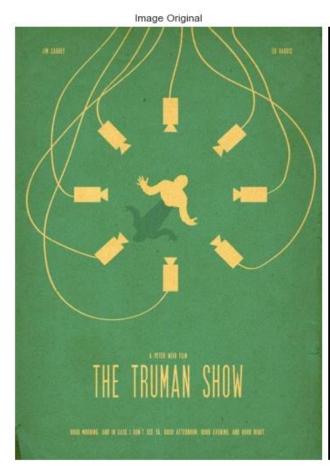
- 3. Compute the threshold for step t+1. This threshold defines a new background-object separation.  $T^{t+1} = \frac{\mu_b^t + \mu_o^t}{2}$
- 4. If threshold is equal to the previous step threshold ( $T^{t+1} = T^t$ ), halt. Otherwise, go to step 2

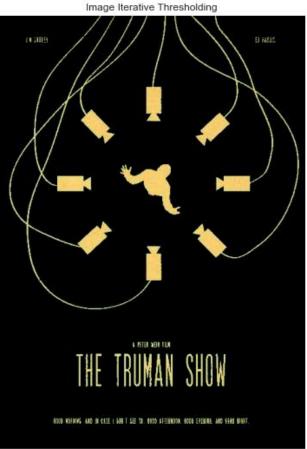
### الگوريتم Iterative Thresholding

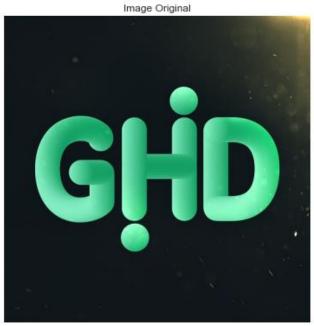


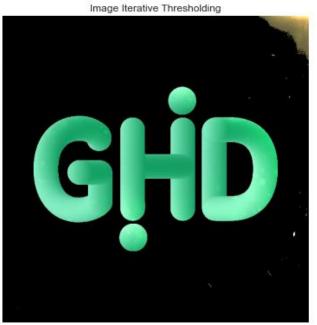


نتیجه آستانه گیری به کمک الگوریتم Iterative









اعمال نتایج صفحه قبل به عنوان ماسک به تصویر اصلی مطابق با خواسته سوال

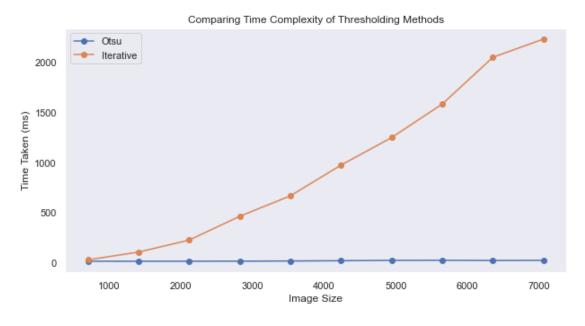
#### سوال ۳)

همانطور که در دو بخش قبل دیدیم، این دو الگوریتم بر روی تصاویر انتخاب شده، نتایج یکسانی داشتند. با این وجود، این دو الگوریتم تفاوتهای اساسی در روش عملکرد و سرعت اجرا دارند.

الگوریتم Otsu به طور مستقیم بر روی هیستوگرام تصویر کار می کند و با آزمایش کردن مقادیر مختلف برای آستانه از 

• تا ۲۵۵، آستانه ای که باعث کمترین within-class variance شود را انتخاب می کند. این الگوریتم تنها در بخش محاسبه هیستوگرام به پیکسل های تصویر نیاز دارد و پس از آن تمام محاسبات بر روی هیستوگرام تصویر اعمال می شوند. در نتیجه پیش بینی می کنیم این الگوریتم بر روی تصاویر با اندازه بسیار بزرگ نیز مشکلی نداشته باشد.

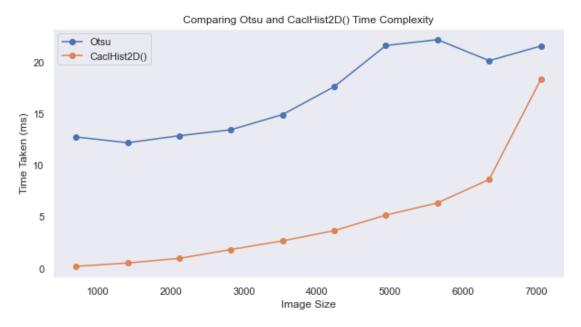
الگوریتم Iterative، در هر مرحله نیاز دارد تمام پیکسلهای تصویر را به دو دسته Background و تقسیم کند و بر روی تمام این پیکسلها(تمام پیکسلهای تصویر) میانگین گیری انجام دهد. این امر باعث می شود با افزایش اندازه تصویر، این الگوریتم بسیار ناکارامد شود. با این وجود، برای تصاویر با اندازه معقول این دو الگوریتم تقریبا سرعت یکسانی دارند.



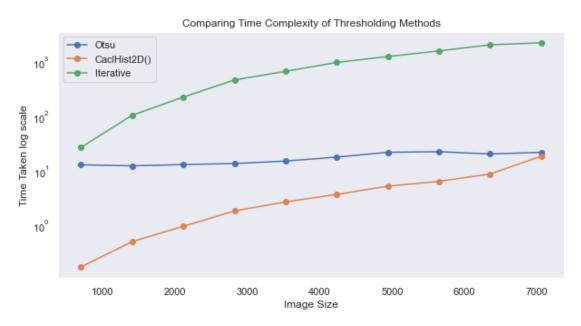
نمودار زمان اجرا(میلی ثانیه) بر حسب عرض تصویر(پیکسل)

با انجام آزمایش هایی توانستیم نظریه بالا را اثبات کنیم. به طور واضح مشاهده می کنید که با افزایش ابعاد تصویر، الگوریتم Iterative بسیار کند می شود و به چندین ثانیه زمان برای یافتن مقدار آستانه مناسب نیاز دارد در صورتی که الگوریتم Otsu حتی برای تصویری با عرض ۷۰۰۰ پیکسل نیز در حدود ۲۲ میلی ثانیه به جواب بهینه رسیده است.

همچنین، همان طور که پیشتر ذکر شد، الگوریتم Otsu به طور کلی بر روی هیستوگرام تصویر کار می کند که مستقل از ابعاد تصویر است، تنها زمانی که این الگوریتم به پیکسل های تصویر دسترسی پیدامی کند، هنگام تولید هیستوگرام است (۱ بار). با انجام آزمایشی دیگر این نظریه را نیز اثبات کردیم. دو نمودار زیر، سرعت رشد یکسانی دارند.

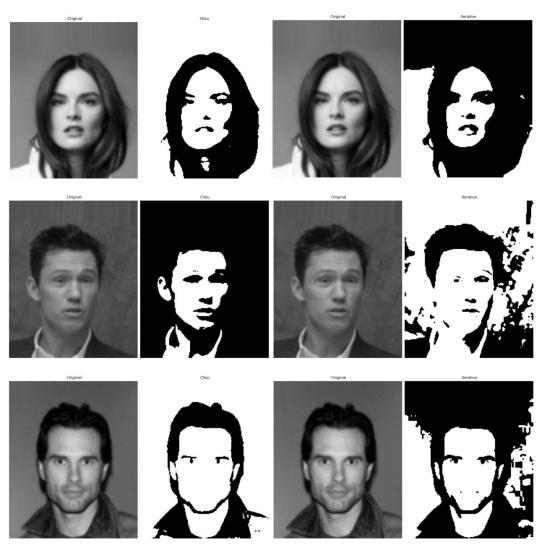


مقایسه زمان اجرای کل الگوریتم Otsu و بخش محاسبه هیستوگرام



مقایسه الگوریتمها با استفاده از مقیاس لگاریتمی

در مورد دقت این دو الگوریتم میتوان حدس زد که چون الگوریتم Otsu تمام حالتهای ممکن برای آستانه گیری را آزمایش می کند(، تا ۲۵۵) قطعا بهترین نتیجه را با توجه به معیار خود بدست خواهد آورد. اما الگوریتم Iterative به دلیل خاصیت پرشی که دارد ممکن است تعدادی از حالتها را بررسی نکند. با این وجود بدون انجام آزمایش نمیتوان نتیجه درستی گرفت. برای آزمایش این دو روش از تعدادی تصویر (تصاویر مربوط به مجموعه داده CelebA) کمک گرفتیم. این تصاویر را به کمک هر دو روش آستانه زدیم و آن تصاویری که نتیجه آستانه گیری آنها به ازای دو الگوریتم متفاوت بود را گزارش دادیم. برای اکثر تصاویر این دو الگوریتم مقدار آستانه بسیار نزدیک داشتند اما برای آن دسته از تصاویری که این دو الگوریتم مقدار آنظر بنده) عملکرد بهتری داشت.



آستانه گیریهای سمت راست مربوط به روش Iterative و سمت چپ مربوط به روش Otsu

با این وجود ممکن است تصاویری باشند که الگوریتم Iterative در آنها نتیجه بهتری دهد. به عنوان مثال یکی از تصاویر رندوم موجود در سیستم بنده:

محل امضاء دانشجو: محل امضاء دانشجو: محل امضاء دانشجو: نظر استاد راهنما: مورد تاييد است.

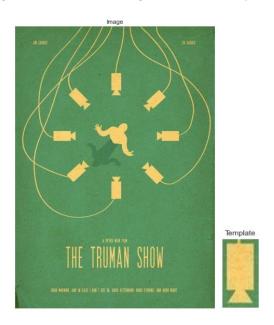
نتيجه الكوريتم Otsu: متون قرمز از بين رفته اند

محل امضاء دانشجو: محل امضاء دانشجو: محل امضاء دانشجو: نظر استاد راهنما: نظر استاد راهنما: مورد تاييد است. مورد تاييد است.

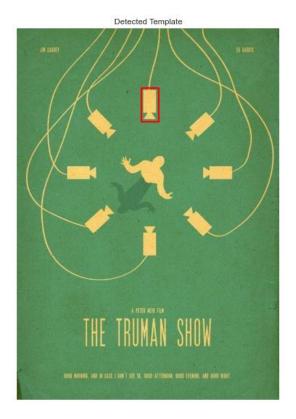
نتيجه الگوريتم Iterative: متون قرمز باقى مانده اند

# سوال ۴)

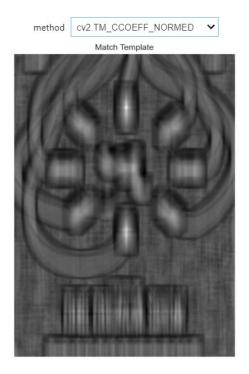
در این سوال قصد داریم به کمک روش تطبیق کلیشه یا Template Matching، دوربینهای موجود بر روی پوستر زیر را تشخیص دهیم. همانطور که دیده می شود تعدادی دوربین مشابه اما با میزان چرخش متفاوت در پوستر موجود هستند.



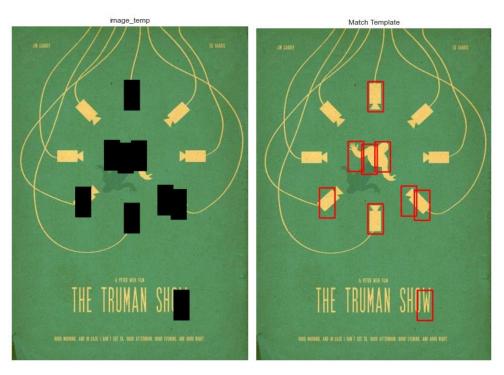
با استفاده از تابع matchTemplate موجود در كتابخانه OpenCV، به نتيجه زير مىرسيم.



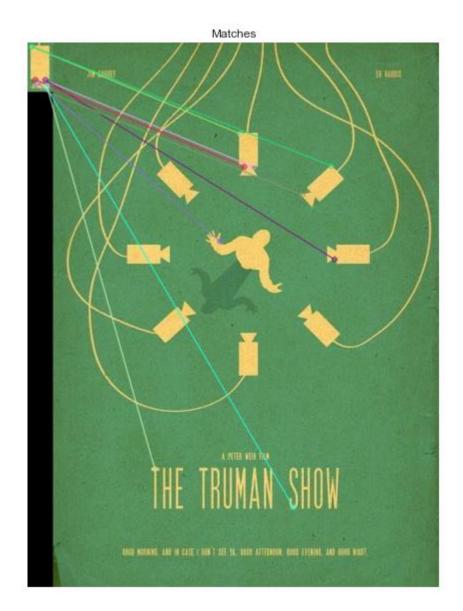
خروجی تابع match Template مشابه تصویر زیر است که با استفاده از ماکسیمم گیری می توان پراحتمال ترین موقعیت شیء را تشخیص داد.



برای یافتن بیش از یک شیء در تصویر میتوان هر بار که شیء پیدا میشود، در آن ناحیه از تصویر ورودی، یک مستطیل سیاه رسم کرد. با این کار هر بار، نقطه تشخیص داده شده با بیشترین احتمال(که تا این لحظه یافته نشده است) یافت میشود.



پس از شکست در مرحله قبل به سراغ روشهای FeatureMatching رفتیم. این روشها نیز به دلیل کمبود ویژگی منحصربه فرد و واضح در تصویر کلیشه (دوربین) به نتیجه خوبی نرسیدند.

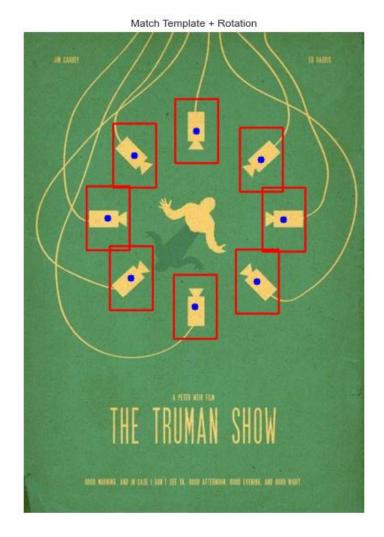


نتيجه روش Feature Matching

در نهایت تصمیم گرفتیم با چرخاندن تصویر کلیشه به دفعات، سعی کنیم دوربینهایی با جهتگیری های مختلف را شناسایی کنیم.

Rotated Template

نمونه كليشه چرخانده شده



نتیجه نهایی تشخیص دوربین ها در تصویر