

Απαλλακτική Εργασία “Ανάλυση Εικόνας” Έτος 2018-2019

Γεώργιος Γκούρλιας,
Π15032

Ιωάννης Παναγιώτης Αλειφέρης,
Π15015

Θρασύβουλος Σκαρλής,
Π15127

Αυτόματος Χρωματισμός Εικόνας με Χρήση Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης

I) Lab Space:

Στην αρχή του κώδικα διαβάζουμε δυο εικόνες, μια σε grayscale και μια σε RGB. Η διαδικασία πραγματοποιείται με την χρήση της βιβλιοθήκης `scipy` και της function `sp_mi.imread(..)` που επιστρέφει ένα `numpy ndarray` εκάστοτε. Και τις 2 τις διαβάζουμε σε μορφή RGB.

Με την βιβλιοθήκη `skimage` μετατρέπουμε τις εικόνες σε Lab Color Space. Αυτό το Color Space μας βοηθάει να χωρίσουμε το color lightness από το hue του.

$L \rightarrow$ luminance [0-100]

$\langle a, b \rangle \rightarrow$ vector for a: green-red color

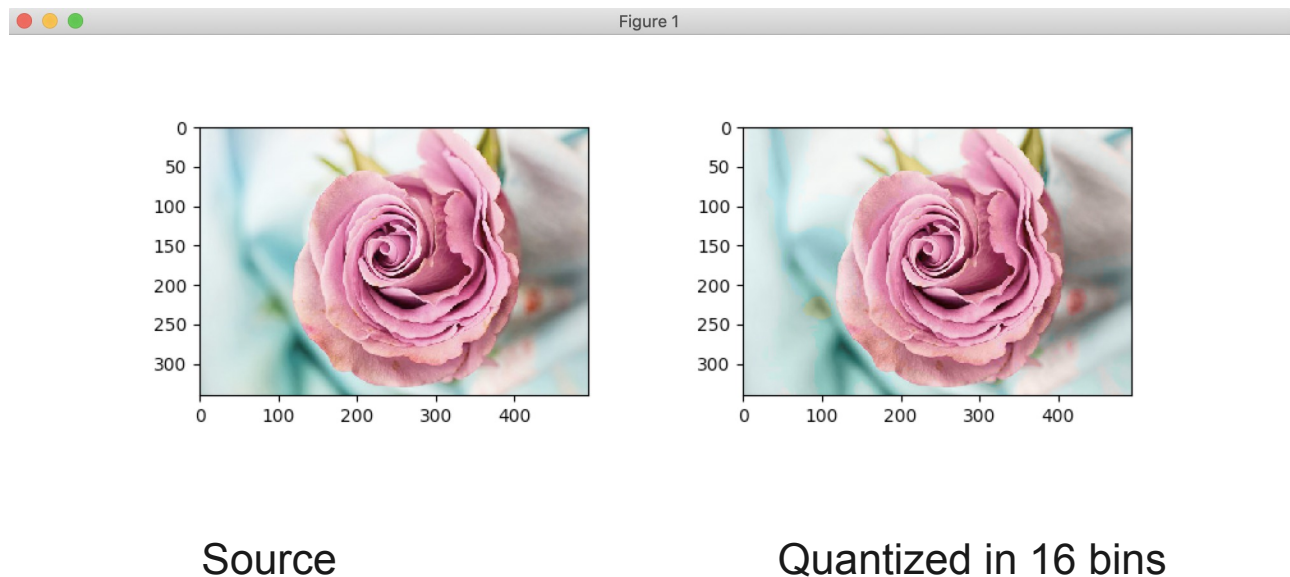
b: blue-yellow color

[-100,100] or [-128,127]

II) Lab Color Space Discretization based on Similar Images:

Με τα ζεύγη (a, b) ως color labels, υπάρχουν 256 πιθανές τιμές για το a και b, καθιστώντας το class label space πολύ μεγάλο για αποτελεσματική πρόβλεψη. Για να συμπυκνώσω τον χρωματικό χώρο χρησιμοποίησα ομαδοποίηση K-means στις (a, b)

τιμές. Στα πειράματα εκτέλεσης, έχω μεταβληθεί k μεταξύ 2, 4, 8, 16 και 32 και επέλεξα μια τιμή που βασίζεται στη βελτιστοποίηση υπερπαραμέτρων(16). Μόλις βρεθούν αυτά τα χρώματα k (palette), ο χρωματικός χώρος της feature matrix διακριτοποιήθηκε, χαρτογραφώντας τις αρχικές (a, b) τιμές στο πλησιέστερο χρώμα στον χώρο k -color space.



III) Image segmentation to SuperPixels with SLIC Algorithm:

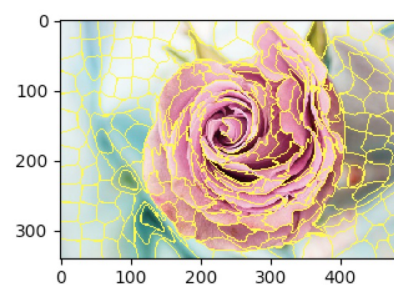
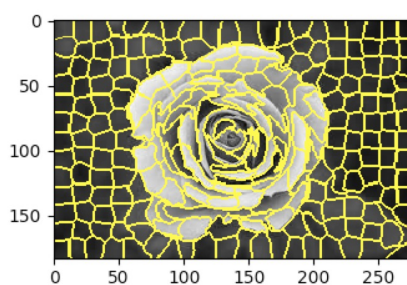
Το SLIC εκτελεί μια τοπική ομαδοποίηση εικονοστοιχείων σε χώρο 5-D που ορίζεται από τις τιμές L , a , b του χώρου χρώματος CIELAB και τις συντεταγμένες x , y των pixels. Έχει μια διαφορετική μέτρηση απόστασης η οποία επιτρέπει τη compactness και regularity στα σχήματα superpixel και μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε εικόνες σε κλίμακα του γκρι καθώς και σε έγχρωμες εικόνες.

Το SLIC δημιουργεί superpixels συγκεντρώνοντας pixels με βάση την ομοιότητα και την εγγύτητα του χρώματος στο επίπεδο εικόνας. Για την ομαδοποίηση χρησιμοποιείται χώρος 5 διαστάσεων $[labxy]$. Ο χώρος χρώματος CIELAB θεωρείται ότι είναι συνεχώς ομοιόμορφος για μικρές αποχρώσεις χρώματος. Δεν είναι σκόπιμο να χρησιμοποιούμε απλά την Ευκλείδεια απόσταση στο χώρο 5D και συνεπώς οι συγγραφείς έχουν εισαγάγει ένα νέο μέτρο απόστασης το οποίο θεωρεί μέγεθος superpixels

$$\text{Distance Measure: } d_{lab} = \sqrt{(|l_k - l_i|)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2}$$

Ο αλγόριθμος ξεκινά με δειγματοληψία K σε τακτά χρονικά διαστήματα και μετακινώντας τα σε seed location που αντιστοιχούν στη χαμηλότερη θέση κλίσης σε 3×3 neighborhood. Αυτό γίνεται για να αποφευχθεί η τοποθέτησή τους σε μια άκρη και να μειωθούν οι πιθανότητες επιλογής ενός θορυβώδους εικονοστοιχείου.

Κάθε pixel στην εικόνα συσχετίζεται με το πλησιέστερο cluster του οποίου η περιοχή αναζήτησης συμπίπτει με αυτό το pixel. Αφού όλα τα pixels συσχετιστούν με το πλησιέστερο cluster, ένα νέο centroid υπολογίζεται ως ο μέσος όρος διάνυσμα labxy όλων των pixels που ανήκουν στο cluster.



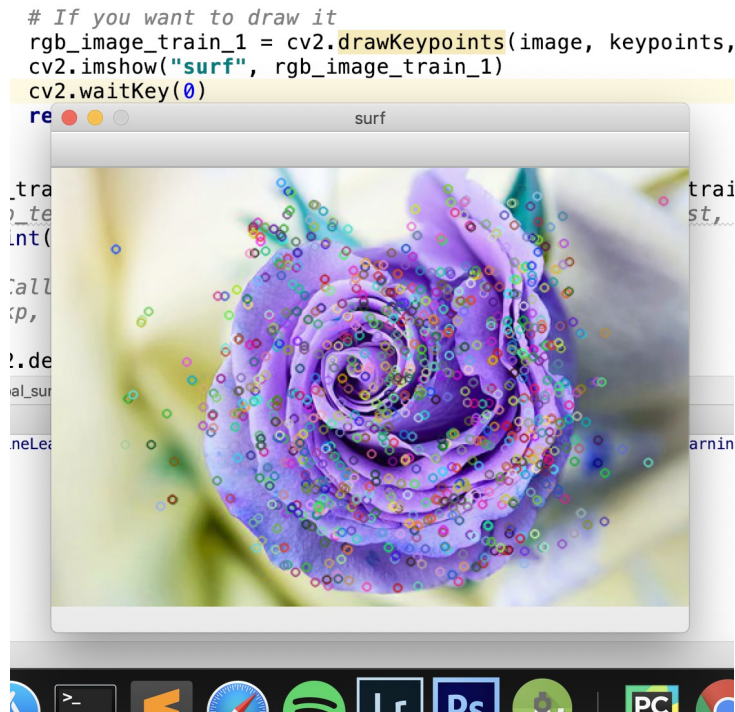
IV) Surf and Gabor Features Extractions per Super Pixel:

Surf:

1) Βρίσκουμε features / keypoints που είναι πιθανόν να βρίσκονται σε διαφορετικές εικόνες του ίδιου αντικειμένου. Αυτά τα χαρακτηριστικά πρέπει να είναι αμετάβλητα αν είναι δυνατόν. Πχ οι γωνίες, οι κηλίδες κ.λπ. είναι καλές και συχνά αναζητούνται σε πολλαπλές κλίμακες.

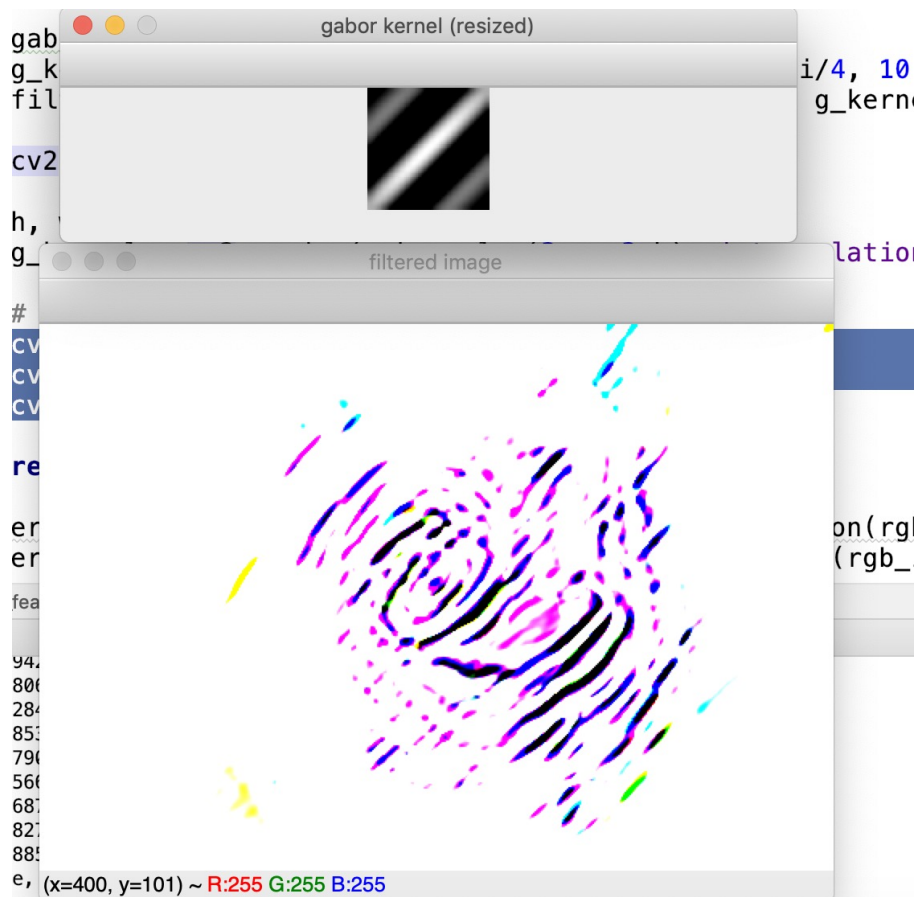
2) Βρίσκουμε το σωστό "προσανατολισμό" εκείνου του σημείου έτσι ώστε εάν η εικόνα περιστρέφεται σύμφωνα με αυτόν τον προσανατολισμό, και οι δύο εικόνες είναι ευθυγραμμισμένες με αυτό το μοναδικό keypoint

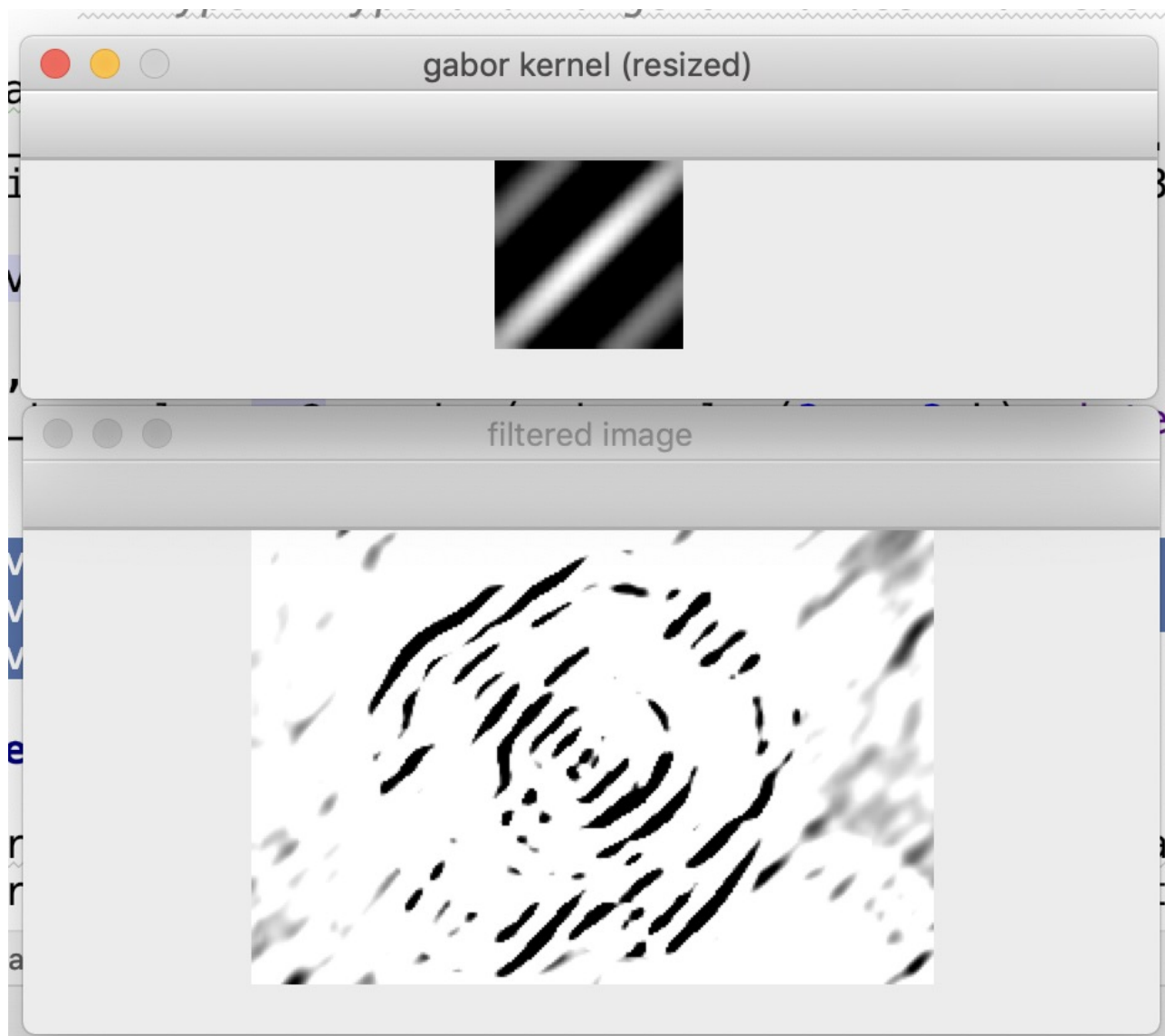
3) Υπολογίζουμε έναν descriptor που έχει τις πληροφορίες για το πώς μοιάζει η γειτονιά του keypoint (μετά τον orientation) στη σωστή κλίμακα.



Gabor:

Το φίλτρο Gabor δίνει ένα σύνολο ισχυρών απαντήσεων για τις θέσεις των εικόνων στόχων που έχουν δομές σε αυτή τη δεδομένη κατεύθυνση. Λειτουργεί επίσης ως ανιχνευτής άκρων.





126377e-01,
168248e-02