



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών

Detection and Segmentation of Aerosol Layers & Clouds in Atmospheric Lidar Measurements

Διπλωματική Εργασία

του

Μαρουφίδη Ιωάννη

Επιβλέπων: Δημήτριος Ι. Σούντρης

Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εργαστήριο Μικροϋπολογιστών και Ψηφιακών Συστημάτων

Αθήνα, Ιούλιος 2019



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών

Detection and Segmentation of Aerosol Layers & Clouds in Atmospheric Lidar Measurements

Διπλωματική Εργασία

του

Μαρουφίδη Ιωάννη

Επιβλέπων: Δημήτριος Ι. Σούντρης

Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 3^η Ιουλίου 2019.

.....
Δημήτριος Σούντρης
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Αλέξανδρος Παπαγιάννης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Κιαμάλ Πεκμεστζή
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εργαστήριο Μικροϋπολογιστών και Ψηφιακών Συστημάτων

Αθήνα, Ιούλιος 2019

.....

Μαρουφίδης Ιωάννης

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Μαρουφίδης Ιωάννης, 2019.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η επεξεργασία εικόνων αποτελεί βασικό κλάδο της επιστήμης των υπολογιστών και της ψηφιακής επεξεργασίας σήματος. Η αξιοθαύμαστη ανάπτυξη στην ποιότητα των εικόνων που παρατηρήθηκε τα τελευταία 50 χρόνια έθεσαν επιτακτική την ανάγκη για ανάπτυξη αξιόπιστων αλλά και γρήγορων αλγορίθμων για την επεξεργασία, την εξαγωγή χαρακτηριστικών και την αναγνώριση προτύπων στις εικόνες αυτές. Η επιτυχία του κλάδου γίνεται φανερή αν αναλογιστεί κανείς το πλήθος των εφαρμογών οι οποίες χρησιμοποιούν αλγορίθμους επεξεργασίας εικόνων. Η ρομποτική όραση, η ανάλυση βιοϊατρικών εικόνων, η βιομηχανική αυτοματοποίηση και τα αυτοκατευθυνόμενα οχήματα είναι μόνο μερικά παραδείγματα εφαρμογών που χρησιμοποιούνται οι τεχνικές αυτές.

Από την άλλη μεριά, η ανάπτυξη των συστημάτων lidar (Light Detection And Ranging) συνδέεται άμεσα με την ανάπτυξη του πρώτου συστήματος Laser στις αρχές της δεκαετίας του 1960. Η μελέτη της ατμόσφαιρας σήμερα βασίζεται σε μεγάλο βαθμό στα συστήματα lidar λόγω της εξαιρετικής τους ακρίβειας, της δυνατότητας μέτρησης της ατμόσφαιρας σε πραγματικές συνθήκες, καλύπτοντας μεγάλες αποστάσεις αλλά και σε 1,2 ή 3 διαστάσεις. Μία από τις βασικές εφαρμογές των συστημάτων lidar είναι η παρακολούθηση αερολυμάτων και νεφών στην ατμόσφαιρα. Ωστόσο, τεχνικές αυτοματοποιημένου εντοπισμού και κατάτμησης αερολυμάτων και νεφών σε τέτοιες μετρήσεις δεν έχουν αναπτυχθεί διεξοδικά.

Στην παρούσα διπλωματική άσκηση επιχειρείται η αξιοποίηση γνωστών τεχνικών του τομέα της επεξεργασίας εικόνων με σκοπό τον εντοπισμό και την κατάτμηση αερολυμάτων και νεφών σε μετρήσεις που προέρχονται από το lidar EOLE του εργαστηρίου Οπτοηλεκτρονικής, Lasers και Εφαρμογών τους του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου. Αρχικά γίνεται μια εισαγωγή στα συστήματα lidar. Έπειτα γίνεται μία ανασκόπηση των υπαρχουσών τεχνικών που υπάρχουν στην βιβλιογραφία. Στη συνέχεια παρουσιάζονται διάφορες τεχνικές για την αντιμετώπιση του προβλήματος, γίνεται σύγκριση και αξιολόγηση τους και τέλος προτείνεται η βέλτιστη υλοποίηση. Το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη είναι το MATLAB και η παρουσίαση του γίνεται έμμεσα από αυτή του αλγορίθμου.

Λέξεις Κλειδιά: Lidar, EOLE Lidar, Μελέτη Ατμόσφαιρας, Εντοπισμός Αερολυμάτων, Επεξεργασία Εικόνων, Αποθορυβοποίηση, Κατάτμηση Εικόνων, MATLAB.

Abstract

Image processing is basic branch in the field of computer science and digital signal processing. The remarkable development in quality of images which has been observed in the past 50 years has made imperative the development of both reliable and fast processing algorithms, for extracting features and recognizing patterns in these image. The success of the field becomes obvious if one considers the number of applications that include image processing. Robotic vision, analysis of biomedical images, industrial automation and self-driving cars are just a few examples of applications that use these techniques.

On the other hand, the development of lidar systems (Light Detection And Ranging) is directly linked to the development of the first Laser in the early 1960s. Nowadays, atmospheric profiling relies heavily on lidar systems due to the great resolution of the measurements, the ability to observe the atmosphere in real conditions covering great distances and in 1,2 or 3 dimensions. One of the main applications of lidar systems is the tracking of aerosol layers and clouds in the atmosphere. However, in spite of the widespread use of this application, only a few algorithms for automated detection and segmentation of aerosol layers and clouds in such measurements have been developed.

This diploma thesis attempts to exploit well-known techniques in the field of image processing for the purpose of detection and segmentation of aerosol layers and clouds in measurements coming from the lidar system of the Laboratory of Optoelectronics, Lasers and their Application of the National Technical University of Athens. Initially lidar systems are introduced. Then a review of the existing techniques in the bibliography is made. Subsequently, various techniques to address the problem are being presented, compared and evaluated and finally we propose the optimal implementation. The software used for the development is MATLAB and its presentation is indirectly from the algorithm. In the last part of this work we draw conclusions and propose future work.

Keywords: Lidar, EOLE Lidar, Atmospheric Study, Aerosol Detection, Image Processing, Noise Filtering, Image Segmentation, MATLAB.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα αρχικά να ευχαριστήσω τους επιβλέποντες καθηγητές μου Δημήτριο Σούντρης ΕΜΠ και Αλέξανδρο Παπαγιάννη ΕΜΠ, για την ευκαιρία που προσέφεραν να εργαστώ για ένα τόσο ενδιαφέρον και απαιτητικό project.

Επίσης, ένα μεγάλο ευχαριστώ οφείλω στον μεταδιδακτορικό Γεώργιο Λεντάρη. Η αμέριμη στήριξη και η καθοδήγηση του υπήρξαν καθοριστικές για την πορεία της διπλωματικής. Μέσα από τις συζητήσεις που είχαμε απέκτησα όχι μόνο καινούριες ιδέες αλλά κυρίως έμαθα πώς να τις αποδέχομαι τις προκλήσεις και να αντιμετωπίζω τις δυσκολίες που εμφανίζονται σε τέτοια είδους προβλήματα. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω την υποψήφια διδάκτωρ Ράνια Σουπιωνά που μου με βοήθησε να καταλάβω το θεωρητικό υπόβαθρο γύρω από την περιοχή των lidar και μου παρείχε το απαραίτητο υλικό και τις χρήσιμες διευκρινίσεις για το σύνολο δεδομένων που είχα, καθώς και τον ερευνητή Έκτωρ-Ξαβιέ Δελαστίκ για την συνεισφορά του στην αξιολόγηση του συστήματος που αναπτύξαμε.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου που μόχθησαν για να φτάσω στο σημείο που είμαι σήμερα και τους φίλους μου που ήταν πλάι μου καθ' όλη την πορεία μου στο πανεπιστήμιο.

Μαρουφίδης Ιωάννης

2019

Contents

List of Figures and Tables.....	10
Chapter 1: Executive Summary in Greek	13
Chapter 2: Introduction.....	34
2.1 Lidar Systems for Atmospheric Studies.....	34
2.1.1 Lidar System Setup.....	34
2.1.2 Lidar Techniques for Atmospheric Studies	36
2.1.3 Elastic Backscatter and Raman Lidar Equation	37
2.1.4 The EOLE Lidar System	41
2.2 Image Processing.....	42
2.3 Thesis Motivation.....	44
Chapter 3: Literature Survey.....	45
3.1 Complete Works / Solutions	45
3.2 Set of Applicable Image Processing Algorithms	48
Chapter 4: Testing and Customization of Algorithms for EOLE Data Processing	49
4.1 Pre-Processing of the EOLE Lidar Signal.....	49
4.1.1 Removing the Background Signal of Ambient Light.....	49
4.1.2 Range Correction.....	50
4.2 Detection of Aerosol Layers & Clouds.....	52
4.2.1 Edge Detection	52
4.2.2 Thresholding Method Using the RCS (CloudDetect).....	53
4.2.3 Thresholding Method with Splitting the Lidar Image (CloudDetectUp & CloudDetectDown).....	57
4.2.4 Thresholding Method with Partitioning the Lidar Image (CloudDetectH)	62
4.3 Segmentation of Aerosol Layers & Clouds.....	64
4.3.1 Segmentation of the Upper Layers	65
4.3.2 Segmentation of the partially mixed with the PBL layers.....	67
4.3.3 Segmentation of PBL: K-means.....	72
4.3.4 Segmentation of PBL: Multithresh.....	76
4.3.5 Segmentation of PBL: 3D K-means	78

Chapter 5: Proposed Pipeline of Algorithms	80
Chapter 6: Conclusions and Future Work.....	83

List of Figures and Tables

Εικόνα 1.1: Η βασική διάταξη ενός συστήματος lidar [Weitkamp, 2005].....	13
Η γενική εξίσωση που περιγράφει το οπισθοσκεδαζόμενο lidar σήμα είναι η εξής (elastic backscatter και Raman lidar).....	14
Εικόνα 1.2: Το τηλεσκόπιο περισυλλογής της ακτινοβολίας του συστήματος EOLE, πρόσοψη (αριστερά) και κάτοψη (δεξιά).....	15
Εικόνα 1.3: Το σήμα οπισθοσκέδασης (BS) για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017.	19
Εικόνα 1.4: Το σήμα διορθωμένης εμπέλειας (RCS) για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017.	19
Εικόνα 1.5: Τα ανιχνευμένα αερολύματα για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο CloudDetect.....	21
Εικόνα 1.6: Τα ανιχνευμένα αερολύματα για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο CloudDetectUp/Down.....	23
Εικόνα 1.7: Τα ανιχνευμένα αερολύματα για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο CloudDetectH.....	24
Εικόνα 1.8: Κατάτμηση των αερολυμάτων στα μεγαλύτερα ύψη για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017. Το PBL θεωρείται προς το παρόν ως ένα ενιαίο στρώμα.	25
Εικόνα 1.9: Το σήμα διορθωμένης εμπέλειας (RCS) για το σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.....	26
Εικόνα 1.10: Η διαχώριση των αερολυμάτων που αναμειγνύονται εν μέρει με το πλανητικό οριακό στρώμα, το οποίο έχει θεωρηθεί ως ένα ενιαίο στρώμα στο σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.....	27
Εικόνα 1.11: Η κατάτμηση των αερολυμάτων του πλανητικού οριακού στρώματος χρησιμοποιώντας την μέθοδο k-means για το σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.	28
Εικόνα 1.12: Η κατάτμηση των αερολυμάτων του πλανητικού οριακού στρώματος χρησιμοποιώντας την μέθοδο mutlithresh για το σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.	29
Εικόνα 1.13: Η κατάτμηση των αερολυμάτων του πλανητικού οριακού στρώματος χρησιμοποιώντας την μέθοδο 3d k-means για το σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.	30
Πίνακας 1.1: Οι συνδυασμοί των 4 pipelines.	31
Πίνακας 1.2: Τα σκορ των pipelines για 10 διαφορετικές μετρήσεις του EOLE lidar συστήματος.	31

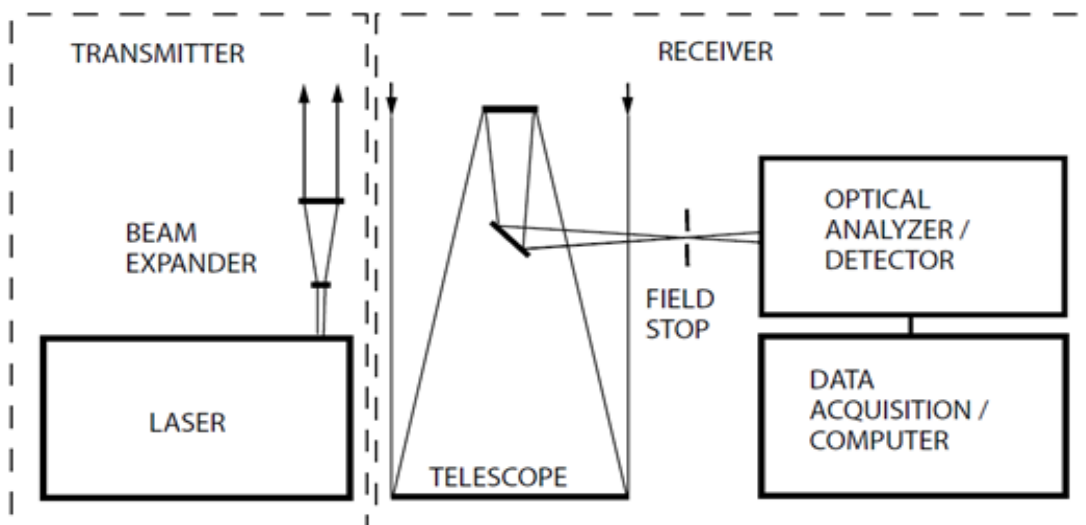
Πίνακας 1.3: Απόδοση των Pipelines στο χρόνο εκτέλεσης και στη χρήση μνήμης.	32
Figure 2.1: Principle setup of a lidar system [Weitkamp, 2005].	34
Figure 2.2: Illustration of the lidar geometry [Weitkamp, 2005].	38
Figure 2.3: The receiving telescope of the EOLE Raman-lidar, facade (left) and top-view (right).	41
Figure 2.4: A feature extraction example. Detecting edges.	43
Figure 3.1: (top) A 20 minute time period of backscatter measurements and (bottom) a vertical feature mask showing the location of the layers detected. Colors represent the resolution at which the detection was made.	46
Figure 3.2: Sensitivity of the cloud classification method to the threshold values used. (a) Backscattering signal returns, (b) cloud classification with $T>3$, (c) cloud classification with $T>4$, (d) the cloud difference between figures (c) and (b), (e) cloud classification with $T>11$, (f) the cloud difference between figures (e) and (b).	46
Figure 3.3: (left) The Haar function, (right) time series of the range corrected lidar signal. The red lines represent the WCT profile each half an hour.	47
Figure 4.1: Lidar signal for 1 measurement in time before (dash) and after (solid) removing the signal coming from ambient light. Note that the signal after removing the background contains negative values. These values of course are due to errors of the lidar system and are set to zero.	50
Figure 4.2: (top) the backscatter signal for 1 measurement in time after the removal of background, (bottom) the range corrected signal.	50
Figure 4.3: The EOLE backscatter lidar signal without range correction for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.	51
Figure 4.4: The EOLE range corrected lidar signal for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.	51
Figure 4.5: Example of image filtering.	53
Figure 4.6: (left) 2D Gaussian distribution with $\mu=0$ and $\sigma=1$, (right) discrete approximation of the Gaussian function with $\sigma=1$	54
Figure 4.7: Processing flow of the CloudDetect algorithm.	56
Figure 4.8: The output of CloudDetect method using a 2D average filter with size [3, 3] for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.	56
Figure 4.9: A mask of the image for the EOLE 14/09/17 Klett measurement showing pixels with negatives values as 1 (white), pixels with positive or zero values as 0 (black) and the line that splits the image (red line).	57
Figure 4.10: A mask of the image for the EOLE 01/11/18 Klett measurement that contains attenuated laser beams showing the negative values as 1 (white) and non-negative as 0 (black).	58
Figure 4.11: A mask of the image for the EOLE 01/11/18 Klett measurement showing the negative values without those due to systematic errors. Negative values are shown as 1 (white), non-negative as 0 (black) and the boundary line that splits the image as red line.	59

Figure 4.12: The EOLE backscatter signal for 1 measurement over time before (top) and after (bottom) the range correction. Negative values have been set to zero. SNR clearly decreases after the range correction.	60
Figure 4.13: Processing flow of the CloudDetectDown & CloudDetectDown algorithms.	61
Figure 4.14: The output of CloudDetectUp & CloudDetectDown algorithm for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.	61
Figure 4.15: A mask showing the partition of the lidar image by the CloudDetectH method for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.	62
Figure 4.16: Processing flow of the CloudDetectH algorithm.	63
Figure 4.17: The output of the CloudDetectH method for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.	64
Figure 4.18: An example of the MATLAB function <i>bwlabel</i>	65
Figure 4.19: Examples of the basic morphological functions: erosion and dilation.	66
Figure 4.20: Segmentation of the upper aerosol layers of the EOLE 14/09/17 Klett measurement. The Planet Boundary Layer is considered as one layer.	67
Figure 4.21: The RCS image after the detection of the aerosol layers of the EOLE 19/09/2017 Klett measurement. Note the aerosol layers that join the PBL at the left and right of the image.	68
Figure 4.22: Illustration of the watershed segmentation.	69
Figure 4.23: The outer edges (white) of the aerosol layers detected in the EOLE 19/09/2017 Klett measurement.	69
Figure 4.24: The extraction of the outer pixels process at the 4 th iteration of the lidar image for the EOLE 19/09/2017 Klett measurement. The red rectangle shows the aerosol layer that has been separated from the PBL.	70
Figure 4.25: Processing flow of the watershed segmentation algorithm.	71
Figure 4.27: Demonstration of the standard k-means algorithm.	73
Figure 4.28. Processing flow of the K-means algorithm for the Segmentation of the mixed layers.	75
Figure 4.29: Segmentation of the PBL for the EOLE 14/09/2017 Klett measurement using the kmeans method.	75
Figure 4.30: Histogram of the intensity values of the pixels that belong to the PBL for the EOLE 19/09/2017 Klett measurement.	76
Figure 4.31: Segmentation of PBL for the EOLE 14/09/2017 Klett measurement using the multithresh method.	78
Figure 4.32: Segmentation of the PBL using the 3Dimensional K-means method for the EOLE 14/09/2017 Klett measurement. The height parameter affects dramatically the segmentation.	79
Table 5.1: The stages for the pipelines tested.	80
Table 5.2: Scores of the Pipelines for 10 different EOLE lidar measurements.	81
Table 5.3: Performance of the Pipelines in execution time and memory utilization.	82

Chapter 1: Executive Summary in Greek

Περιγραφή Συστημάτων lidar

Ο όρος LiDAR είναι ακρωνύμιο για “Light Detection And Ranging” και χρησιμοποιήθηκε πρώτη φορά από τους Fiocco and Smullin για μελέτη της ατμόσφαιρας χρησιμοποιώντας ένα laser [1]. Σήμερα η τεχνική lidar κυριαρχεί στις μετρήσεις των ιδιοτήτων της ατμόσφαιρας λόγω της χωρικής (από μερικά εκατοστά ως μερικά μέτρα) και της χρονικής ακρίβειας (λίγα δευτερόλεπτα ως λεπτά) που παρέχει, της δυνατότητας παρατήρησης της ατμόσφαιρας σε πραγματικό χρόνο, του μεγάλου εύρους των μετρήσεων (από μερικά μέτρα ως 100-150 χλμ.) αλλά και της δυνατότητας μετρήσεων σε 1, 2 και 3 διαστάσεις. Η βασική διάταξη του συστήματος φαίνεται στην εικόνα 1.1. Το σύστημα είναι ένας ενεργός αισθητήρας αποτελούμενος από έναν πομπό και ένα δέκτη. Ο πομπός του συστήματος είναι ένα laser, το οποίο εκπέμπει παλμούς φωτός με συγκεκριμένα μήκη κύματος και πολώσεις ανάλογα με την εκάστοτε μέτρηση. Η δέσμη φωτός που παράγεται εκπέμπεται κατακόρυφα και μέρος της οπισθοσκεδάζεται από τα μόρια της ατμόσφαιρας. Ο δέκτης αποτελείται από ένα τηλεσκόπιο που συλλέγει την σκεδαζόμενη ακτινοβολία και έναν ηλεκτρονικό υπολογιστή που το αποθηκεύει. Ο χρόνος που περνά από την εκπομπή ενός παλμού από το laser ως την συλλογή του από το τηλεσκόπιο καθορίζει το ύψος της μέτρησης (ranging). Χαρακτηριστικά του σήματος όπως η ένταση, το μήκος κύματος και η πόλωση χρησιμοποιούνται στην περιγραφή της κατάστασης της ατμόσφαιρας όπως η θερμοκρασία, η πίεση, η υγρασία και ο άνεμος καθώς επίσης και τις οπτικές και γεωμετρικές ιδιότητες αερολυμάτων και νεφών.



Εικόνα 1.1: Η βασική διάταξη ενός συστήματος lidar [Weitkamp, 2005].

Αναλύοντας τα χαρακτηριστικά της σκεδαζόμενης ακτινοβολίας και ανάλογα με την ιδιότητα της ατμόσφαιρας που μελετάται, έχουν αναπτυχθεί διάφορες τεχνικές lidar. Οι βασικότερες είναι:

Elastic-backscatter lidar: Χρησιμοποιείται για την ανίχνευση αερολυμάτων και νεφών στην ατμόσφαιρα. Βασίζεται στην ελαστική σκέδαση της εκπεμπόμενης ακτινοβολίας με τα μόρια της ατμόσφαιρας.

Raman lidar: Βασίζεται την σκέδαση Raman η οποία είναι ανελαστική. Χρησιμοποιείται κυρίως για μετρήσεις θερμοκρασίας και για τον εντοπισμό υδρατμών, μπορεί ωστόσο να χρησιμοποιηθεί και για ανίχνευση αερολυμάτων και νεφών σε περιπτώσεις χαμηλού περιβάλλοντος φωτός.

Differential-absorption lidar or DIAL: Χρησιμοποιεί ακτινοβολίες με δύο μήκη κύματος και συγκρίνοντας την απορρόφηση τους από τα αέρια της ατμόσφαιρας μπορεί να μετρήσει την χημική σύσταση των αερίων αυτών.

Resonance fluorescence lidar: Χρησιμοποιείται κυρίως για τον εντοπισμό μεταλλικών στοιχείων σε αερολύματα του ανώτερου τμήματος της ατμόσφαιρας, ανάμεσα στα 80 με 110 χλμ., στην περιοχή της μεσόπαυσης.

Doppler lidar: Χρησιμοποιείται για μετρήσεις του ανέμου. Χρησιμοποιώντας το φαινόμενο Doppler, η διαφορά της συχνότητας μεταξύ της εκπεμπόμενης και της σκεδαζόμενης ακτινοβολίας υποδηλώνει την σχετική κίνηση των αερολυμάτων που μεταφέρονται μέσω του ανέμου.

Η γενική εξίσωση που περιγράφει το οπισθοσκεδαζόμενο lidar σήμα είναι η εξής (elastic backscatter και Raman lidar)

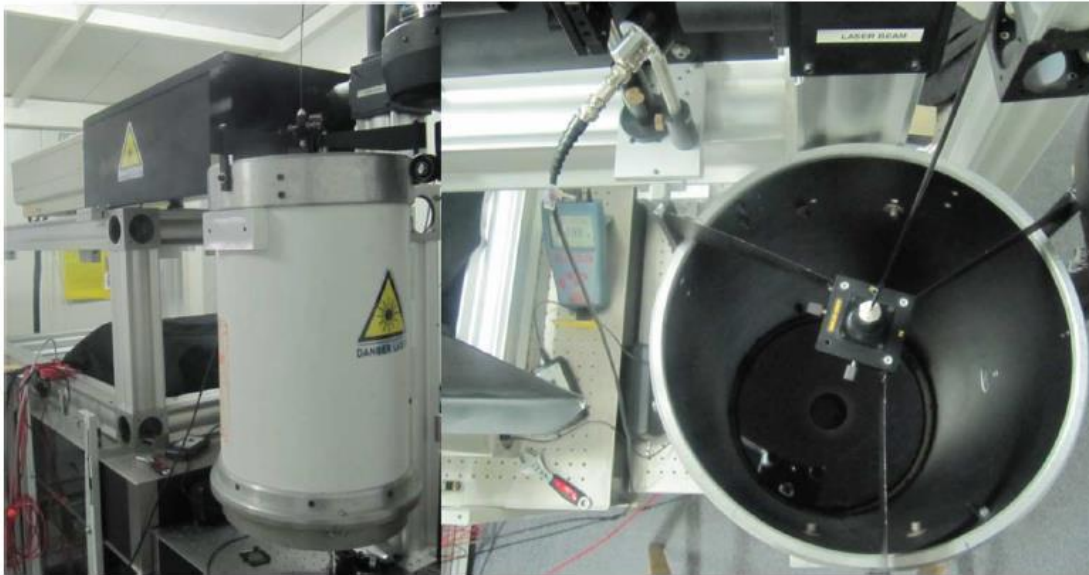
$$P(R) = K G(R) \beta(R) T(R) \quad (1.1)$$

Όπου το R δηλώνει την απόσταση από το σύστημα. Διακρίνουμε 4 όρους:

- K: που υποδηλώνει την απόδοση του συστήματος lidar
- G(R): γεωμετρικός όρος που περιέχει την αντιστρόφως ανάλογη εξάρτηση του σήματος από το τετράγωνο της απόστασης.
- $\beta(R)$: ο συντελεστής οπισθοσκέδασης στην απόσταση R. Δηλώνει την ικανότητα της ατμόσφαιρας να σκεδάσει την ακτινοβολία προς την αντίθετη κατεύθυνση από την οποία προήλθε.
- T(R): όρος μετάδοσης που περιγράφει το ποσό της ακτινοβολίας που σκεδάζεται προς άλλες κατευθύνσεις κατά την μετάδοση από το lidar στην ατμόσφαιρα και πάλι πίσω.

Οι δυο πρώτοι όροι εξαρτώνται εξ' ολοκλήρου από την διάταξη ενώ οι δυο τελευταίοι είναι το αντικείμενο μελέτης.

Στην παρούσα διπλωματική παρουσιάζουμε μεθόδους για τον εντοπισμό και την κατάτμηση αερολυμάτων και νεφών σε μετρήσεις lidar από το σύστημα EOLE του Εργαστηρίου Οπτοηλεκτρονικής, Laser και των Εφαρμογών τους του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου. Η διάταξη αρχικά σχεδιάστηκε και αναπτύχθηκε από τον καθ. Αλέξανδρο Παπαγιάννη το 2000 ενώ από τότε έχει αναδιαμορφωθεί και επανασχεδιαστεί πολλές φορές [10, 11, 12]. Το σύστημα βρίσκεται στον 4^ο όροφο του κτηρίου Φυσικής (37.5^ο Β, 24.8^ο Α, 212 μ.). Το σύστημα EOLE χρησιμοποιεί ταυτόχρονα την τεχνική ελαστικής σκέδασης (elastic backscatter) και την τεχνική Raman (Raman lidar).



Εικόνα 1.2: Το τηλεσκόπιο περισυλλογής της ακτινοβολίας του συστήματος EOLE, πρόσοψη (αριστερά) και κάτοψη (δεξιά).

Επεξεργασία Εικόνων

Στην επιστήμη των υπολογιστών, η ψηφιακή επεξεργασία εικόνων είναι η χρήση υπολογιστικών αλγορίθμων για την επεξεργασία εικόνων. Πολλές από τις τεχνικές της επεξεργασίας εικόνων αναπτύχθηκαν στη δεκαετία του 1960, όταν ακόμα το κόστος επεξεργασίας ήταν αρκετά υψηλό. Ωστόσο, καθώς οι υπολογιστές γενικού σκοπού έγιναν πιο γρήγοροι, άρχισαν να αναλαμβάνουν τον ρόλο ειδικευμένου υλισμικού για τις περισσότερες εκτός από τις πιο απαιτητικές εφαρμογές. Με τους γρήγορους υπολογιστές και επεξεργαστές επεξεργασίας σήματος να γίνονται ευρέως διαθέσιμοι στις αρχές του 2000, η ψηφιακή επεξεργασία εικόνων έχει γίνει η πιο συνηθισμένη μέθοδος επεξεργασίας

εικόνων, όχι μόνο γιατί είναι η πιο πολύπλευρη αλλά και γιατί είναι η πιο φθηνή μέθοδος. Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνων είναι η μόνο πρακτική λύση για:

- **Εξαγωγή χαρακτηριστικών:** Στη μηχανική μάθηση, στην αναγνώριση προτύπων και στην επεξεργασία εικόνων, η εξαγωγή χαρακτηριστικών ξεκινά από ένα αρχικό σετ δεδομένων και κατασκευάζει μετρικές διευκολύνοντας τα επακόλουθα βήματα μάθησης και γενίκευσης. Στην επεξεργασία εικόνων, αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται την ανίχνευση και απομόνωση των επιθυμητών τμημάτων ή σχημάτων των εικόνων ή βίντεο. Τυπικοί αλγόριθμοι είναι: Ανίχνευση ακμών, γωνιών, κηλίδων, κίνησης, οπτική ροή, τεχνικές κατωφλίου, μετασχηματισμός Hough, ενεργά περιγράμματα, κ.α.
- **Κατηγοριοποίηση:** Είναι το πρόβλημα προσδιορισμού της κατηγορίας που ανήκει μια νέα παρατήρηση, στην περίπτωση ενός σετ εκπαίδευσης που περιέχει παρατηρήσεις των οποίων η κατηγορίες είναι ήδη γνωστές. Κάποιοι από τους πιο συνηθισμένους αλγορίθμους είναι: Ταξινομητής Bayes, Perceptron, Support vector machines, k-κοντινότερος γείτονας, δέντρα αποφάσεων και νευρωνικά δίκτυα.
- **Αναγνώριση Προτύπων:** Είναι το πρόβλημα της αυτόματης αναγνώρισης προτύπων και κανονικότητας σε δεδομένα μέσω υπολογιστικών αλγορίθμων. Οι πληροφορίες που εξάγονται χρησιμοποιούνται για αποφάσεις όπως η ταξινόμηση των δεδομένων και κατηγορίες. Τυπικοί αλγόριθμοι περιλαμβάνουν: K-means, Kernel Principal Analysis (PCA) και mixture models.

Κίνητρο Διπλωματικής

Στόχος της διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός αλγορίθμου επεξεργασίας εικόνων για την αυτόματη ανίχνευση και κατάτμηση αερολυμάτων και νεφών σε δεδομένα lidar από το σύστημα EOLE. Οι ανίχνευση των ιδιοτήτων αερολυμάτων όπως η συχνότητα, το ύψος και η συγκέντρωσή τους έχουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον λόγω των ενδείξεων συσχέτισης τους με την ανθρώπινη υγεία [9,10]. Επίσης είναι γνωστό πως τα νέφη διαδραματίζουν ένα βασικό ρόλο στο κλίμα του πλανήτη [11]. Στο παρελθόν έχουν αναπτυχθεί ελάχιστες παρόμοιες εφαρμογές, εκ των οποίων καμία δεν αντιμετωπίζει τα δεδομένα από τις lidar μετρήσεις ως εικόνες [12, 13, 14].

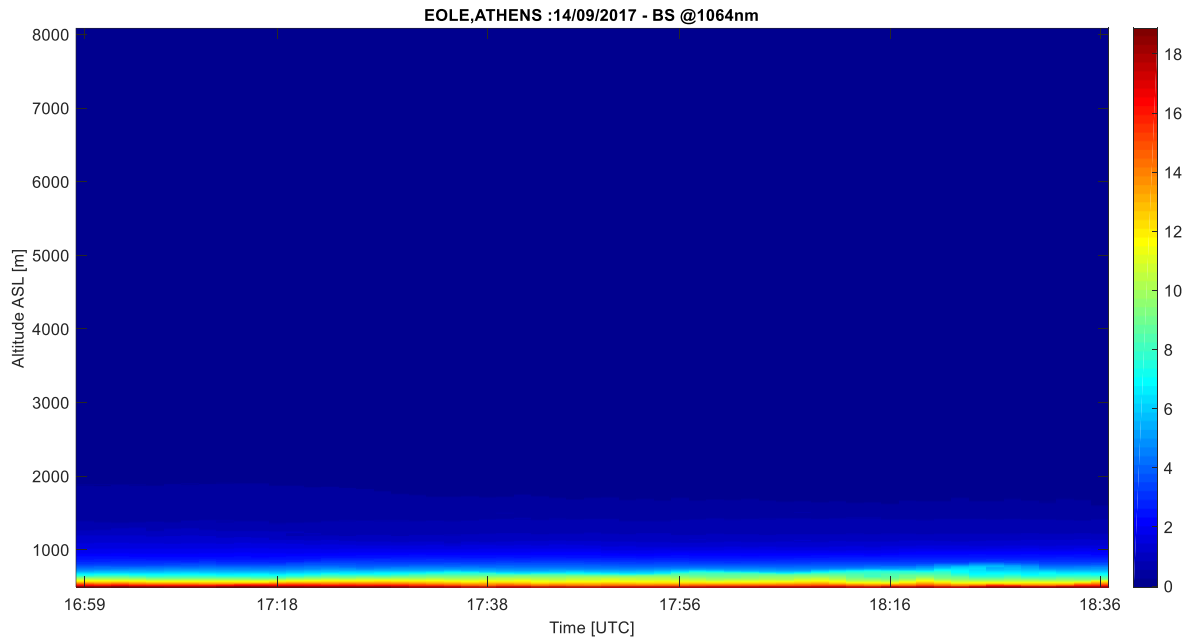
Το σήμα από το σύστημα EOLE είναι μονοδιάστατο. Η ένταση του είναι ενδεικτική της συγκέντρωσης αερολυμάτων και νεφών που υπάρχουν στην ατμόσφαιρα. Συνδυάζοντας πολλές μονοδιάστατες μετρήσεις, συνεχόμενες στο χρόνο, κατασκευάζουμε ένα δισδιάστατο προφίλ («εικόνα») της συγκέντρωσης, με διαστάσεις το χρόνο και το ύψος της κάθε μέτρησης. Συνεπώς, κάθε σημείο των μετρήσεων, σε συγκεκριμένο ύψος και χρονικό πλαίσιο, αντιπροσωπεύεται με ένα pixel στην εικόνα. Έτσι, χωρικές και χρονικές ιδιότητες του σήματος lidar μετατρέπονται σε ιδιότητες των γειτονικών pixel της εικόνας. Εκμεταλλευόμενοι τις εν λόγω ιδιότητες, ο αλγόριθμος που κατασκευάσαμε αρχικά ανιχνεύει τα αερολύματα και τα νέφη και ύστερα τα τμηματοποιεί. Οι απαιτήσεις της εφαρμογής είναι η όσο το δυνατόν λιγότερη αλλοίωση των γεωμετρικών χαρακτηριστικών των αερολυμάτων καθώς και η αυτοματοποίηση της λειτουργίας, για την ελάχιστη δυνατή ανθρώπινη παρέμβαση. Για να ικανοποιήσουμε τις παραπάνω απαιτήσεις, αποφεύγουμε την χρήση φίλτρων μεγάλης εξομάλυνσης του σήματος. Επίσης, ο υψηλός θόρυβος και το μεγάλο εύρος τιμών του σήματος μας αποτρέπει την χρήση κλασικών αλγορίθμων ανίχνευσης ακμών (edge detection) για τον εντοπισμό των αερολυμάτων και την κατάτμηση τους. Αντ' αυτού, οι μέθοδοι που αναπτύξαμε χρησιμοποιούν φίλτρα που δεν αλλοιώνουν σημαντικά το σήμα, ευαίσθητες τεχνικές κατωφλίων για την απομάκρυνση του σήματος υποβάθρου, ενώ οι γεωμετρικές ιδιότητες του σήματος επεξεργάζονται μέσω μορφολογικών φίλτρων. Για την κατάτμηση, χρησιμοποιήσαμε γνωστούς αλγορίθμους της όρασης υπολογιστών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα μεγάλο βαθμό χωρίς την επίβλεψη του χρήστη.

Ο αλγόριθμος αναπτύχθηκε στο προγραμματιστικό περιβάλλον MATLAB ενώ η έξοδος του είναι τα μαρκαρισμένα αερολύματα και νέφη (παρουσιάζονται ως συνθετική εικόνα) καθώς επίσης και το μέσο ύψος κάθε στρώματος.

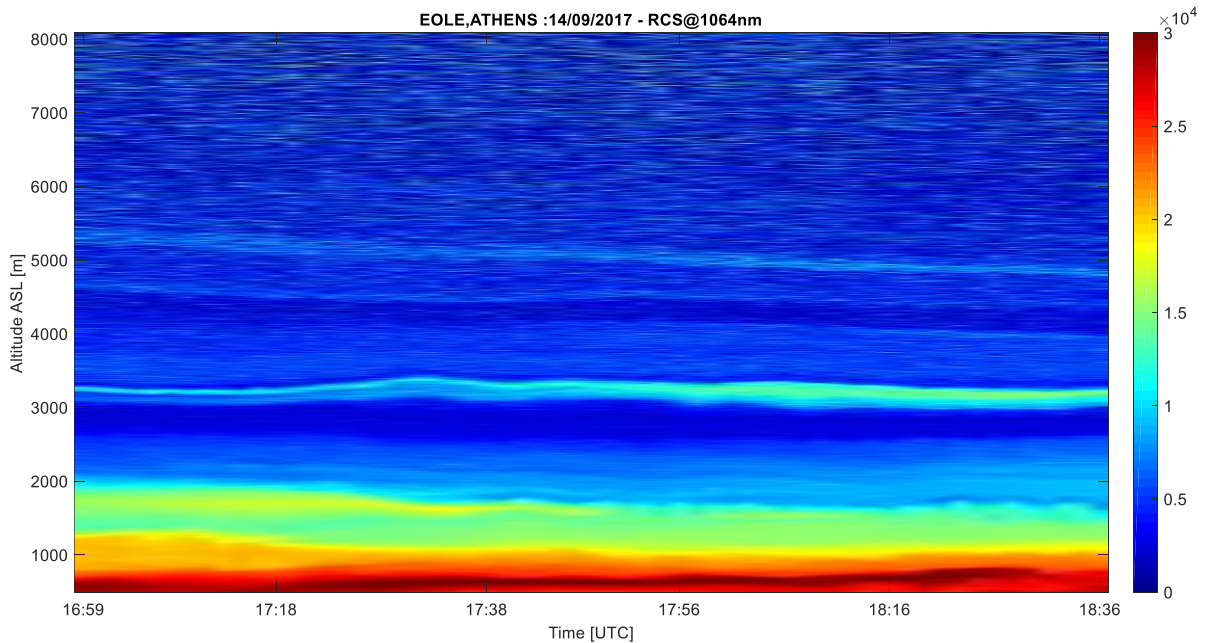
Προ-επεξεργασία του EOLE lidar σήματος

Το σήμα που μελετάμε στην παρούσα εργασία είναι το σήμα με μήκος κύματος 1064 nm από τις μετρήσεις Klett (ημερήσιες) και Raman (απογευματινές) του συστήματος EOLE. Η χωρική ανάλυση του σήματος είναι 7.5 μ. ενώ η χρονική ανάλυση 1,5 λ. Το σύνολο των μετρήσεων είναι 8192, ωστόσο το δεδομένα ενδιαφέροντος σταματούν στα 8000 μ. Επιπλέον, λόγω της εξάρτησης του σήματος από τη γεωμετρία, οι μετρήσεις του συστήματος μέχρι τα 497 μ. θεωρούνται αναξιόπιστες και αγνοούνται. Η διάρκεια των μετρήσεων δεν είναι σταθερή. Τυπικά, κυμαίνονται από 40 ως 160 ή από 1 μέχρι 4 ώρες.

Πρώτο βήμα του αλγορίθμου είναι η εισαγωγή του σήματος. Το σήμα αποτελείται από την οπισθοσκεδαζόμενη ακτινοβολία από το μόρια της ατμόσφαιρας της εκπεμπόμενης δέσμης του laser και, εν μέρει, από ανεπιθύμητη ακτινοβολία λόγω του περιβάλλοντος φωτός. Υπολογίζοντας την μέση τιμή του σήματος στα ύψη 10000 ως 12000 μ., όπου είναι ασυνήθιστη η παρουσία αερολυμάτων ή νεφών, εξάγουμε και αφαιρούμε το σήμα που οφείλεται στην ακτινοβολία του περιβάλλοντος φωτός από το σήμα του lidar. Επίσης, όπως έχει ήδη αναφερθεί, το lidar σήμα είναι αντιστρόφως ανάλογο του τετραγώνου της απόστασης, με αποτέλεσμα να φθίνει γρήγορα με το ύψος. Γι' αυτό το λόγο πολλαπλασιάζουμε το σήμα με το τετράγωνο της απόστασης. Στην παρούσα ανάλυση, τα ύψη αναπαρίστανται με ακέραιες τιμές αντί για τις πραγματικές τους, δλδ. 219.5 μ. → 1, 227μ. → 2, κοκ. Το προκύπτον σήμα ονομάζεται διορθωμένης εμβέλειας σήμα (Range Corrected Signal, RCS) ενώ το σήμα που λαμβάνουμε από το lidar, μετά την αφαίρεση του περιβάλλοντος φωτός, το ονομάζουμε σήμα οπισθοσκέδασης (Backscatter Signal, BS). Τα δύο σήματα φαίνονται στις εικόνες 1.3 και 1.4 για το ίδιο σύνολο μετρήσεων του EOLE lidar. Γίνεται φανερό πως το σήμα δίχως την διόρθωση εμβέλειας εξασθενεί πολύ γρήγορα με αποτέλεσμα να γίνει αδύνατη η ανίχνευση αερολυμάτων και νεφών στα μεγαλύτερα ύψη της ατμόσφαιρας. Ωστόσο, η διόρθωση εμβέλειας έχει σοβαρή επίπτωση την αύξηση του θορύβου στο σήμα, με το RCS να εμφανίζει αρκετά μικρή αναλογία σήματος προς θόρυβο (SNR), αναλογία η οποία μειώνεται με το ύψος. Ως ελάχιστη τιμή των δύο σημάτων θεωρούμε την τιμή 0 καθώς αρνητικές τιμές δεν έχουν φυσική σημασία. Επιπλέον, για καλύτερη εποπτεία των στρωμάτων του RCS, θεωρούμε την τιμή 3×10^4 ως τη μέγιστη τιμή του.



Εικόνα 1.3: Το σήμα οπισθοσκέδασης (BS) για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017.



Εικόνα 1.4: Το σήμα διορθωμένης εμβέλειας (RCS) για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017.

Ανίχνευση Αερολυμάτων και Νεφών

Έχοντας τα RCS και BS ως εισόδους, παρακάτω περιγράφουμε αλγορίθμους που αναπτύξαμε για την ανίχνευση των αερολυμάτων και των νεφών που εμφανίζονται σε αυτά.

Ανίχνευση Ακμών

Η πρώτη μέθοδος που υλοποιήσαμε ήταν η ανίχνευση ακμών. Η βασική ιδέα είναι η εύρεση των ορίων μεταξύ των αερολυμάτων και μετά η χρήση ενός αλγορίθμου κατάτμησης για τον διαχωρισμό τους από το υπόβαθρο (καθαρή ατμόσφαιρα). Χρησιμοποιήσαμε φίλτρα για να βελτιώσουμε το λόγο αναλογίας σήματος προς θόρυβο της εικόνας (SNR) και δοκιμάσαμε διάφορα φίλτρα ανίχνευσης ακμών όπως τα Canny, Sobel, Laplacian, Prewitt, Roberts, central and intermediate differences. Ωστόσο, οι παραπάνω τεχνικές αποτύγχαναν να ανιχνεύσουν τα όρια των αερολυμάτων, εκτός και αν μειώναμε πολύ την ανάλυση της εικόνας, πράγμα το οποίο αντιβαίνει στην απαίτηση για διατήρηση της ανάλυσης του lidar σήματος. Συνεπώς, απορρίψαμε την μέθοδο αυτή και υλοποιήσαμε μια άλλη μέθοδο, αυτή του thresholding, με τις τρεις παραλλαγές της να παρουσιάζονται στη συνέχεια.

Τεχνική Κατώφλιου χρησιμοποιώντας το RCS (CloudDetect)

Η πρώτη μέθοδος χρησιμοποιεί μόνο το RCS ως είσοδο. Το πρώτο βήμα της μεθόδου είναι η χρήση φίλτρων (filtering) για την εξομάλυνση του θορύβου στο RCS σήμα. Στην επεξεργασία εικόνων, τα ψηφιακά φίλτρα είναι συστήματα που εκτελούν μαθηματικές πράξεις σε διακριτά σήματα προκειμένου να ενισχύσουν ή να ελαττώσουν ορισμένα στοιχεία του σήματος. Τα φίλτρα περιγράφονται από τον πυρήνα τους (kernel), ο οποίος είναι συνήθως ένα μικρός πίνακας, με τον οποίο συνελίσσεται (convolution) η εικόνα. Η γενική εξίσωση της δισδιάστατης συνέλιξης δίνεται από την σχέση:

$$g(x, y) = \omega * f(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b \omega(s, t) f(x - s, y - t), \quad (1.2)$$

Όπου $g(x, y)$ και $f(x, y)$ είναι η φιλτραρισμένη και η αρχική εικόνα αντίστοιχα και ω είναι ο πυρήνας του φίλτρου.

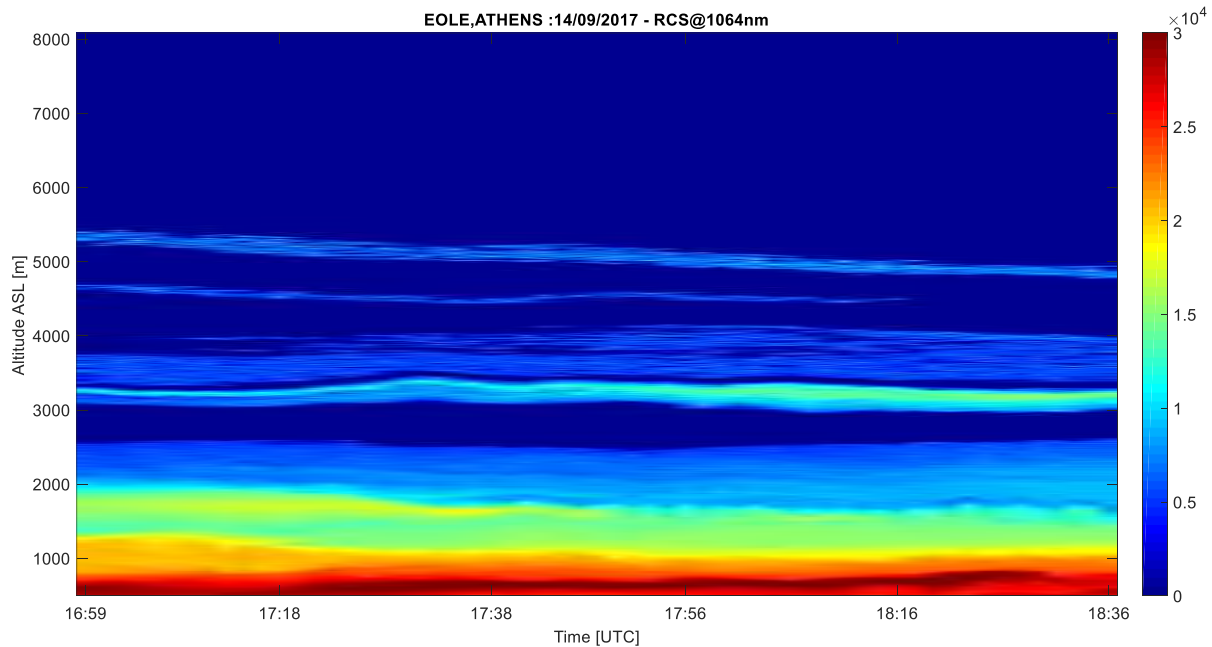
Το δεύτερο βήμα αποτελείται από το πέρασμα της εικόνας από ένα κατώφλι με σκοπό τον διαχωρισμό του χρήσιμου σήματος (περιοχές αερολυμάτων ή νεφών) από το

σήμα υποβάθρου (καθαρή ατμόσφαιρα). Η τιμή του κατωφλίου που εφαρμόσαμε ορίζεται από την σχέση:

$$T = \mu - \frac{\sigma^2}{2} \quad (4.2)$$

Όπου μ και σ^2 είναι η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση αντίστοιχα του μέρους του σήματος με τιμή μεγαλύτερη από 0 και μικρότερη από 3×10^4 A.U. Ο λόγος που περιορίζουμε το εύρος του σήματος για την εξαγωγή των στατιστικών και κατά συνέπεια της τιμής του κατωφλίου είναι ότι οι τιμές που περιορίσαμε προκύπτουν είτε από σφάλματα των μετρήσεων είτε από πολύ πυκνά στρώματα αερολυμάτων και νεφών και μπορεί να έχουν αρνητικό αντίκτυπο στον καθορισμό του κατωφλίου.

Το τρίτο στάδιο του αλγορίθμου είναι η απόρριψη, μέσω ενός μορφολογικού φίλτρου, των μικρών περιοχών στρωμάτων που έχουν εντοπιστεί καθώς θεωρούμε ότι αποτελούν θόρυβο και όχι πραγματικά στρώματα αερολυμάτων ή νεφών. Για την μέθοδο δοκιμάσαμε διάφορα ψηφιακά φίλτρα, όπως τα Gaussian, median, motion & average. Παρακάτω παρουσιάζουμε το αποτέλεσμα του αλγορίθμου χρησιμοποιώντας Gaussian φίλτρο μεγέθους 3×3 .

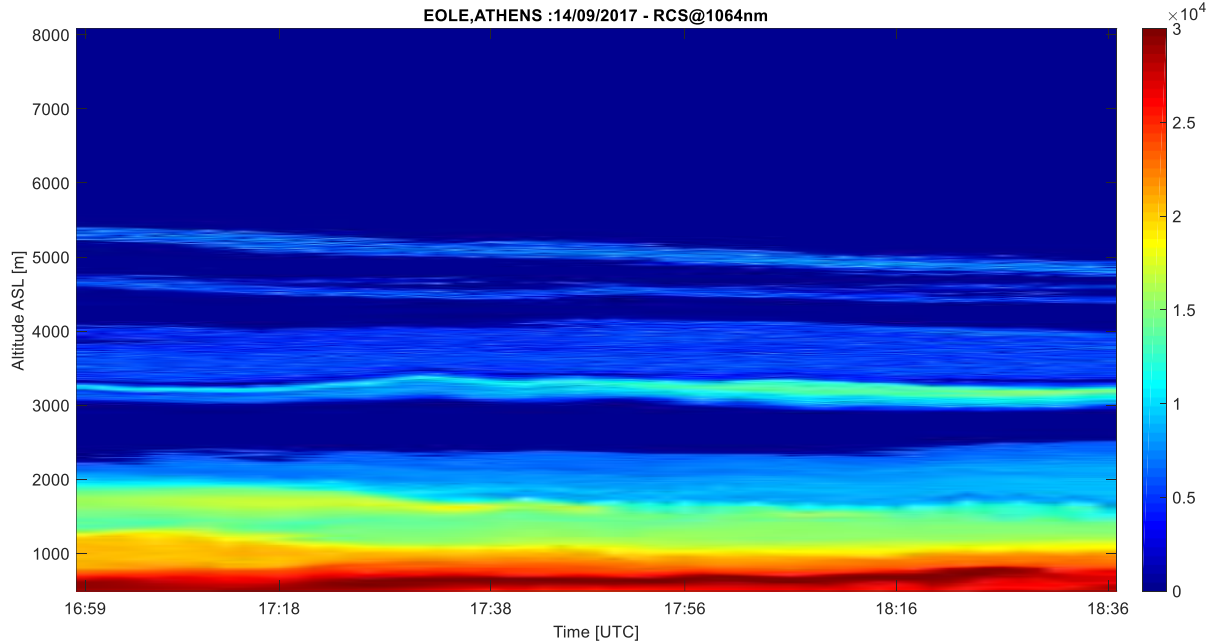


Εικόνα 1.5: Τα ανιχνευμένα αερολύματα για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο CloudDetect.

Μέθοδος Κατωφλίου με Διαχωρισμό της εικόνας (CloudDetectUp & CloudDetectDown)

Η δεύτερη μέθοδος που αναπτύξαμε διαχωρίζει την εικόνα σε δύο μη επικαλυπτόμενα μέρη: το κάτω μέρος που περιέχει κυρίως το ισχυρό σήμα που προέρχεται από το πλανητικό οριακό στρώμα (Planet Boundary Layer, PBL) και το άνω μέρος που αποτελείται από το ασθενέστερο κομμάτι του σήματος το οποίο μπορεί να περιέχει λεπτά στρώματα αερολυμάτων (σε σχέση με το PBL) ή/και νέφη. Η βασική ιδέα για τον διαχωρισμό της εικόνας είναι η εύρεση αρνητικών τιμών στο σήμα οπισθοσκέδασης. Οι αρνητικές τιμές προέρχονται από την αφαίρεση της έντασης του περιβάλλοντος φωτός από το σήμα οπισθοσκέδασης και εμφανίζονται είτε σε μεγάλα ύψη (πάνω από 1300 μ. περίπου) με χαμηλή ένταση σήματος, είτε σε μετρήσεις όπου η δέσμη του laser έχει εξασθενήσει αρκετά καθώς διαπερνά κάποιο πυκνό στρώμα. Η μέθοδος διαχωρίζει αρχικά τα δύο σφάλματα και έπειτα διαιρεί την εικόνα στα δύο μέρη με ένα οριζόντιο σύνορο με βάση το ύψος στο ύψος αρχίζουν να εμφανίζονται οι αρνητικές τιμές.

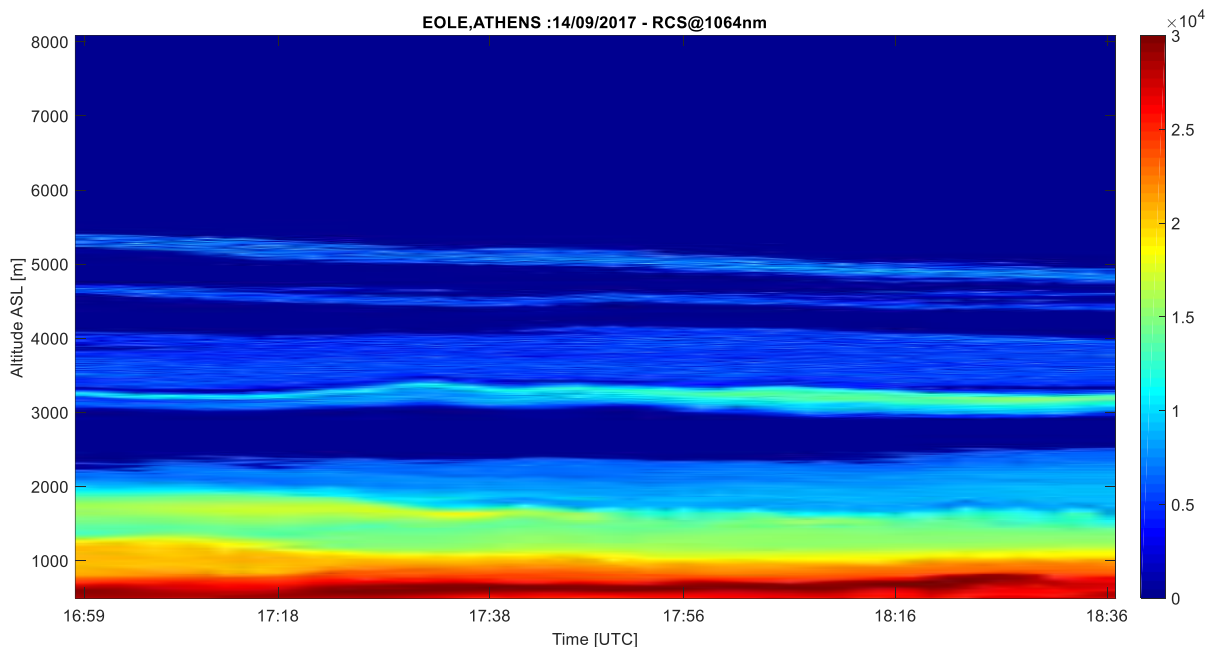
Έπειτα από το διαχωρισμό της εικόνας, ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί την ίδια μεθοδολογία με την μέθοδο CloudDetect για να ανιχνεύσει τα αερολύματα., ωστόσο εφαρμόζει διαφορετικά φίλτρα και τιμές κατωφλίου στο κάθε μέρος της εικόνας. Στο κάτω, το σήμα είναι πιο ισχυρό ενώ η παρουσία θορύβου είναι μικρή. Συνεπώς χρησιμοποιούμε μικρότερο φίλτρο (μεγέθους 3x3) και θέτουμε σταθερή τιμή κατωφλίου ίση με 6000 A.U. Στο άνω μέρος, το σήμα είναι πιο ασθενές ενώ ο θόρυβος έχει εντονότερη παρουσία. Ως αποτέλεσμα, χρησιμοποιούμε πέρα από το RCS και το σήμα οπισθοσκέδασης το οποίο έχει μεγαλύτερη αναλογία σήματος προς θόρυβο. Αρχικά εφαρμόζουμε μεγαλύτερα φίλτρα (μεγέθους 5x5) σήματα για μείωση του θορύβου. Έπειτα τα συνδυάζουμε και εφαρμόζουμε κατώφλια με βάση τα στατιστικά χαρακτηριστικά του σήματος. Τέλος απορρίπτουμε τα μικρά αερολύματα που έχουν προκύψει και στα δύο μέρη της εικόνας. Το αποτέλεσμα της μεθόδου παρουσιάζεται στην εικόνα που ακολουθεί.



Εικόνα 1.6: Τα ανιχνευμένα αερολύματα για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο CloudDetectUp/Down.

Μέθοδος Κατωφλίου με διαμέριση της εικόνας (CloudDetectH)

Η τρίτη μέθοδος που αναπτύξαμε συνδυάζει τις δυο πρώτες που έχουμε ήδη παρουσιάσει. Διαχωρίζει και αυτή την εικόνα σε δυο περιοχές και εφαρμόζει διαφορετικά φίλτρα. Η τρίτη μέθοδος που αναπτύξαμε συνδυάζει τις δυο πρώτες που έχουμε ήδη παρουσιάσει. Διαχωρίζει και αυτή την εικόνα σε δυο περιοχές και εφαρμόζει διαφορετικά φίλτρα και τιμές κατωφλίου στο καθένα ξεχωριστά, χωρίς ωστόσο να προκύπτουν δυο διαφορετικές εικόνες οι οποίες συγχωνεύονται στο τέλος όπως η προηγούμενη μέθοδος. Αντ' αυτού, χρησιμοποιώντας διαχωρίζουμε την εικόνα σε δυο περιοχές: η πρώτη περιλαμβάνει την περιοχή κάτω από το σημείο (ένα διαφορετικό ύψος για κάθε μέτρηση στο πεδίο του χρόνου) όπου η τιμή του BS γίνεται μικρότερη του 0.01 A.U. ενώ η δεύτερη όλες τις υπόλοιπες. Συνήθως ο διαμερισμός αυτός χωρίζει το PBL από το υπόλοιπο σήμα. Για την ανίχνευση των αερολυμάτων και των νεφών χρησιμοποιούμε ίδια φίλτρα και παρόμοιες τιμές κατωφλίου με αυτά της μεθόδου CloudDetectUp/Down για τις δυο περιοχές. Το αποτέλεσμα της μεθόδου φαίνεται στην εικόνα 1.7.



Εικόνα 1.7: Τα ανιχνευμένα αερολύματα για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο CloudDetectH.

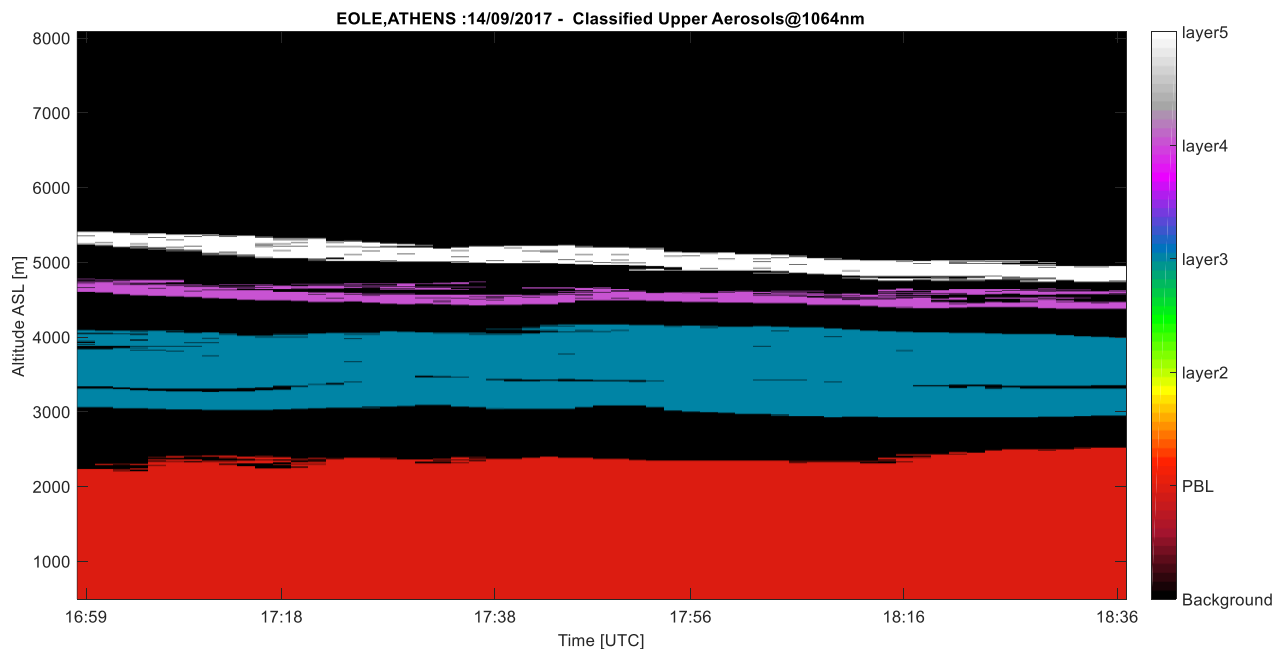
Κατάτμηση Αερολυμάτων και Νεφών

Την ανίχνευση των αερολυμάτων και των νεφών ακολουθεί η κατάτμηση τους. Τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούμε για να διαχωρίσουμε τα στρώματα αερολυμάτων είναι η ένταση και η θέση τους στις διαστάσεις του ύψους και του χρόνου. Ένας πρώτος διαχωρισμός των εξαγόμενων στρωμάτων είναι το πλανητικό οριακό στρώμα (PBL), τα στρώματα που αναμειγνύονται εν μέρει με αυτό και τα στρώματα στα ανώτερα ύψη. Το PBL αποτελεί το μέρος της τροπόσφαιρας που επηρεάζεται άμεσα από την ανθρώπινη δραστηριότητα και έχει τεράστια επίδραση στην μόλυνση του αέρα. Αερολύματα στο PBL προέρχονται κυρίως από ανθρώπινη δραστηριότητα και αποτελείται από βιομηχανική σκόνη και τέφρα, καύση βιομάζας κτλ. Τα στρώματα που εμφανίζονται σε υψηλότερα ύψη, μακριά από το PBL προέρχονται από περιβαλλοντικούς δραστηριότητα, όπως η μεταφορά σκόνης από ξηρές περιοχές, σύννεφα και θαλάσσια αερολύματα και τέφρα από ηφαιστειογενή δραστηριότητα. Με βάση των παραπάνω διαχωρισμό, έχουμε χωρίσει την κατάτμηση των αερολυμάτων σε τρία στάδια. Το πρώτο ταξινομεί τα στρώματα στα υψηλότερα ύψη, το δεύτερο διαχωρίζει τα μερικώς αναμειγμένα με το PBL στρώματα, ενώ το τρίτο κάνει κατάτμηση του PBL. Ειδικότερα, για την τρίτη κατηγορία παρουσιάζουμε

τρεις παρεμφερείς τεχνικές. Ακολουθεί μια σύντομη περιγραφή των τεχνικών και των αλγορίθμων στους οποίους βασίζονται.

Κατάτμηση των Ανώτερων Στρωμάτων

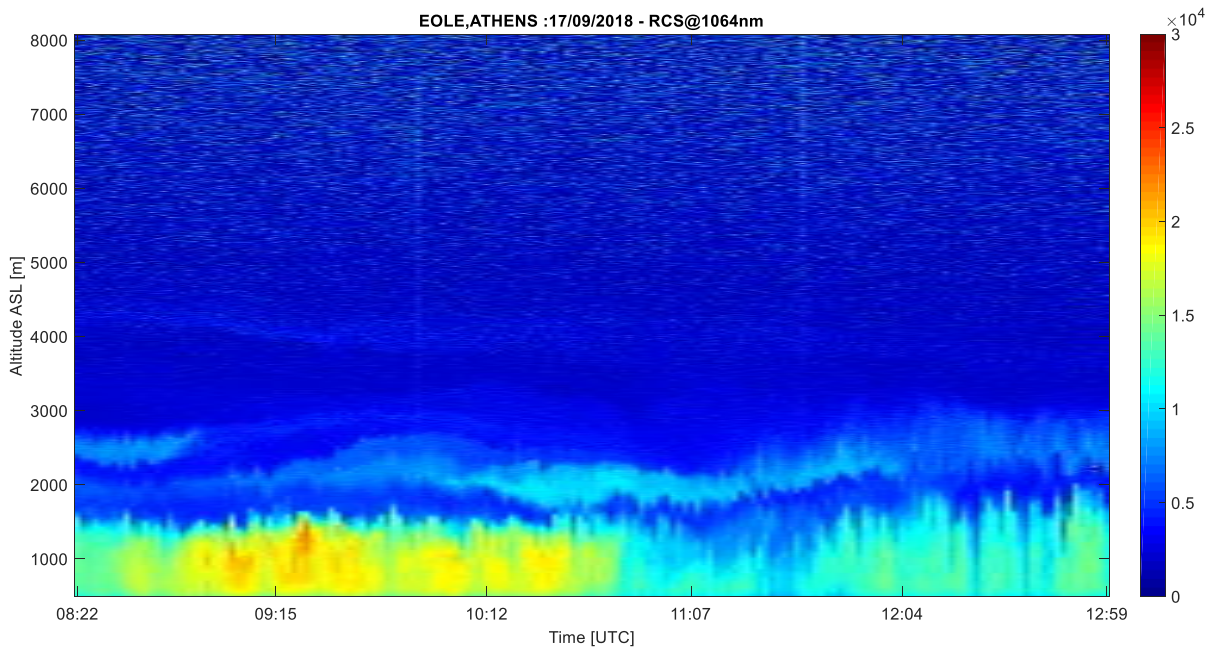
Τα στρώματα αυτά συναντώνται σε ύψη αρκετά υψηλότερα από το PBL ώστε να τα θεωρήσουμε ως ανεξάρτητα. Λόγω του υψηλού θορύβου στα ύψη αυτά, το μόνο χαρακτηριστικό που χρησιμοποιούμε είναι η θέση τους. Η ομαδοποίηση τους γίνεται με βάση τις αποστάσεις που έχουν, χρησιμοποιώντας μια διευρυμένη παραλλαγή της συνάρτησης *bwlabel* του MATLAB που ομαδοποιεί τα pixel που συνδέονται μεταξύ τους. Ένα παράδειγμα κατάτμησης για τα ανώτερα στρώματα παρουσιάζεται στην εικόνα 1.8.



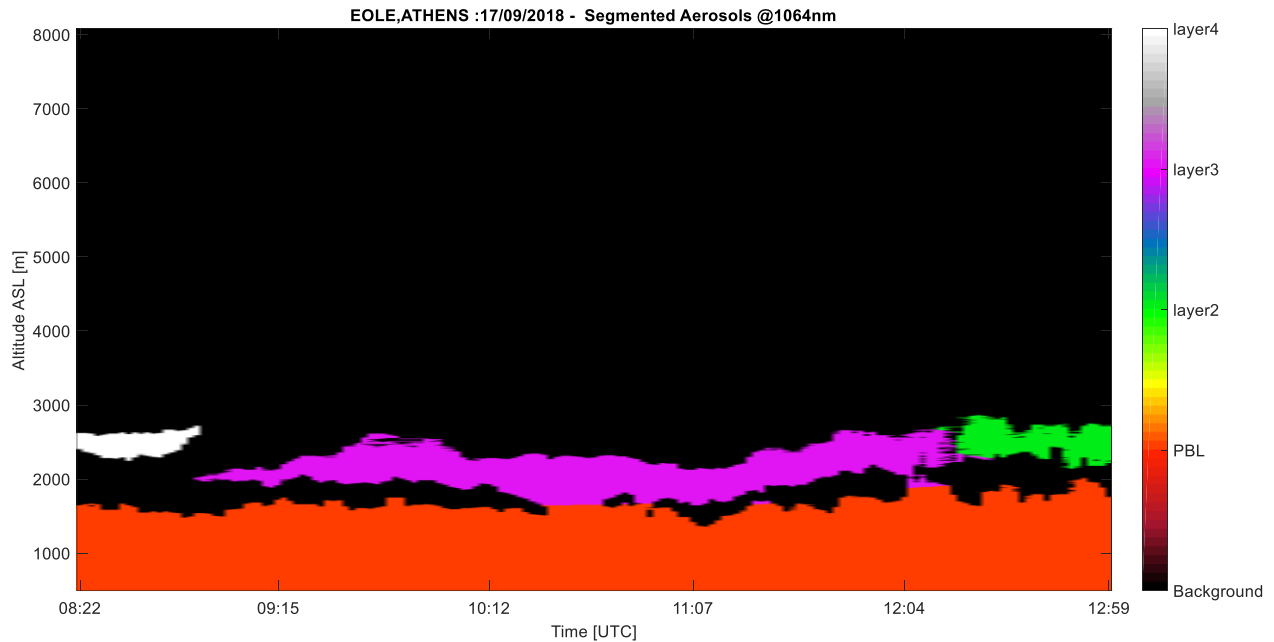
Εικόνα 1.8: Κατάτμηση των αερολυμάτων στα μεγαλύτερα ύψη για το σύνολο Raman μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 14/09/2017. Το PBL θεωρείται προς το παρόν ως ένα ενιαίο στρώμα.

Διαχωρισμός των εν μέρει αναμειγμένων με το PBL στρωμάτων

Για την περίπτωση που εμφανίζονται στρώματα που αναμειγνύονται με το PBL σε κάποιο σημείο χρησιμοποιούμε μια παραλλαγή του κλασικού αλγορίθμου κατάτμησης watershed. Τυπικά ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί τα τοπικά ελάχιστα του διδιάστατου σήματος των εικόνων ως κέντρα των περιοχών που διαμορφώνονται (μια περιοχή για καθένα), την ανίχνευση ακμών καθώς και μετρικές για καθορισμό των αποστάσεων μεταξύ pixel της εικόνας. Η δική μας εκδοχή χρησιμοποιεί μορφολογικά φίλτρα για τον υπολογισμό των ακμών και για τον καθορισμό των κέντρων των περιοχών που προκύπτουν. Παρακάτω παρουσιάζονται μια μέτρηση από το σύστημα EOLE στην οποία εμφανίζονται εν μέρει αναμειγμένα με το PBL στρώματα καθώς και ο διαχωρισμός τους μέσω του αλγορίθμου που αναπτύξαμε.



Εικόνα 1.9: Το σήμα διορθωμένης εμβέλειας (RCS) για το σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.



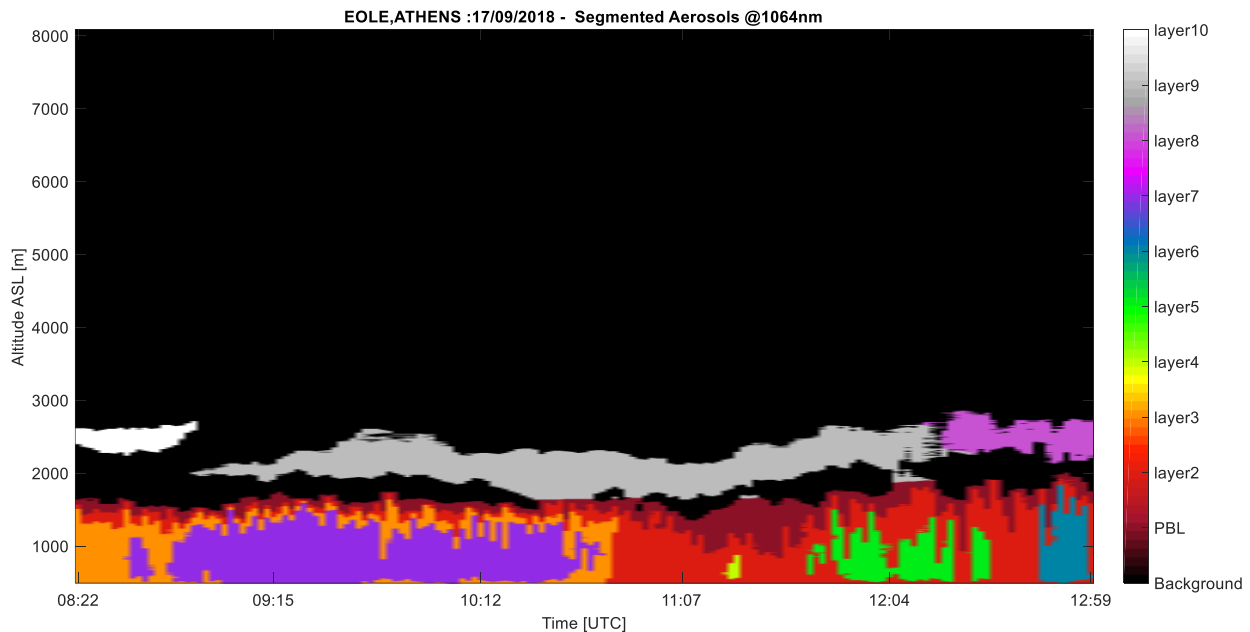
Εικόνα 1.10: Η διαχώριση των αερολυμάτων που αναμειγνύονται εν μέρει με το πλανητικό οριακό στρώμα, το οποίο έχει θεωρηθεί ως ένα ενιαίο στρώμα στο σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.

Κατάτμηση των στρωμάτων του PBL

Αφού έχουμε διαχωρίσει πλήρως το πλανητικό οριακό στρώμα από το υπόλοιπο σήμα, παρακάτω παρουσιάζουμε τρεις αλγορίθμους/παραλλαγές προκειμένου να το κατακερματίσουμε στα επιμέρους στρώματα αερολυμάτων που το αποτελούν. Λόγω της απουσίας ισχυρού θορύβου στην περιοχή του PBL μπορούμε να εκμεταλλευτούμε τόσο την ένταση του σήματος όσο και τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά των στρωμάτων. Παρακάτω παρουσιάζουμε τις μεθόδους που αναπτύξαμε. Όλες αποτελούνται από δύο στάδια: μια αρχική κατάτμηση σε σύνολα και έπειτα κατάταξη των συνόλων αυτών με βάση το ύψος και τη χρονική διάρκεια τους. Οι δυο πρώτες χρησιμοποιούν την ένταση του σήματος για την αρχική κατάτμηση σε σύνολα ενώ η τρίτη λαμβάνει υπόψιν και τη θέση.

Κατάτμηση των στρωμάτων του PBL: K-means

Η μέθοδος αυτή εκτελεί μια πρώτη κατάτμηση του PBL χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο k-means. Ο αλγόριθμος αυτός στοχεύει διαχωρισμό n παρατηρήσεων σε k ομάδες (clusters) με βάση την κοντινότερη απόσταση της παρατήρησης από την μέση τιμή της ομάδας. Αποτέλεσμα της τεχνικής αυτής είναι ο χωρισμός του PBL σε k κλάσεις, με βάση την ένταση τους. Έπειτα, παίρνοντας την εκάστοτε κλάση, κατατάσσουμε τα αερολύματα που εμφανίζονται με παρόμοιο τρόπο με την κατάταξη των στρωμάτων στα μεγαλύτερα ύψη. Για την αυτόματη επιλογή των αριθμών των κλάσεων χρησιμοποιήσαμε το κριτήριο Calinski-Harabasz, θέτοντας ως μέγιστο αριθμών κλάσεων τις 6. Το αποτέλεσμα της μεθόδου φαίνεται στην εικόνα 1.11.

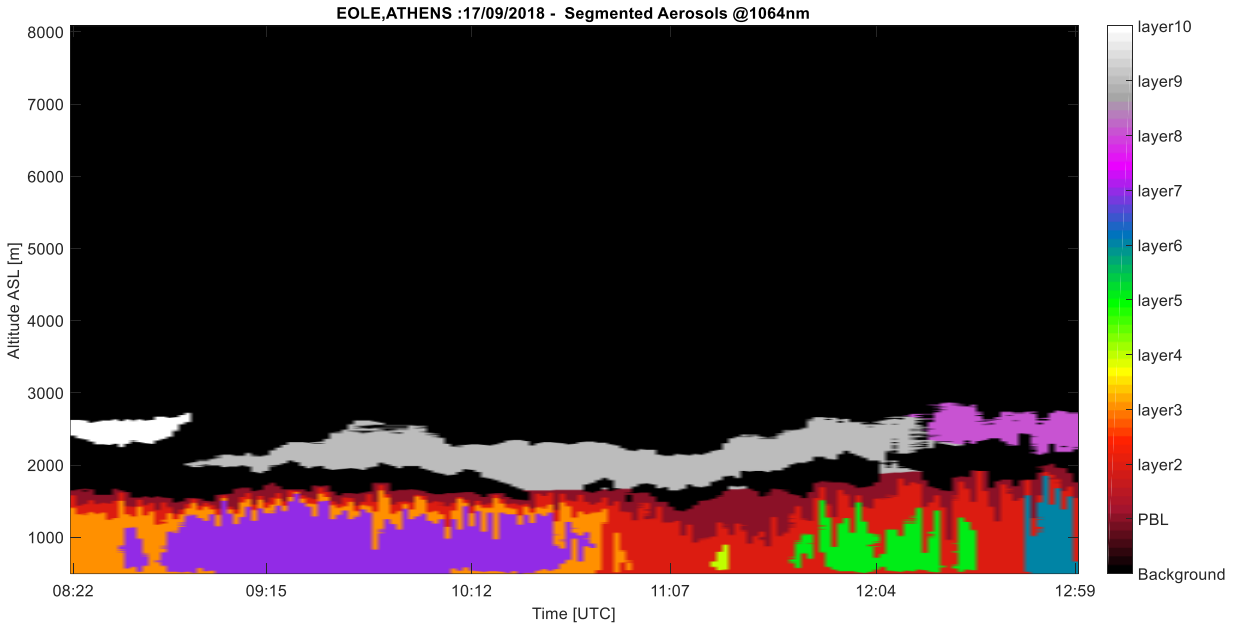


Εικόνα 1.11: Η κατάτμηση των αερολυμάτων του πλανητικού οριακού στρώματος χρησιμοποιώντας την μέθοδο k-means για το σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.

Κατάτμηση των στρωμάτων του PBL: Multithresh

Η συγκεκριμένη μέθοδος διαφέρει από την προηγούμενη μόνο στον αλγόριθμο που υλοποιεί την αρχική κατάτμηση των κλάσεων του σήματος με βάση την ένταση. Ο εν λόγω αλγόριθμος είναι μια διευρυμένη μέθοδος του Otsu, που τοποθετηθεί $n-1$ κατώφλια στο

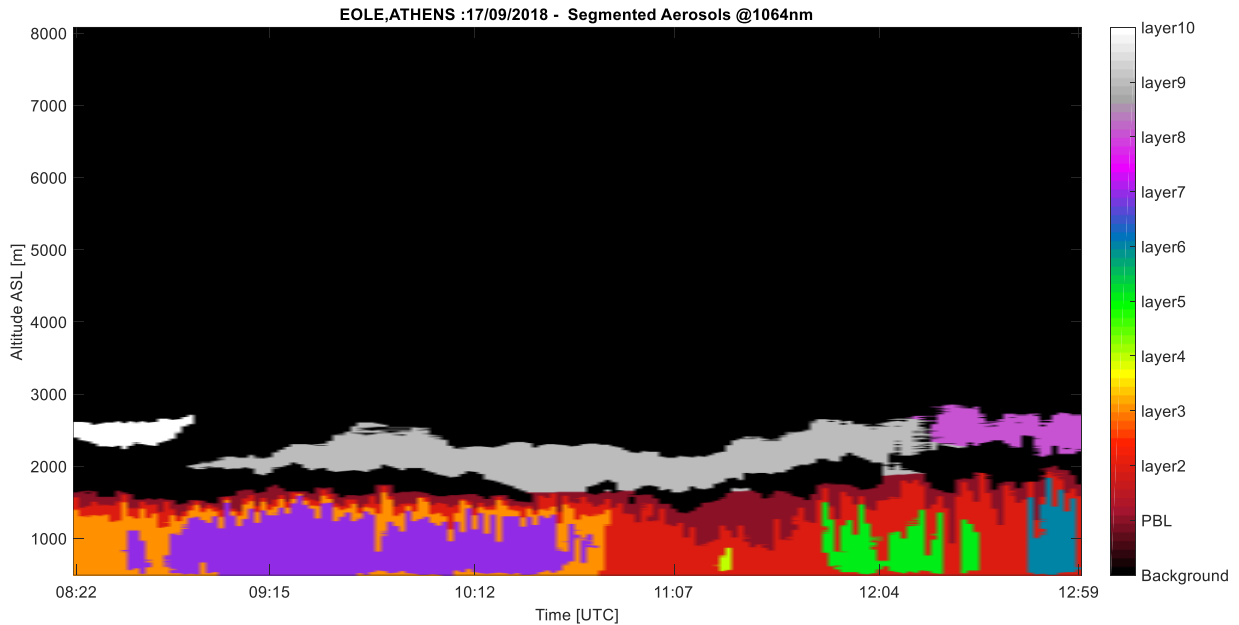
ιστόγραμμα του σήματος με στόχο να το διαχωρίσει σε n μέρη τα οποία να εμφανίζουν την ελάχιστη δυνατή διακύμανση. Για την επιλογή του πλήθους των κατωφλίων χρησιμοποιήσαμε την μετρική που προσφέρει η συνάρτηση Multithresh, θέτοντας ως ελάχιστη τιμή της το 0.99 (μέγιστη 1) και ως μέγιστο αριθμό κατωφλίων τα 5.



Εικόνα 1.12: Η κατάτμηση των αερολυμάτων του πλανητικού οριακού στρώματος χρησιμοποιώντας την μέθοδο multithresh για το σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.

Κατάτμηση των στρωμάτων του PBL: 3D kmeans

Η τρίτη μέθοδος που αναπτύξαμε είναι μια διεύρυνση της μεθόδου kmeans ώστε να περιλαμβάνει τα χωρικά (ύψος) και χρονικά χαρακτηριστικά, πέρα από την ένταση, των στρωμάτων. Για να αποφύγουμε την κυριαρχία της έντασης του σήματος λόγω του μεγάλου εύρους τιμών της (0-30000 A.U.) στον διαχωρισμό των κλάσεων, χρησιμοποιήσαμε τεχνητές τιμές αναπαράστασης του ύψους και του χρόνου που να είναι συγκρίσιμες με αυτές της έντασης. Μετά την εξαγωγή των κλάσεων, ακολουθεί η ο περαιτέρω διαχωρισμός τους ανάλογα με την θέση τους όπως ακριβώς γίνεται στις προηγούμενες δύο μεθόδους. Η επιλογή του αριθμού k για τον k-means γίνεται μέσω του κριτηρίου Calinski Harabasz.



Εικόνα 1.13: Η κατάτμηση των αερολυμάτων του πλανητικού οριακού στρώματος χρησιμοποιώντας την μέθοδο 3d k-means για το σύνολο Klett μετρήσεων του EOLE lidar συστήματος στις 17/09/2018.

Προτεινόμενη Υλοποίηση

Γενικά, μπορούμε να διαχωρίσουμε τον αλγόριθμο σε τρία βήματα:

1. Εισαγωγή και προ-επεξεργασία των EOLE lidar δεδομένων.
2. Ανίχνευση των αερολυμάτων και νεφών.
3. Κατάτμηση των αερολυμάτων και νεφών.

Το πρώτο κομμάτι υποδεικνύεται από την θεωρία του lidar και συνεπώς είναι τυποποιημένο. Το δεύτερο και το τρίτο είναι τα αντικείμενα αυτής της εργασίας.

Για το δεύτερο κομμάτι, την ανίχνευση των αερολυμάτων και νεφών έχουμε προτείνει τρεις διαφορετικούς αλγορίθμους:

- CloudDetect (C),
- CloudDetectUp/Down (CUD), and
- CloudDetectH (CH)

Το τρίτο κομμάτι του αλγορίθμου, η κατάτμηση, μπορεί να χωριστεί σε τρία επιμέρους υπό-προβλήματα: Κατάτμηση των αερολυμάτων σε μεγάλα ύψη, Κατάτμηση των αερολυμάτων που αναμειγνύονται εν μέρει με το Πλανητικό Οριακό Στρώμα (PBL) και κατάτμηση των αερολυμάτων του PBL. Για τα πρώτα δυο έχουμε προτείνει δύο μεθόδους, ενώ για το τρίτο έχουμε προτείνει τρεις:

- Κατάτμηση του PBL με χρήση του k-means (K)
- Κατάτμηση του PBL με χρήση της multithresh (M)
- Κατάτμηση του PBL με χρήση του 3d k-means (3K)

Για να αποφανθούμε ποιες από τις παραπάνω τεχνικές είναι οι καλύτερες για το πρόβλημα μας, κατασκευάσαμε 4 διαφορετικούς συνδυασμούς των παραπάνω αλγορίθμων (Pipelines) και διεξήγαμε ένα υποκειμενικό πείραμα, όπου ζητήσαμε από έναν ειδικό στις μετρήσεις lidar να βαθμολογήσει την απόδοση κάθε pipeline με μία τιμή ανάμεσα στο 1 (χειρίστη απόδοση) και 4 (βέλτιστη απόδοση). Οι συνδυασμοί των pipelines παρουσιάζονται στον πίνακα 1.1 ενώ τα αποτελέσματα της αξιολόγησης στον πίνακα 1.2.

<i>Pipelines/Στάδια</i>	<i>Προ-επεξεργασία</i>	<i>Ανίχνευση</i>	<i>Κατάτμηση</i>
<i>Pipeline A</i>	Standard	CloudDetect	Multithresh
<i>Pipeline B</i>	Standard	CloudDetectH	3d k-means
<i>Pipeline C</i>	Standard	CloudDetectH	Multithresh
<i>Pipeline D</i>	Standard	CloudDetectUp/Down	K-means

Πίνακας 1.1: Οι συνδυασμοί των 4 pipelines.

Μετρήσεις/Pipelines	Pipeline A	Pipeline B	Pipeline C	Pipeline D
Βαθμολογία #1	1	3	3	4
Βαθμολογία #2	1	3	4	3
Βαθμολογία #3	1	2	3	4
Βαθμολογία #4	2	1	4	4
Βαθμολογία #5	3	2	4	3
Βαθμολογία #6	4	1	3	3
Βαθμολογία #7	1	4	4	4
Βαθμολογία #8	1	2	3	4
Βαθμολογία #9	1	3	3	4
Βαθμολογία #10	1	2	4	3
Συνολική Βαθμολογία	16/40	23/40	35/40	36/40

Πίνακας 1.2: Τα σκορ των pipelines για 10 διαφορετικές μετρήσεις του EOLE lidar συστήματος. Ο μέσος χρόνος εκτέλεσης της προ-επεξεργασίας είναι 2.3267013.

Όπως δείχνει ο πίνακας 1.2, τα pipelines C και D έχουν την καλύτερη απόδοση. Το Pipeline A έδειξε κυρίως προβλήματα στην ανίχνευση των αερολυμάτων λόγω της CloudDetect μεθόδου, ενώ το Pipeline B είχε κακή απόδοση στην κατάτμηση λόγω της μεθόδου 3d k-means. Έχουμε παρατηρήσει σχετικά παρόμοια απόδοση μεταξύ των CloudDetect και CloudDetectUp/Down και μεταξύ των Multithresh και K-means μεθόδων, ομοιότητα η οποία αντανακλάται και στις βαθμολογίες του πειράματος.

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε τις αποδόσεις των pipelines στο χρόνο εκτέλεσης και στην χρήση μνήμης. Να σημειωθεί ότι ο μέσος χρόνος εκτέλεσης της εισαγωγής και προ-επεξεργασίας του σήματος είναι 2,3267013 s.

Μετρήσεις/Pipelines	Pipeline A	Pipeline B	Pipeline C	Pipeline D
Μέσος Χρόνος Εκτέλεσης (s)	0.1993114	3.4648503	0.1737661	3.5144804
Μ.Ο. Διανομής Μνήμης (MB)	98.7048	2,350.2252	31.6444	2,659.2284
Μ.Ο. Μέγιστης Χρήσης Μνήμης (KB)	1438	6078.4	1235.6	6078.4

Πίνακας 1.3: Απόδοση των Pipelines στο χρόνο εκτέλεσης και στη χρήση μνήμης.

Όπως βλέπουμε στον πίνακα 1.3, τα Pipelines που χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο k-means έχουν σημαντικά μεγαλύτερο χρόνο εκτέλεσης και χρήση μνήμης. Αυτό οφείλεται κυρίως στην εύρεση του βέλτιστου αριθμού των αριθμών των κλάσεων μέσω του κριτηρίου Calinski-Harabasz. Ωστόσο, πέρα από το κριτήριο, παρατηρήθηκε πως η k-means κατάτμηση είναι γενικά πιο αργή από αυτή μέσω της Multithresh.

Συνεπώς προτείνουμε το Pipeline C: Προ-επεξεργασία→CloudDetectH→Multithresh ως βέλτιστη υλοποίηση.

Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

Ο στόχος αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι η ανίχνευση και η κατάτμηση αερολυμάτων και νεφών σε μετρήσεις του lidar συστήματος EOLE. Η υλοποίηση μας βασίζεται σε τεχνικές επεξεργασίας εικόνων. Το κύριο πλεονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι η εκμετάλλευση των χρονικών (χρονική συνέχεια) πέρα από τις χωρικές

ιδιότητες του lidar σήματος. Παρατηρήθηκε βελτίωση της απόδοσης κατά περίπου 50% σε σχέση με υλοποιήσεις που εκμεταλλευόντουσαν μόνο τις χωρικές ιδιότητες (μονοδιάστατα φίλτρα).

Το πρόβλημα και ειδικότερα η κατάτμηση των αερολυμάτων, δεν έχει μονοσήμαντη λύση. Έτσι, για την αξιολόγηση της λύσης που προτείνουμε, χρησιμοποιήσαμε υποκειμενική αξιολόγηση. Δεδομένου της βαθμολογίας της αξιολόγησης (87.5%), μπορούμε να ισχυριστούμε ότι η υλοποίηση μας είναι αξιόπιστη. Επίσης, είναι ασφαλές να δηλώσουμε ότι η επεξεργασία μετρήσεων lidar χρησιμοποιώντας αλγόριθμους επεξεργασίας εικόνων είναι μια υποσχόμενη προσέγγιση και ως εκ τούτου αξίζει να μελετηθεί περαιτέρω.

Επιπροσθέτως, η υλοποίηση μας επιτυγχάνει την αυτόματη ανίχνευση και κατάτμηση των στρωμάτων σε ποσοστό 92%. Ωστόσο, δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να ρυθμίσει χειροκίνητα την ευαισθησία της κατάτμησης επιλέγοντας τον αριθμό των κλάσεων σε περίπτωση που η αυτοματοποιημένη λύση δεν είναι ικανοποιητική.

Παρά την αποδεδειγμένη λειτουργικότητα της υλοποίησης μας, ο αλγόριθμος επιδέχεται αρκετές βελτιώσεις, ειδικότερα στο κομμάτι της κατάτμησης. Μία βελτιστοποίηση για την εύρεση του αριθμού κλάσεων του k-means αξίζει να ερευνηθεί. Εκτός από τις μεθοδολογίες που παρουσιάσαμε σε αυτήν την εργασία, μια άλλη υποσχόμενη μέθοδος για το πρόβλημα της κατάτμησης είναι η χρήση νευρωνικών δικτύων.

Τέλος, η ανάπτυξη της εφαρμογής εκτός της πλατφόρμας του MATLAB είναι το επόμενο βήμα της δουλειάς που παρουσιάζεται στην προκειμένη εργασία. Δεδομένου του μέσου όρου χρόνου εκτέλεσης του αλγόριθμου ($2.32 + 0.17$ sec) και την συνολική δέσμευση μνήμης (31.64MB) μπορούμε να προσαρμόσουμε την υλοποίηση μας προκειμένου να χρησιμοποιηθεί σε κάποιο ενσωματωμένο σύστημα, για ανάλυση σε πραγματικό χρόνο, χωρίς την ανάγκη ενός κεντρικού Η/Υ.

Chapter 2: Introduction

2.1 Lidar Systems for Atmospheric Studies

2.1.1 Lidar System Setup

The term lidar is an acronym for “Light Detection And Ranging” which was first used in 1963 by Fiocco and Smullin, for atmospheric studies using a ruby laser [1]. Since then, the successful development of the lidar technique was strongly related with the progress in the fields of lasers, optics and optoelectronics. Atmospheric profiling nowadays relies heavily on lidar technologies. This is due to the great spatial (from several cm to several m) and time (few sec or min) accuracy of the measurements, the ability to observe the atmosphere in real conditions covering long distances (from a few m to 100-150 km) and the reception of spatial measurements in 1,2, or 3 dimensions. The variety of interaction processes of the emitted radiation with the atmospheric constituents that can be used in lidar, allow the determination of the basic atmospheric variables of state, such as temperature, pressure, humidity and wind, as well as the optical and geometric properties of aerosols, clouds and basic aerial pollutants (i.e. O₃, HCs, Hg, CO₂, etc) [2, 3]. The basic operating principle setup of a lidar system is presented in figure 2.1.

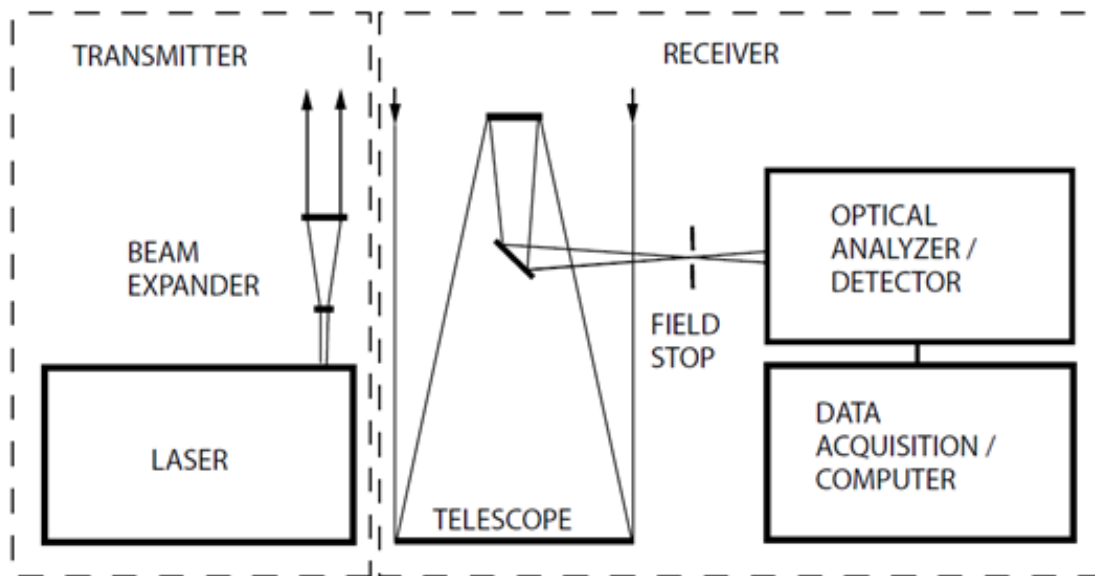


Figure 2.1: Principle setup of a lidar system [Weitkamp, 2005].

The system is an active sensor, therefore consists of a transmitter and a receiver. Short light pulses with lengths of a few to several hundred nanoseconds, specific wavelengths and/or polarization are generated by the laser. Many systems apply a beam expander within the transmitter unit to reduce the divergence of the light beam before it is sent out into the atmosphere. It is usually followed by an optical analyzing system which, depending on the application, selects specific wavelengths or polarization states of the collected light. The selected radiation is directed onto a detector, where the received optical signal is converted into an electrical signal which is then stored in a computer. The intensity of the received signal is indicative of the concentration and active cross-section of the scavenger / absorber. While the emitted laser radiation is transmitted to the atmosphere, knowing the velocity of light c [$c \approx 3 \times 10^8$ m / sec] of the laser radiation in the Earth's atmosphere, we calculate the distance between the emission system and the position of the scavenger / absorber [atmospheric molecules and particles] as:

$$z = \frac{c \times t}{2} \quad (2.1)$$

In the above formula, the factor 2 is introduced because the detected radiation covers a distance equal to $2z$, from the emission point to the scatter point and back again. The spatial resolution of measurements is determined by the sampling frequency of received signals. Usually the frequency ranges from 20 to 40 MHz, which correspond to spatial resolution of 3.75 to 7.5 m. The basic methods of recording the lidar signals are two: analog detection mode and photon counting detection mode. The first one uses the photons of the backscatter radiation and turns them into electric current pulses. This method is used for short distances, about 5-8 km. The second method is used exclusively for detecting weak lidar signals from greater distances, starting from 6-8 km. Because the photons coming from these distances reach the detector at a low rate, it is possible to detect each photon separately and form an electric pulse. Combining the above methods results in the final signal that the system exports [4].

2.1.2 Lidar Techniques for Atmospheric Studies

The basic lidar techniques for atmospheric study which make use of specific interaction processes of the emitted radiation with the atmospheric constituents are:

Elastic-backscatter lidar: It is the classic and the simplest form of lidar. By elastic scattering we describe the process in which the wavelength of the radiation remains unchanged. This type of lidar is used to deliver information about the presence and location of aerosol and cloud layers and is often called a Rayleigh-Mie lidar.

Raman lidar: It uses the Raman scattering which is an inelastic scattering process that involves the change of the vibrational-rotational energy level of the molecule. The frequency shift of the scattered radiation corresponds to the energy difference between the initial and the final molecular energy states and is thus specific for the interacting molecule. The basic applications of the Raman lidar are the measurements of the atmospheric temperature profiles and the presence of water vapor. In addition, it can be used for tracking aerosol and cloud layers in situations of low ambient light.

Differential-absorption lidar or DIAL: This technique makes use of single absorption lines or broad absorption bands of gases to detect atmospheric gases with high sensitivity. By emitting two wavelengths, one of which is absorbed more strongly than the other it is possible to determine the molecular absorption coefficient.

Resonance fluorescence lidar: Such systems are used to study the presence of layers that contain metallic atoms in the upper atmosphere, in the mesopause region, between about 80 and 110 km height. Resonance fluorescence is obtained if the energy of the incoming photon coincides with the energy of a transition in an atom, ion, or molecule from one into another level.

Doppler lidar: This system is used to measure turbulence and wind. These physical quantities are the macroscopic manifestation of the collective motion of atmospheric molecules and particles. Along the line of sight of the laser beam, Doppler shifts of the backscattered radiation to higher frequencies means the scatterers move toward the lidar and to lower frequencies that the scatterers fend off the lidar. By determining this frequency shift the wind speed along the lidar line of sight can be measured.

2.1.3 Elastic Backscatter and Raman Lidar Equation

In the simplest form, the detected backscatter lidar signal can be written as:

$$P(R) = K G(R) \beta(R) T(R) \quad (2.2)$$

i.e., the power P received from a distance R is made up of four factors:

- K summarizes the performance of the lidar system
- $G(R)$ describes the range-dependent measurement geometry
- $\beta(R)$ is the backscatter coefficient at distance R . It stands for the ability of the atmosphere to scatter light back into the direction from which it comes
- $T(R)$ is the transition term and describes how much light gets lost on the way from the lidar to distance R and back.

The first two terms are completely determined by the lidar setup and the last two are the subjects of investigation and in principle unknown.

Going into more detail, the K factor can be written as:

$$K = P_0 \frac{c\tau}{2} A\eta \quad (2.3)$$

P_0 is the average power of a single laser pulse, τ is the temporal pulse length. The factor $\frac{1}{2}$ appears because of an apparent “folding” of the laser pulse as illustrated in Fig 2.2. When the lidar signal is received at an instant time t after the leading edge of the pulse was emitted, backscattered light from the leading edge of the pulse comes from the distance $R_1 = ct/2$. At the same time, light produced by the trailing edge arrives from the distance $R_2 = c(t - \tau)/2$. Thus $\Delta R = R_1 - R_2 = c\tau/2$ is the length of the volume from which the backscattered light is received at an instant time. A is the area of the primary receiver optics responsible for the collection of backscattered light, and η is the overall system efficiency, including optical efficiency of the elements that the light has to pass and the detection efficiency.

The geometric factor

$$G(R) = \frac{O(R)}{R^2} \quad (2.4)$$

Includes the laser-beam receiver-field-of-view overlap function $O(R)$ that ranges from $[0, 1]$ and the term R^{-2} . The quadratic decrease of the signal intensity with distance is due to the fact that the receiver telescope area makes up a part of a sphere's surface with radius R that encloses the scattering volume (Fig. 2.2). In a case of an isotropic scatterer at distance R , the solid angle A/R^2 is the perception angle of the lidar for light scattered at distance R . It is primarily the R^{-2} dependence that is responsible for the large dynamic range of the lidar signal. For example, if the detection of the signal starts at 10m with $O(R) = 1$, the signal will be 6 orders of magnitude lower at 10 km just because of the geometry effect.

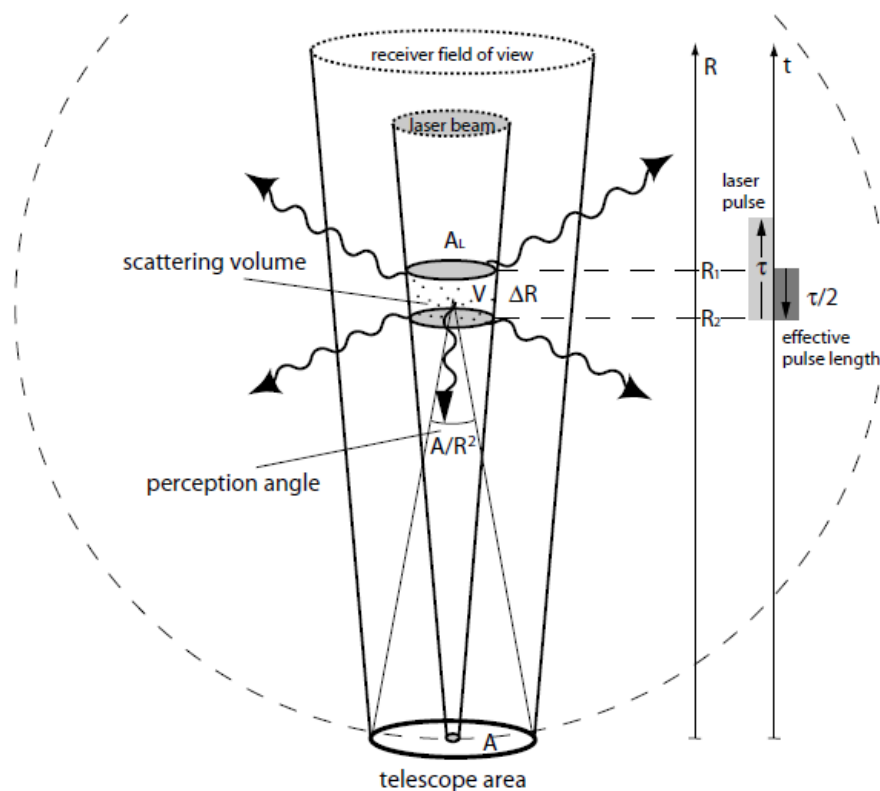


Figure 2.2: Illustration of the lidar geometry [Weitkamp, 2005].

The backscatter coefficient $\beta(R, \lambda)$ is the primary atmospheric parameter that determines the strength of the lidar signal. It describes how much light is scattered into the backward direction. Let N_j be the concentration of scattering particles of kind j in the volume illuminated by the laser pulse, and $d\sigma_{j,sca}(\pi, \lambda)/d\Omega$ the particles' differential scattering cross section for the backward direction at wavelength λ . The backscatter coefficient can then be written as

$$\sum_j N_j(R) \frac{d\sigma_{j,sca}}{d\Omega}(\pi, \lambda), \quad (2.5)$$

with summing over all kinds of scatterers. Since the number concentration is given in units of m^{-3} and the differential scattering cross section in m^2sr^{-1} , the backscatter coefficient has the unit $m^{-1} sr^{-1}$. In the atmosphere, the laser light is scattered by air molecules and particulate matter, i.e., $\beta(R, \lambda)$ can be written as

$$\beta(R, \lambda) = \beta_{mol}(R, \lambda) + \beta_{aer}(R, \lambda). \quad (2.6)$$

Molecular scattering (index mol), mainly occurs from nitrogen and oxygen molecules, primarily depends on air density and thus decreases with height. Particulate scattering (index aer for aerosol particles) is highly variable in the atmosphere on all spatial and temporal scales. Particles may represent tiny liquid and solid air-pollution particles consisting of sulfates, soot and organic compounds, mineral-dust and sea-salt particles, pollen and other biological material, as well as comparably large hydrometeors such as cloud and rain droplets, ice crystals, hail, and graupel.

The final part of the lidar equation is the transition term which represents the fraction of light that gets lost on the way from the lidar to the scattering volume and back. The term can take values between 0 and 1 and is given by

$$T(R, \lambda) = \exp \left[-2 \int_0^R a(r, \lambda) dr \right] \quad (2.7)$$

This term results from the specific form of the Lambert-Beer-Bouguer law for lidar. The integral considers the path from the lidar to distance R. The factor 2 stands for the two-way transmission path. The sum of all transmission losses is called light extinction, and $a(R, \lambda)$ is the extinction coefficient. It is defined in a similar way as the backscatter coefficient as the product of number concentration and extinction cross section $\sigma_{j,ext}$ for each type of scatterer j,

$$a(R, \lambda) = \sum_j N_j(R) \sigma_{j,ext}(\lambda) \quad (2.8)$$

Extinction can occur because of scattering and absorption of light by molecules and particles. Therefore can be written as the sum of four components.

$$a(R, \lambda) = a_{mol,sca}(R, \lambda) + a_{mol,abs}(R, \lambda) + a_{aer,sca}(R, \lambda) + a_{aer,abs}(R, \lambda). \quad (2.9)$$

Summarizing the discussion of the individual terms, the lidar equation can be written as

$$P(R, \lambda) = P_0 \frac{c\tau}{2} A\eta \frac{O(R)}{R^2} \beta(R, \lambda) \exp \left[-2 \int_0^R a(r, \lambda) dr \right] \quad (2.10)$$

For the Raman technique, the lidar system has to detect both the elastic and the inelastic backscatter signal. The Raman lidar signal can be written as:

$$P(R, \lambda_{raman}) = P_0 \frac{c\tau}{2} A\eta \frac{O(R)}{R^2} \beta(R, \lambda_{raman}) \exp \left[-2 \int_0^R a(r, \lambda) + \alpha(r, \lambda_{raman}) dr \right] \quad (2.11)$$

2.1.4 The EOLE Lidar System

The EOLE lidar set-up of the Laboratory of Optoelectronics, Lasers and their Applications of the National Technical University of Athens was first designed, developed and installed by NTUA prof. Alex Papayannis [5]. The setup was placed on the ground floor of the applied physics building of NTUA, in Zografou (37.5° N, 24.8° E, 212 a.s.l.). It was designed to study aerosol layers using the elastic-backscatter method and it was first put into operation in spring of 2000, in the frame of EARLINET program [6]. In 2004, the setup upgraded to a backscatter – Raman lidar, with a double laser beam [at 355 and 532 nm] and the ability to detect the elastic backscatter of both radiations, as well as the radiation of 387 nm, which comes from the Raman backscatter of laser radiation 355 nm from the atmospheric nitrogen (N₂) [7]. Subsequently, in September 2006, the system was upgraded to a model Raman-lidar system, with 6 wavelengths, triple emission beam (at 355,532 and 1064 nm) [8]. The system was able of simultaneous detection of those backscattered radiations, as well as the radiations of 387 and 607 nm (Raman backscatter on N₂ atoms of 355 and 532 nm radiations respectively) and the 407 nm radiation (Raman on H₂O molecules of 355nm radiation) [9]. Finally, in March 2010, the system was transferred to the 4th floor of the applied physics building, at altitude 212 m a.s.l.

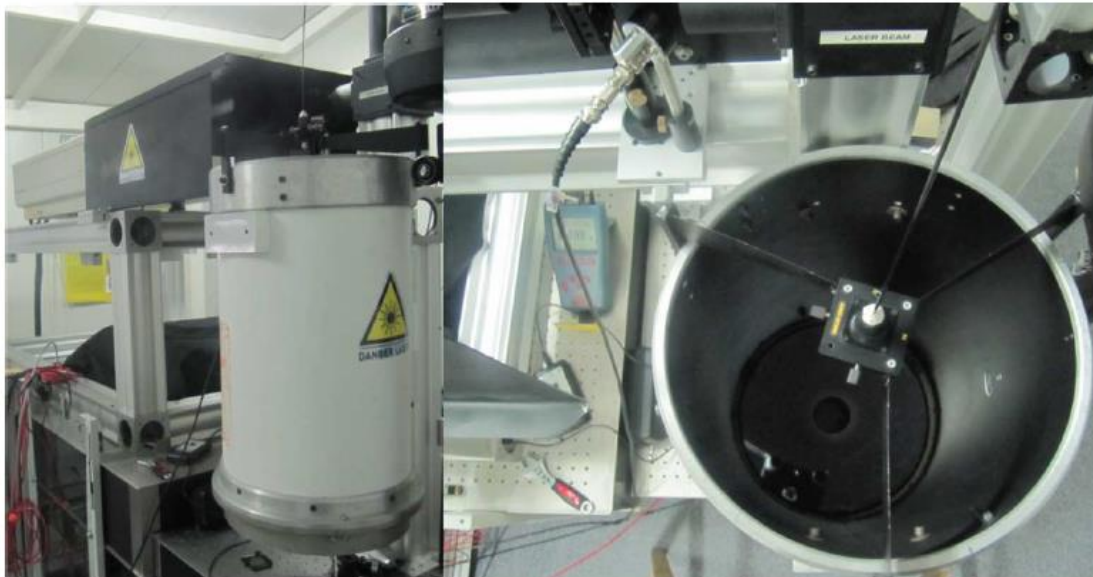


Figure 2.3: The receiving telescope of the EOLE Raman-lidar, facade (left) and top-view (right).

2.2 Image Processing

In computer science, digital image processing is the use of computer algorithms to perform image processing on digital images. Many of the techniques of digital image processing were developed in the 1960s when the cost of processing was fairly high. However, as general-purpose computers became faster, they started to take over the role of dedicated hardware for all but the most specialized and computer-intensive operations. With the fast computers and signal processors available in the 2000s, digital image processing has become the most common form of image processing and generally, is used because it is not only the most versatile method, but also the cheapest. Digital image processing is the only practical technology for:

- **Feature Extraction:** In machine learning, pattern recognition and in image processing, feature extraction starts from an initial set of measured data and builds derived values intended to be informative and non-redundant, facilitating the subsequent learning and generalization steps. In image processing, algorithms are used to detect and isolate various desired portions or shapes (features) of a digitized image or video. Typical algorithms are:

Low-level

Edge detection, Corner detection, Blob detection Scale-invariant feature transform.

Curvature

Edge direction, changing intensity, autocorrelation.

Image motion

Motion detection, optical flow

Shape based

Thresholding, Blob extraction, Template matching, Hough transform

Flexible methods

Deformable, parameterized shapes, Active contours (snakes)

- **Classification:** It is the problem of identifying to which of a set categories a new observation belongs, on the basis of a training set of data containing observations whose category membership is known. Most commonly used algorithms for classification include: Naïve Bayes classifier, Perceptron, Support vector machines, k-nearest neighbor, decision trees and neural networks.
- **Pattern recognition:** It is the automated recognition of patterns and regularities in data through the use of computer algorithms. The information extracted is then used to take actions such as classifying the data into different categories. Typical algorithms of pattern recognition include: K-means clustering, Kernel principal component analysis (PCA) and mixture models.

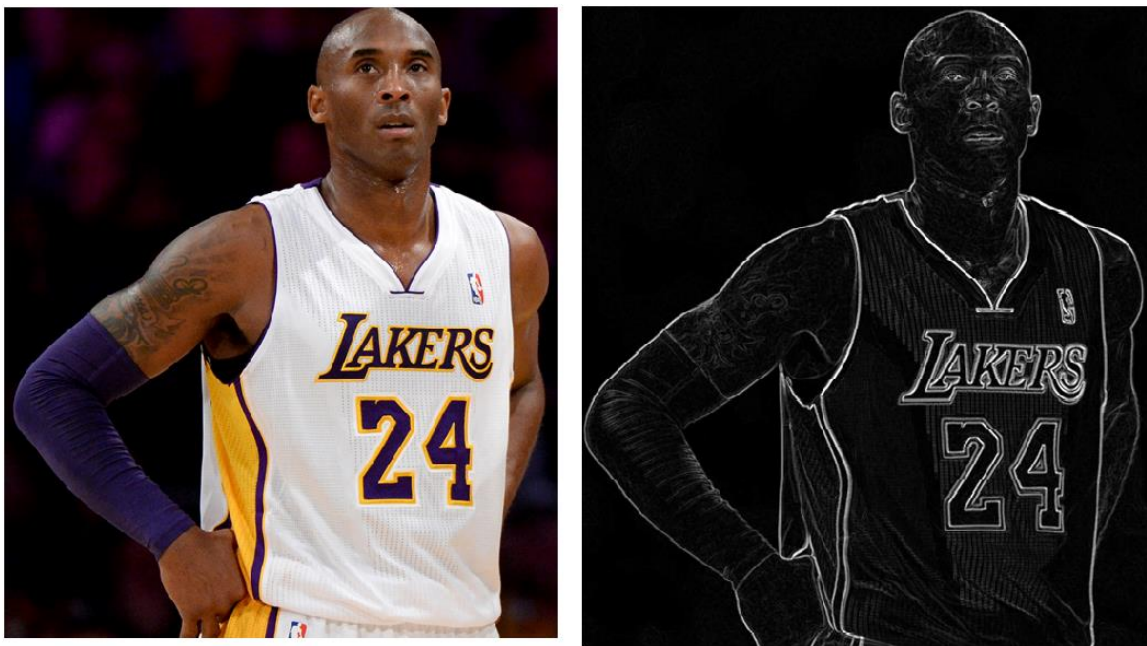


Figure 2.4: A feature extraction example. Detecting edges.

2.3 Thesis Motivation

The goal of this thesis is to introduce an image processing algorithm capable of detecting and segmenting aerosol layers and clouds in EOLE lidar measurements. Tracking the properties of aerosol layers such as frequency, height and concentration is of great interest because studies have indicated a correlation between aerosols and human health [10]. Furthermore, it is known that clouds play an essential role in Earth's climate [11]. The input data are provided by the EOLE lidar system of the Laboratory of Optoelectronics, Lasers and their Application of the National Technical University of Athens. The lidar system was initially designed, developed and installed in 1999 by Professor Alexandros Papayannis of NTUA. Now it is placed on top of the school of Applied Mathematical And Physics Sciences of NTUA, at altitude 212 m above the sea level.

The signal from each lidar measurement is 1D. Its intensity is indicative of the concentration and active cross-section of aerosol layers and/or clouds in the atmosphere. By combining many 1D measurements, continuing in time, we can form a 2D profile ("image") of the concentration, with dimensions the vertical height and time. Consequently, each point of the signal (specific height and time) represents a pixel of the image. As a result, time and spatial properties of the lidar signal are transformed to adjacent pixel properties of the lidar image. Using these properties, the suggested algorithm tries to firstly extract the useful signal (aerosol layers and/or clouds) from the background radiation and then segments the layers found. The algorithm has been developed using MATLAB and the output (segmented aerosol layers) are being presented as synthetic image. Along the image, mean height of each layer is also provided.

Chapter 3: Literature Survey

3.1 Complete Works / Solutions

According to the best knowledge of the author, based on a thorough survey in research publications, cloud and aerosol layers detection in lidar measurements is an issue studied in only a few scientific papers.

In [12] the team presents an algorithm for detecting aerosol layers and clouds in lidar data provided by a system placed aboard a satellite. The algorithm first averages the profile data to an initial horizontal resolution and then scans the data for extended regions (space & time), also called features, of enhanced backscatter that rises significantly above the signal magnitude expected from a pure molecular atmosphere, using a threshold value. The region detected is then removed from the profile and the data below its base are corrected for the estimated signal attenuation that occurs as the beam propagates through the layer. Then, the feature-free profiles are averaged to a new, coarser spatial resolution, so that the subsequent profile scans can identify progressively fainter features.

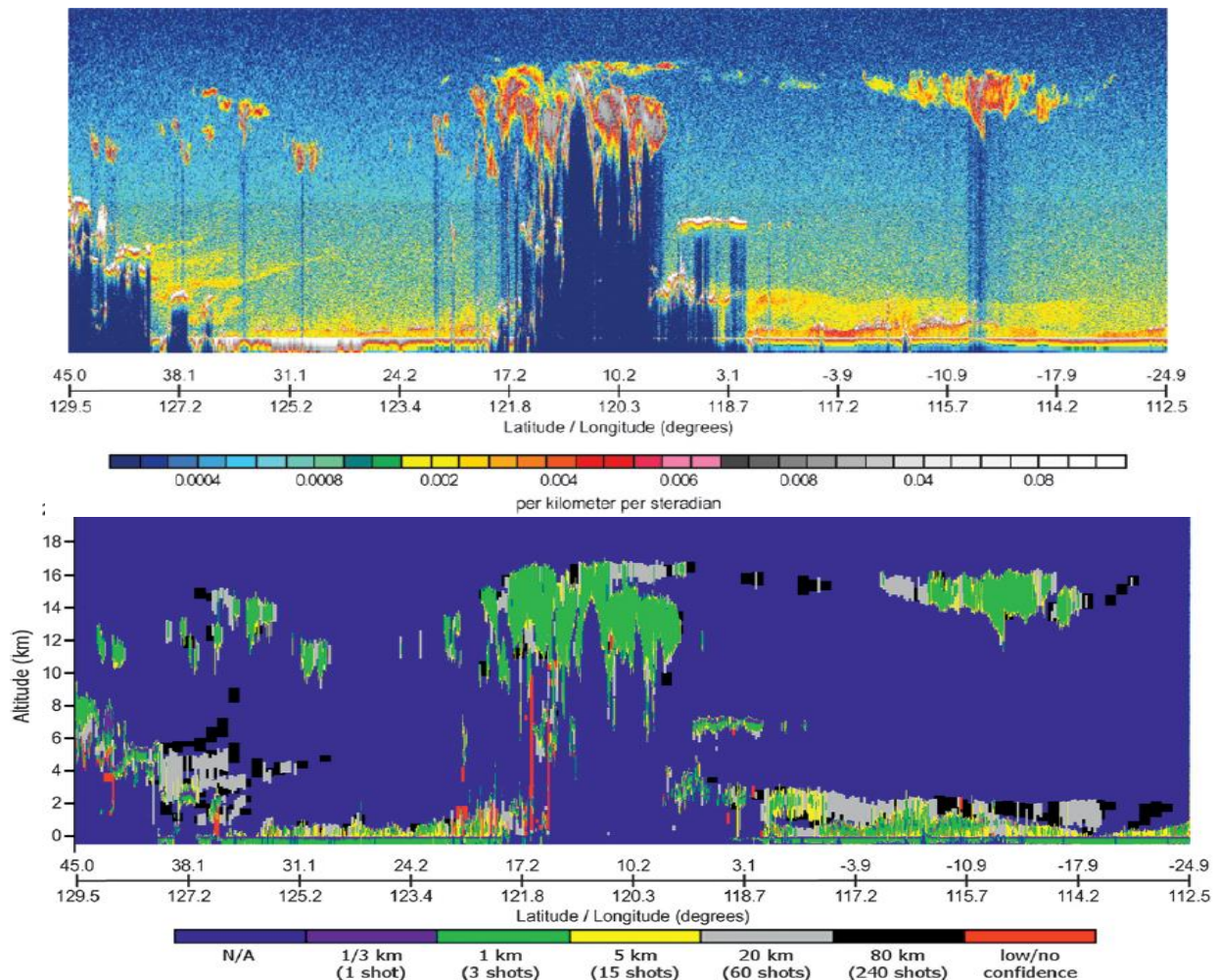


Figure 3.1: (top) A 20 minute time period of backscatter measurements and (bottom) a vertical feature mask showing the location of the layers detected. Colors represent the resolution at which the detection was made.

In addition, in [13] Chuanfeng Zhao et al. introduce a method to detect clouds and aerosol layers based on micropulse lidar measurements. The algorithm is generally based on the difference between the observed lidar-reflected signal and the estimated background signal of ambient light. It uses statistical parameters to estimate noise and empirical thresholding values to separate it from useful signal.

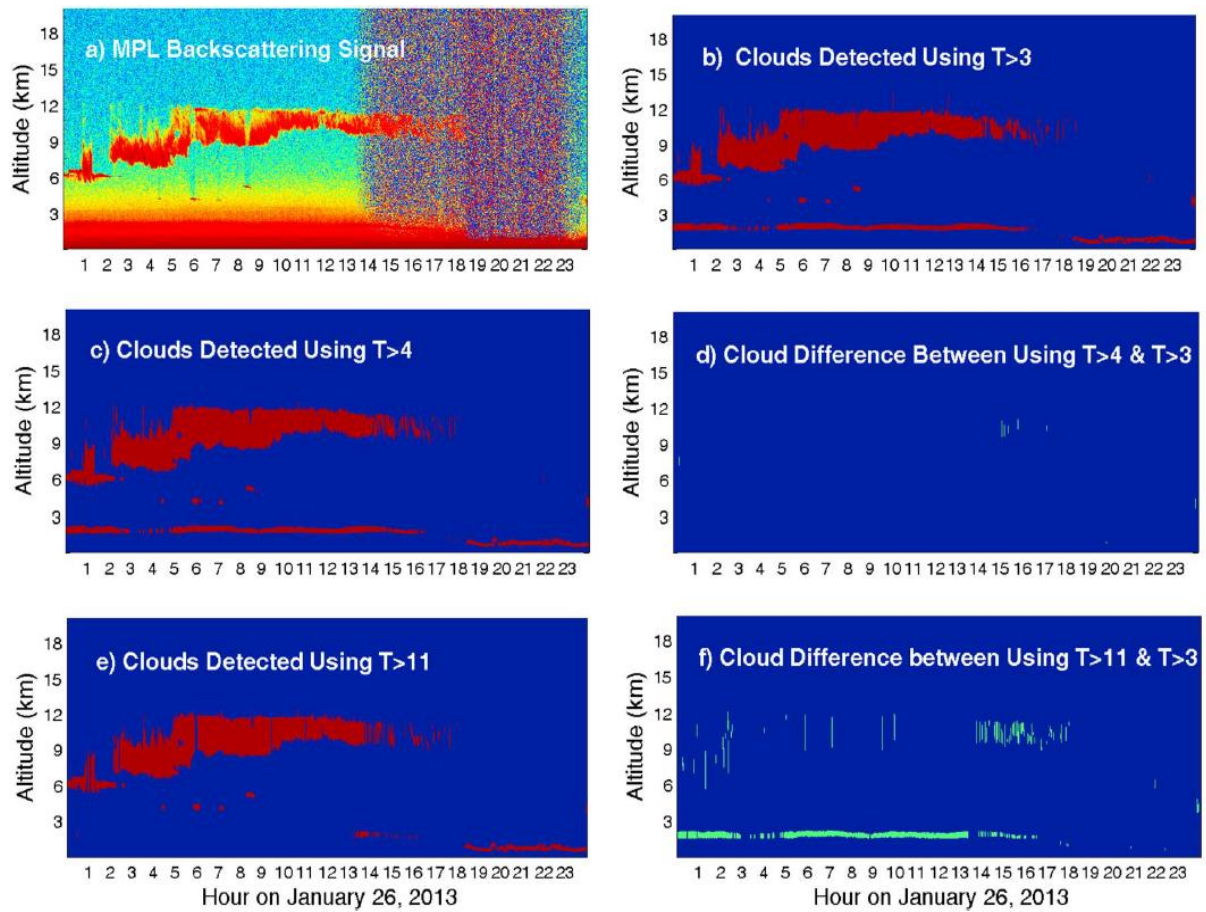


Figure 3.2: Sensitivity of the cloud classification method to the threshold values used. (a) Backscattering signal returns, (b) cloud classification with $T>3$, (c) cloud classification with $T>4$, (d) the cloud difference between figures (c) and (b), (e) cloud classification with $T>11$, (f) the cloud difference between figures (e) and (b).

Lastly, in [14] is presented a method to estimate the height of the planetary boundary layer (PBL) using lidar measurements but it is also suggested to be used to detect aerosol layers and clouds. The method is based on the Wavelet Covariance Transform (WCT) which measures the similarity between the lidar signal (range corrected) and the Haar function:

$$h\left(\frac{z-b}{a}\right) = \begin{cases} +1, & b - \frac{a}{2} \leq z \leq b \\ -1, & b \leq z \leq b + \frac{a}{2} \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases}$$

where z is the height, a and b are parameters of the step function called dilation and translation. The method yields satisfactory results in the cases of clean atmosphere over the PBL and aerosol layers in the free troposphere, decoupled from the PBL. However, when there are aerosol layers coupled with the PBL or they are incomplete mixed, the method is likely to fail.

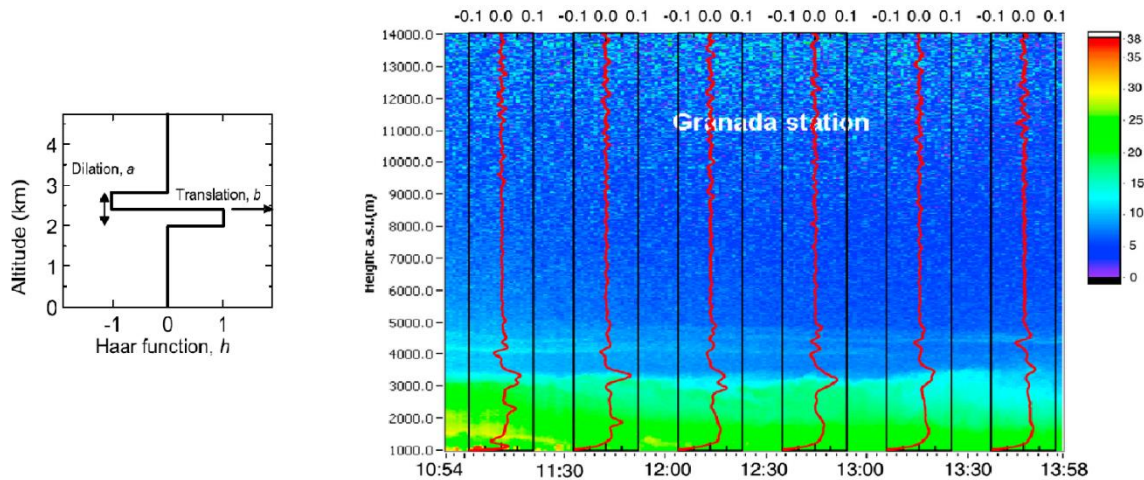


Figure 3.3: (left) The Haar function, (right) time series of the range corrected lidar signal. The red lines represent the WCT profile each half an hour.

3.2 Set of Applicable Image Processing Algorithms

As mentioned before, in this work we try to approach the task of detection and then segmentation the aerosol layers and clouds in lidar measurements by using classic image processing algorithms, assuming the lidar data as grayscale images. The problem can be divided into three subsections: 1) Preprocessing of the lidar data, 2) Detection of the aerosol layers and clouds, 3) Segmentation of the aerosol layers and clouds. The first part is indicated by the lidar equation theory and therefore is standardized while the second and third are the objects of study. Considering peculiarities of the lidar signal such as the great range of the intensity and the presence of high noise, we tested various feature extraction methods including edge detection, image filtering, thresholding methods and morphological filters. For the segmentation of the aerosol layers and clouds we experimented with classical segmentation algorithms such as the k-means clustering, the watershed segmentation, and histogram equalization methods.

Based on the requirements for high resolution in height and time dimension as well as for the automation of the process, in chapter 4 we describe the methodologies of the algorithms we developed and in chapter 5 we present their performance, and we propose a solution. Lastly, in chapter 6 we draw conclusions of this work and propose future work.

Chapter 4: Testing and Customization of Algorithms for EOLE Data Processing

4.1 Pre-Processing of the EOLE Lidar Signal

In this project, the signal to study is the 1064 nm wavelength signal from both the Klett measurements (daytime) and Raman (evening) of the EOLE lidar system. The spatial resolution of the signal is 7.5 m and the time resolution is 1.5 min. The number of samples of height is 8192, starting from 219.5 m a.s.l. However, the data of interest stop at nearly 8000 m. In addition, due to the inability of the lidar system to collect reliably the backscattered signal at low heights, we ignored the data collected from heights lower than 497 m a.s.l. On the other hand, the number of the measurements in time is not fixed. Typically, the duration varies from 40 to 160 samples or 1 to 4 hours.

4.1.1 Removing the Background Signal of Ambient Light

At the beginning of the algorithm we read the signal values of each measurement. The radiation signal that reaches the detector of the lidar system consists of backscatter radiation from the laser and, to some extent, undesirable direct sunlight. However, knowing that aerosol layers and clouds do not form at higher altitudes, a mean value representing the ambient light can be calculated by averaging data collected at heights from 10000 to 12000 m. Figure 4.1 shows the difference between the initial lidar signal and the signal after the removal of ambient light.

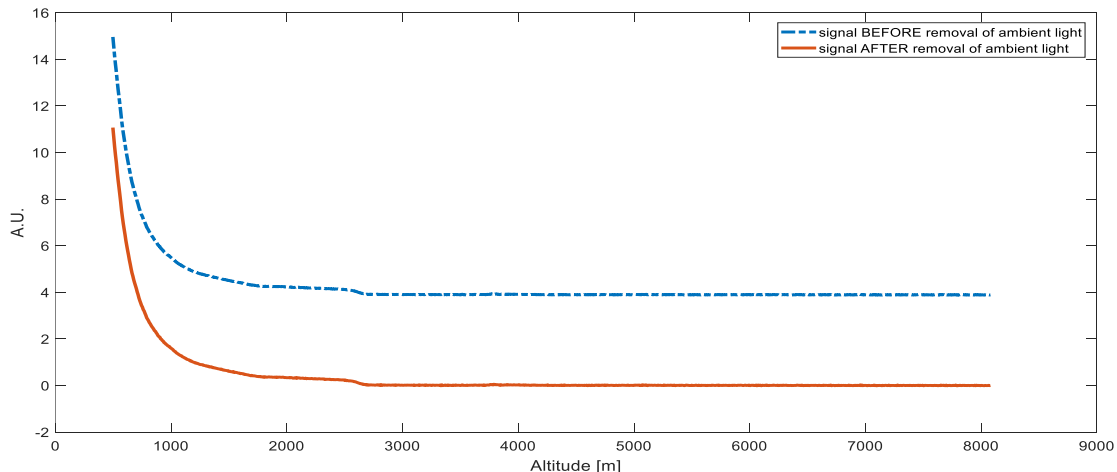


Figure 4.1: Lidar signal for 1 measurement in time before (dash) and after (solid) removing the signal coming from ambient light. Note that the signal after removing the background contains negative values. These values of course are due to errors of the lidar system and are set to zero.

4.1.2 Range Correction

As shown in figure 4.1, the EOLE lidar signal attenuates very quickly with range and converges to values around zero. This happens because the signal is inversely proportional to the square of range as described in equation. Therefore, a range correction is required. For this, instead of using the true height values, we use integer values that represent the heights as: 219.5m \rightarrow 1, 227m \rightarrow 2, and so on. The product is called Range Corrected Signal (RCS) and is the signal to study given in arbitrary units (A.U). The difference between the EOLE range corrected signal and the EOLE backscatter signal (BS) is shown in figures 4.2, 4.3 and 4.4. Note that we considered negative signal values equal to zero and, for the purpose of demonstrating the lidar images, we set the value 3×10^4 A.U. as the absolute signal maximum.

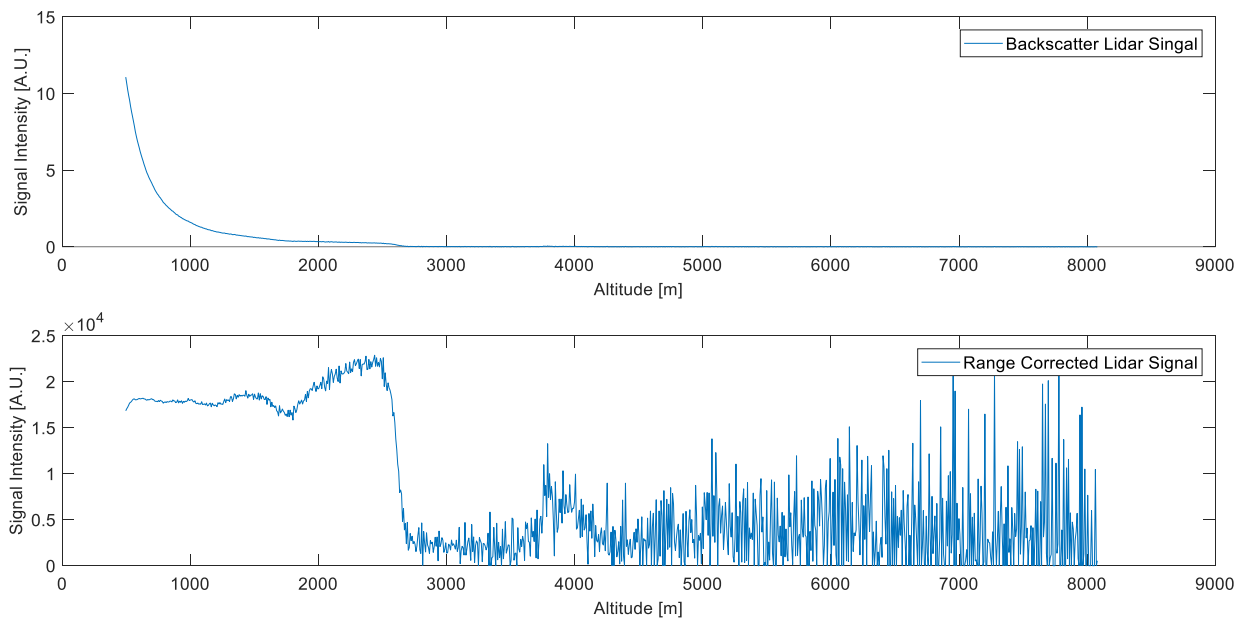


Figure 4.2: (top) the backscatter signal for 1 measurement in time after the removal of background, (bottom) the range corrected signal.

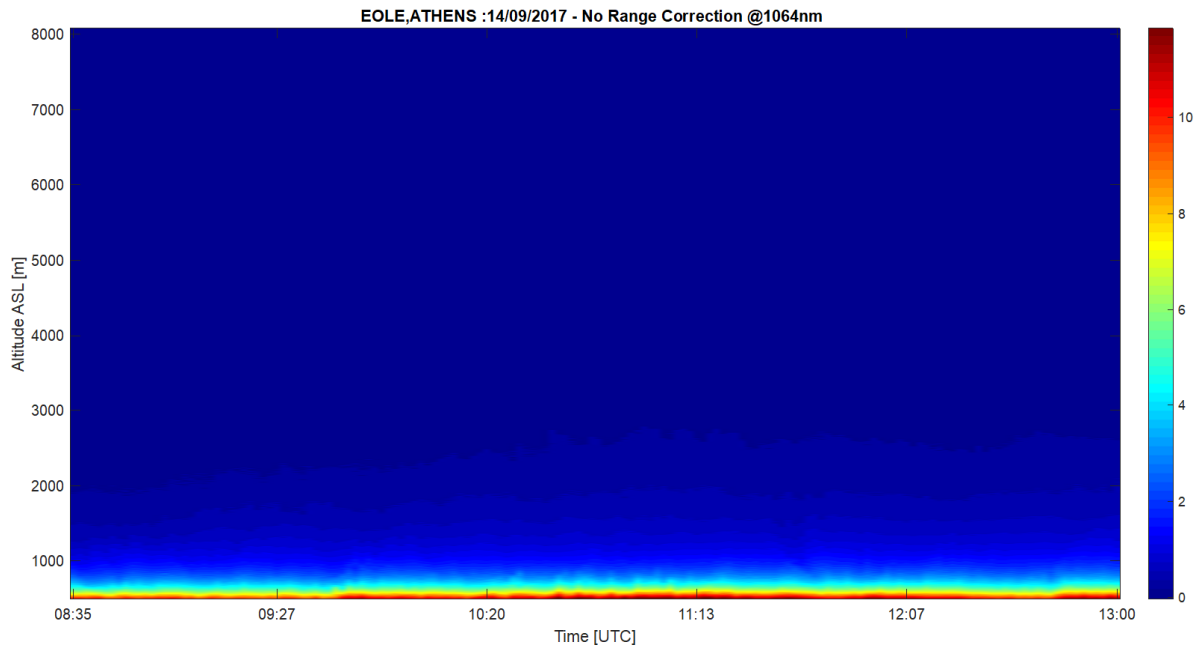


Figure 4.3: The EOLE backscatter lidar signal without range correction for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.

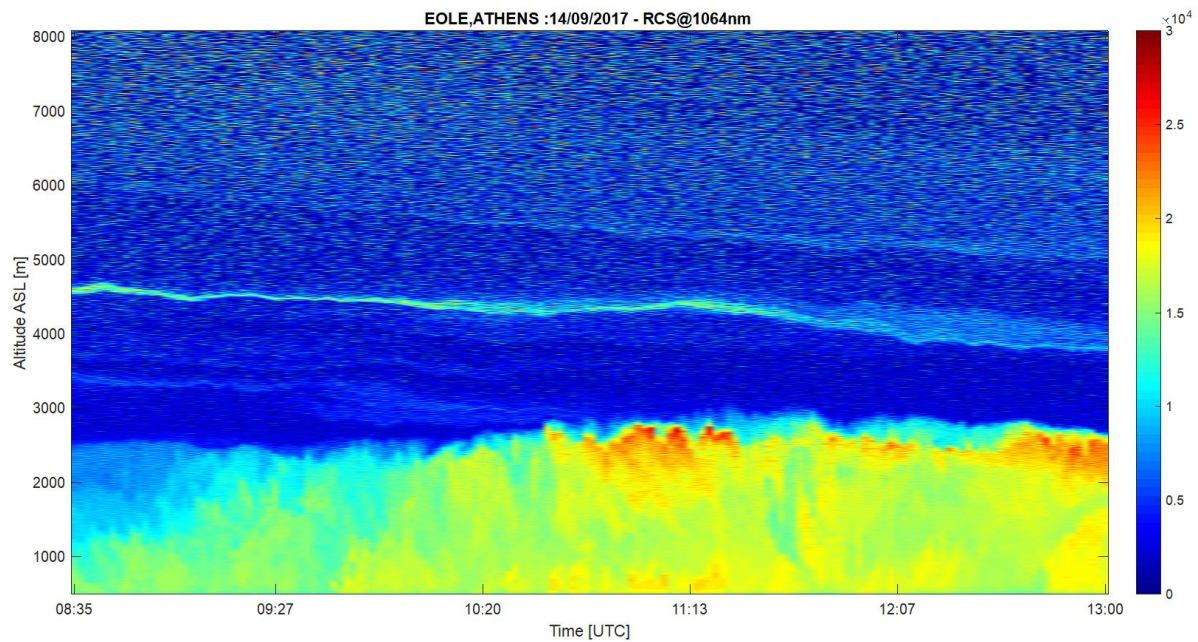


Figure 4.4: The EOLE range corrected lidar signal for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.

As shown in the above figures, the EOLE backscatter signal attenuates very quickly with height due to the R^{-2} factor of the lidar equation. As a result, it is impossible to detect aerosol layers at high altitudes. By performing the range correction though, we manage to reveal those aerosol layers at higher altitudes. However, the noise of the signal is greatly increased at heights where the backscatter signal was previously almost equal to zero. This usually happens after the planet boundary layer (PBL), i.e. the big area at the bottom of figure 4.6, and the SNR continues decreasing with height.

4.2 Detection of Aerosol Layers & Clouds

Having the range corrected signal as input, we now test some techniques to extract aerosol layers and clouds of the EOLE lidar images. The only strict restriction at this point is to not alter the initial lidar signal in a way to consider false positives as aerosol layers.

4.2.1 Edge Detection

A first method we tested for the extraction of aerosol layers and clouds is the edge detection method. The basic idea is to find the boundaries of the aerosol layers and then use a segmentation algorithm to separate them from the background. The first step of the method includes filtering the image to improve the SNR. Next is the application of an edge operator to extract the edges. We experimented with various image filters and edge operators such as Canny, Sobel, Laplacian, Prewitt, Roberts, central and intermediate differences, however due to the low SNR of the lidar signal, none of them was capable of detecting properly the boundaries of the layers, unless we lowered the resolution of the lidar image significantly. The reduction of the image resolution however conflicts with the requirement of not distorting the shape of the layers, therefore we reject the edge detection method. Next we present three variations of thresholding methods for the detection of aerosol layers and clouds.

4.2.2 Thresholding Method Using the RCS (CloudDetect)

In this paragraph we introduce a method (CloudDetect) to detect the aerosol layers and clouds by using one single technique through the whole EOLE lidar image. In order to do that, we first filter the input image (RCS) with an image filter, then apply a threshold to extract the features from the background and lastly apply a morphological filter to reject features of small sizes that we consider as noise.

In signal processing, a digital filter is a system that performs mathematical operations on a sampled, discrete-time signal to reduce or enhance certain aspects of the signal. The digital filter is fully described by the kernel, a usually small matrix or mask with odd size, which is being convolved with the input image. The general expression of a convolution is

$$g(x,y) = \omega * f(x,y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b \omega(s,t)f(x-s,y-t), \quad (4.1)$$

Where $g(x,y)$ is the filtered image, $f(x,y)$ is the original image, ω is the filter kernel.

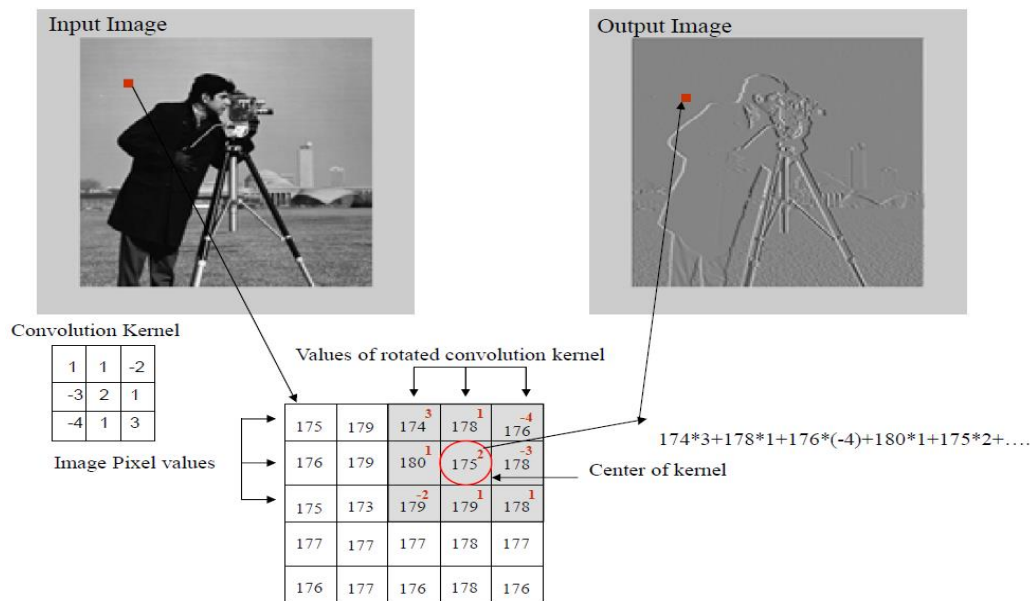


Figure 4.5: Example of image filtering.

For the filtering process we tested various filters such as:

- **2D Gaussian Filter:** This is a filter whose impulse response is an approximation of the Gaussian function. Such filters are used to reduce image noise and usually are followed by edge detection techniques. The filter is described by equation (4.2) and Figure 4.6.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (4.2)$$

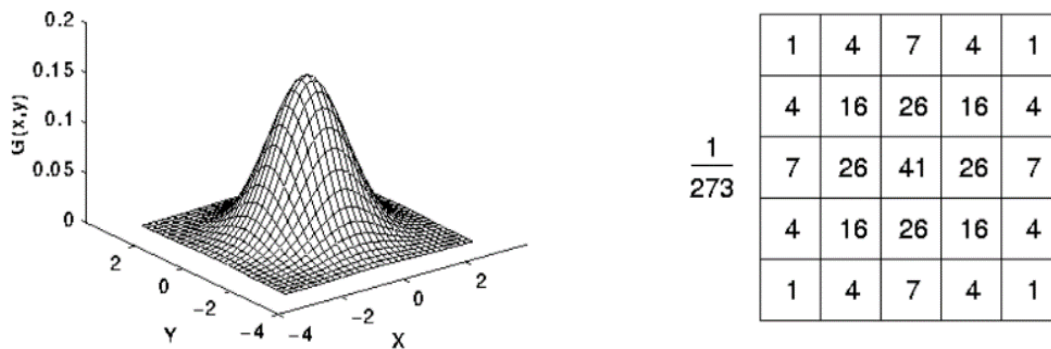


Figure 4.6: (left) 2D Gaussian distribution with $\mu=0$ and $\sigma=1$, (right) discrete approximation of the Gaussian function with $\sigma=1$.

- **1D Median Filter:** Median filter is a non-linear digital filtering technique that is used to reduce noise. Each output pixel contains the median value in the M-by-1 neighborhood around the corresponding pixel in the input image.
- **2D Median Filter:** 2D median filter an extension of the 1d median filter. Each output pixel contains the median value in the M-by-N neighborhood around the corresponding pixel in the input image.
- **Motion Filter:** This filter is used to approximate the linear motion of a camera by N pixels with an angle of θ degrees in a counter-clockwise direction. The filter becomes a vector for horizontal and vertical motions. As example we present a motion filter with $N = 3$ and $\theta = 45^\circ$:

0	0.0754	0.1883
0.0754	0.3215	0.0754
0.1883	0.0754	0

For the purpose of filtering to enhance the regions of the aerosol layers we tested the motion filter as pipeline of filters: first a motion filter with length $N = 3$ and angle $\theta = 90^\circ$ representing the spatial continuity of the lidar signal and then a motion filter with $N = 3$ and $\theta = 0^\circ$ for the time continuity.

- **Average Filter:** Mean or average filtering is a simple method of smoothing images, i.e. reducing the amount of the amount of intensity variation between a pixel and its neighbors. The output pixel of the filter is simply the average value of the pixels in its neighborhood.
- **Anisotropic diffusion Filter:** This filter is is a non-linear and space-variant filter used for blurring an image based on diffusion process.

The filtering is done with the help of the MATLAB functions *imfilter* and *medfilt1/2* and *imdiffusefilt*. To deal with the boundaries we used the options of *replicate* for the imfilter function and *symmetric* for the median filters.

After filtering the image, we apply a threshold to extract the aerosol layers and clouds from the background defined as

$$T = \mu - \frac{\sigma^2}{2} \tag{4.3}$$

$$\mu = \text{mean}(RCS_{\text{lim}}), \sigma^2 = \text{std}(RCS_{\text{lim}})$$

$$\text{where } RCS_{\text{lim}} = RCS < 3 \times 10^4 \ \& \ RCS > 0$$

The reason we take into account only RCS values between 0 and 3×10^4 is because these values come from errors, dense layers or clouds and can have a negative impact on the estimation of the statistical parameters.

Following the extraction of the layers, the produced binary image passes through a morphological filter to cut layers that are smaller than a certain size. As the size limit we set 100 pixels. The rejection of the small features is done with the help of the MATLAB function *bwareaopen*. *Bwareaopen* takes a binary image as input removes all connected components (objects) that have fewer than P (P=100 in our case) pixels The connectivity is 8 for a two dimension image (8 neighbors for each pixel). The whole processing flow of the CloudDetect algorithm is described in figure 4.7 and an example of its performance is shown in figure 4.8.

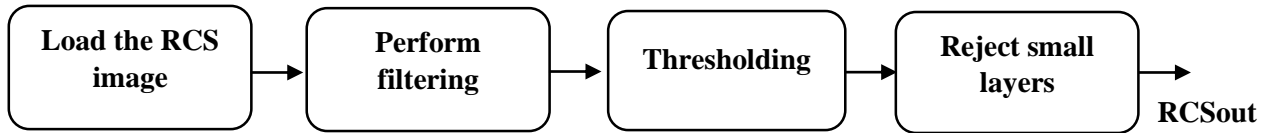


Figure 4.7: Processing flow of the CloudDetect algorithm.

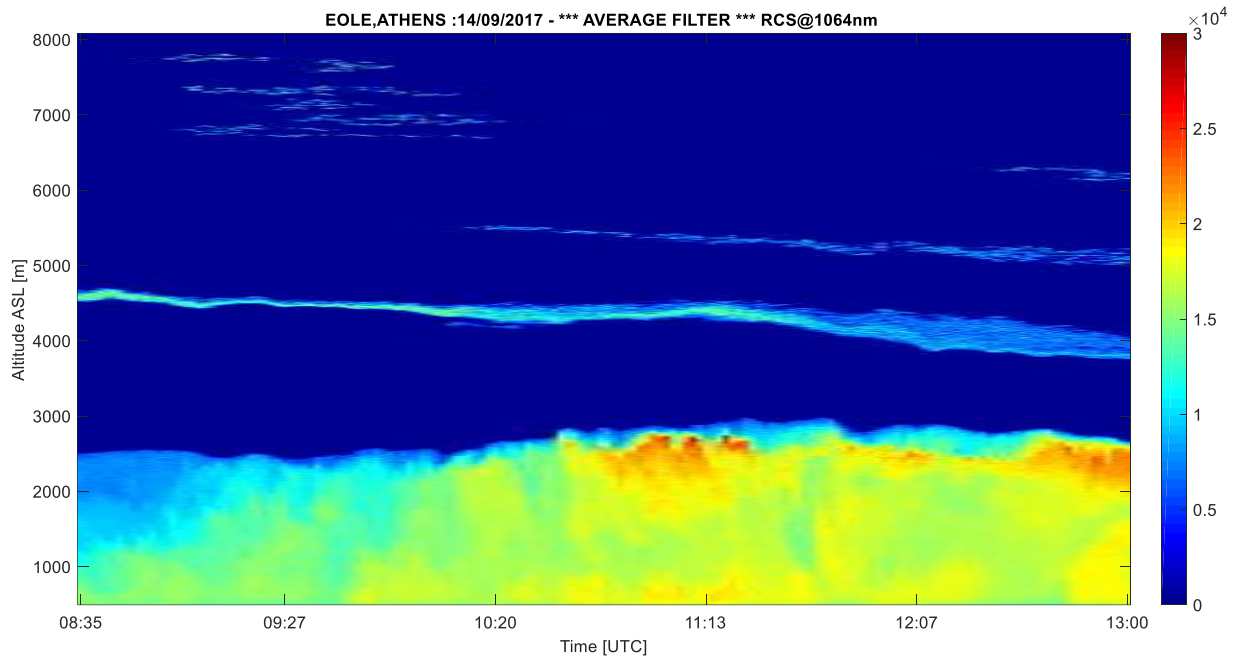


Figure 4.8: The output of CloudDetect method using a 2D average filter with size [3, 3] for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.

4.2.3 Thresholding Method with Splitting the Lidar Image (CloudDetectUp & CloudDetectDown)

The second thresholding method for detecting the aerosol layers and clouds presented here splits the image into two non-overlapping parts: the first part, called “down part”, contains the strong lidar signal values at lower heights and often extends to the upper limit of the PBL. The second part or “up part” contains mostly weak lidar signals that may contain thin aerosol layers (compared to PBL) and clouds. The processing for the two parts can be done in parallel.

The basic idea to split the image is to perform different detection methods on the two parts, based on their intensity values and their SNR. An intuitive way to do the split is to locate pixels of the BS lidar image that have negative values. These values indicate that the signal has attenuated a lot and that there is presence of strong noise. Using the BS as input and without setting its negatives values equal to zero, we draw a mask of the image presenting the negative values as ones and the positive or zero values as zeros. Figure 4.9 shows the mask and also the bound that splits the image.

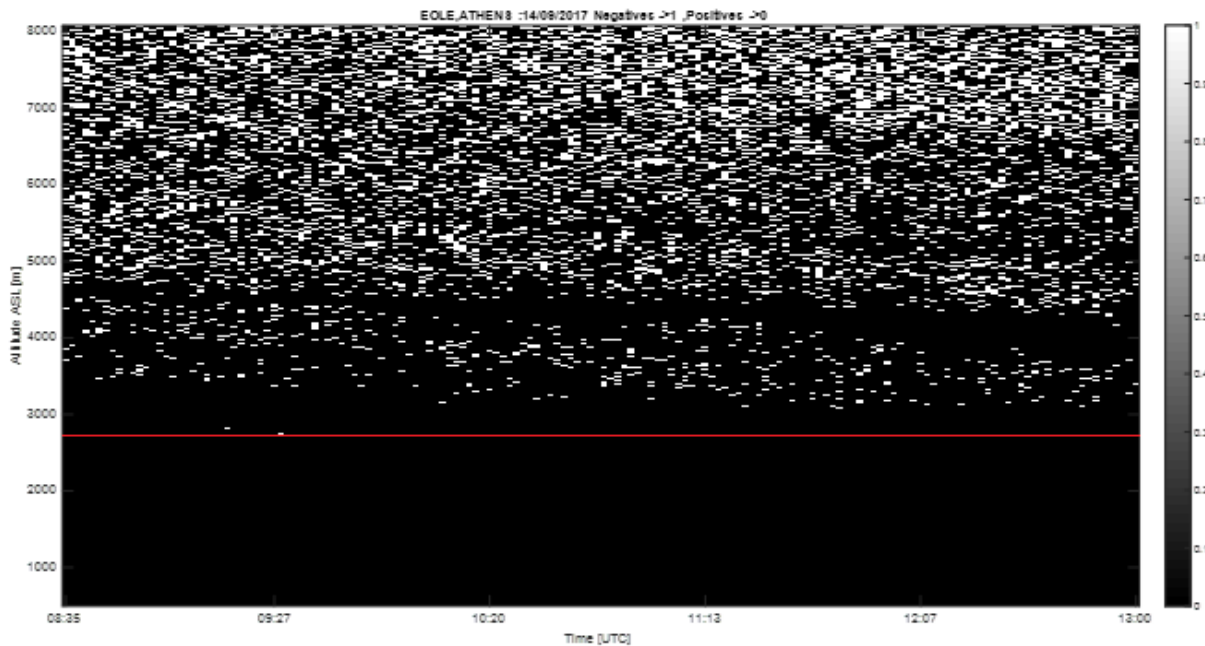


Figure 4.9: A mask of the image for the EOLE 14/09/17 Klett measurement showing pixels with negative values as 1 (white), pixels with positive or zero values as 0 (black) and the line that splits the image (red line).

By comparing the figures 4.9 and 4.3 we see that the presence of negative values truly suggests the height above which the lidar signal has weakened enough to be unlikely to detect aerosol layers. After the acquisition of the mask, we take the sum of it along the dimension of time. The formed vector contains information about whether negative signal values have occurred at a certain height. Heights below a threshold of about 1300 m a.s.l. are because of errors of the lidar system and therefore are ignored. As the requested boundary we consider the 10th lower height at which a negative value occurs. This is because we want to ensure that we don't consider a random negative value as the absolute boundary and to have a smoother transition between the two parts of the image.

Negative values in the EOLE backscatter lidar signal can also occur by extreme weakening of the laser beam when it passes through dense clouds. When this happens, the values of the signal in these measurements become negative because of the subtraction of the ambient light radiation. An example of such measurements is shown in figure 4.10. In order to distinguish these negative values from the negative values at the regions of weak lidar signal we have to take into account how many negative values occurred at a single lidar measurement over time. If the number of the incorrect values is over 25% of the overall measurements we have to exclude those values from the mask, by setting them equal to zero, right before the process of splitting the image. The new corrected mask excluding such errors and showing the boundary line between the two parts is shown in figure 4.11.

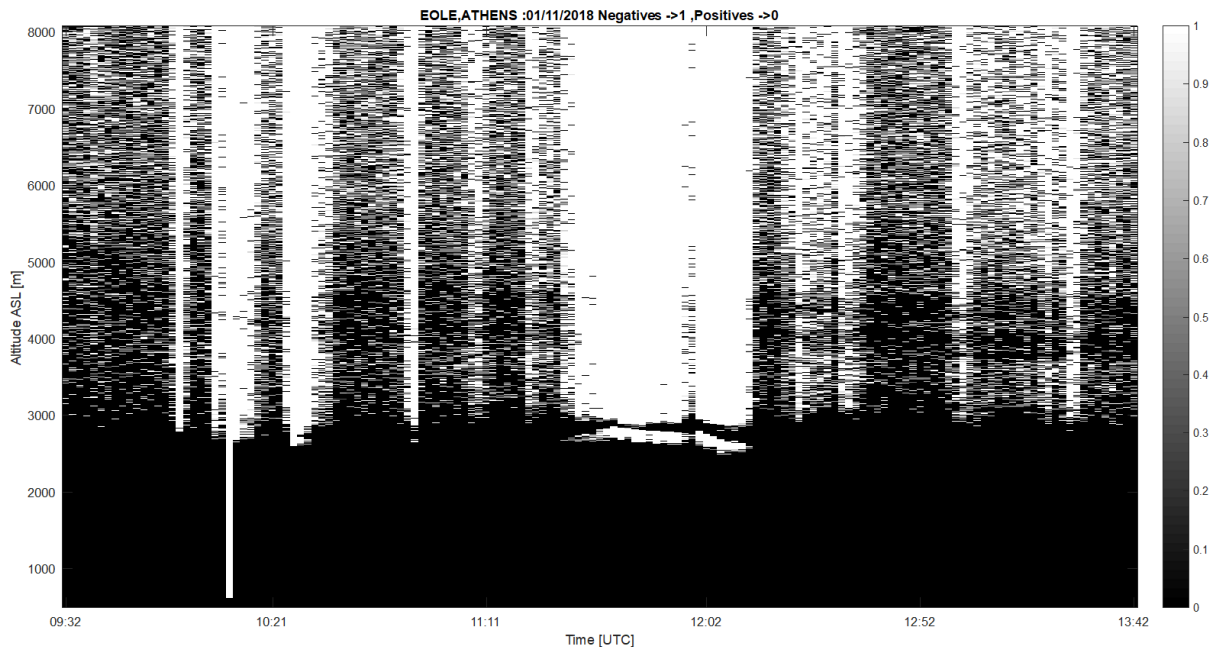


Figure 4.10: A mask of the image for the EOLE 01/11/18 Klett measurement that contains attenuated laser beams showing the negative values as 1 (white) and non-negative as 0 (black).

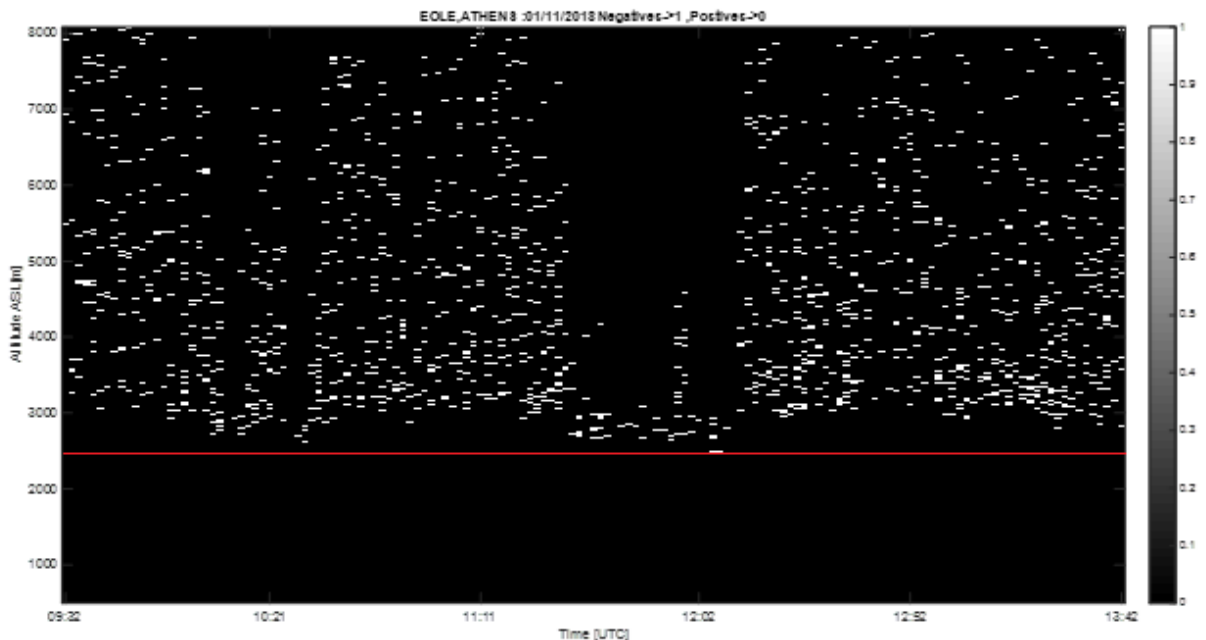


Figure 4.11: A mask of the image for the EOLE 01/11/18 Klett measurement showing the negative values without those due to systematic errors. Negative values are shown as 1 (white), non-negative as 0 (black) and the boundary line that splits the image as red line.

Now that we have separated the two regions, one with the strong lidar signal and one with the weak signal we can apply different filters and threshold values in order to extract the aerosol layers.

For the down part, after experimenting with a lot of filters, we have concluded that the best filter is a series of two motion filters, each one with length of 3 pixels. The first one performs the motion filter along the height dimension and the second one along the time dimension. Considering that in this part of the image the signal has a high mean intensity and relatively low noise, a simple threshold value can separate aerosol layers from the background satisfactorily. We set the threshold value to 6000 A.U. After the application of the threshold, the pixels that have passed it form a mask. Then we pass that mask through the *bwareaopen* function as described in ch.4.2.1. All the pixels that belong in the new mask return to their original, pre-filtering, values.

The extraction of the aerosol layers and clouds at the up part of the EOLE lidar images is a challenging task, as previously described. To deal with the low SNR of these images' part, we have to consider working with the backscatter signal. To illustrate the difference in the context of noise between the BS and the RCS in these heights we show the BS and RCS signals for 1 measurement over time in figure 4.12.

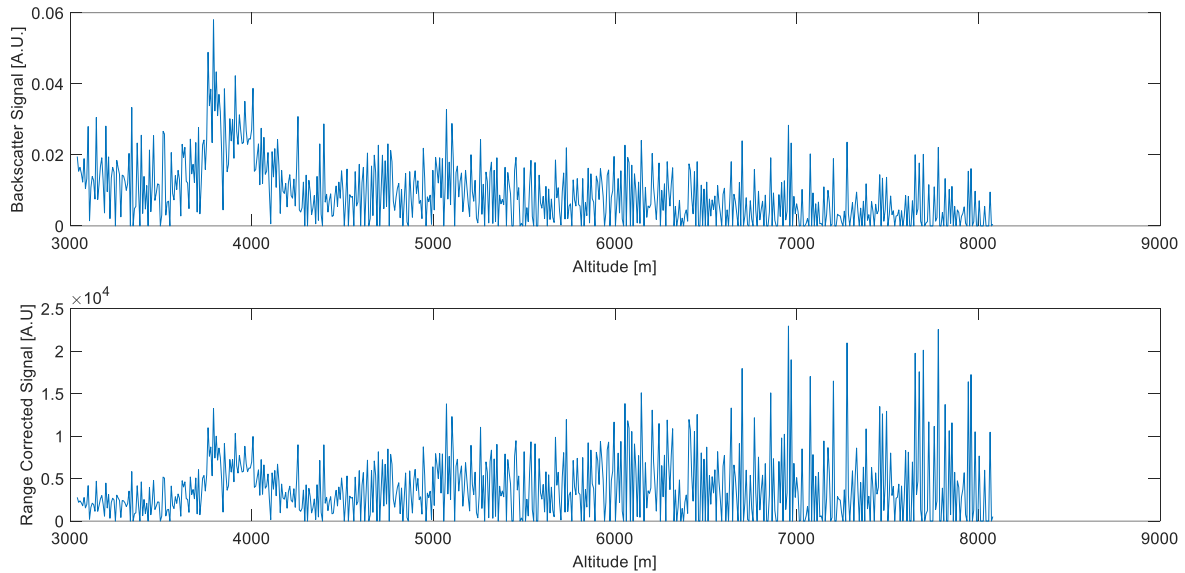


Figure 4.12: The EOLE backscatter signal for 1 measurement over time before (top) and after (bottom) the range correction. Negative values have been set to zero. SNR clearly decreases after the range correction.

For the Up part we tested different methods. The most promising one uses an average image filter of size 5x5 for both the RCS and BS images. By multiplying the two generated images, it is possible to enhance areas of aerosol layers in contrast to the background. Then, we apply an empiric threshold, set to 45 A.U., to separate the layers from the background signal, form a mask, in a similar way with the down part and multiply the mask with the averaged RCS image. We now have to pass the generated image from a second threshold to pick only the strong signal values that indicate the presence of an aerosol layer. As found, the up part is more sensitive to the threshold value. Therefore, we calculate the mean value of the up part and as threshold we set the maximum of the mean value and 3500 A.U., in order to avoid regions with very low intensity to be considered as aerosol layers. The processing flow of the algorithms CloudDetectDown and CloudDetectUp is shown in figure 4.13 and the result of the method in figure 4.14.

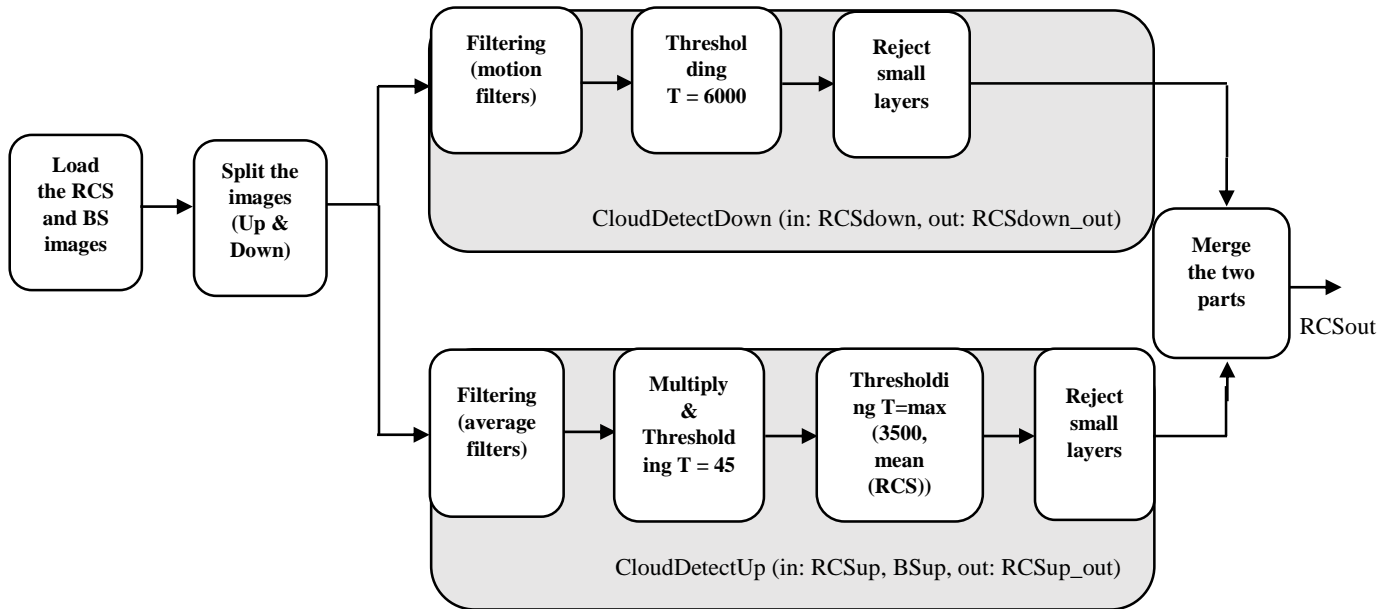


Figure 4.13: Processing flow of the CloudDetectDown & CloudDetectDown algorithms.

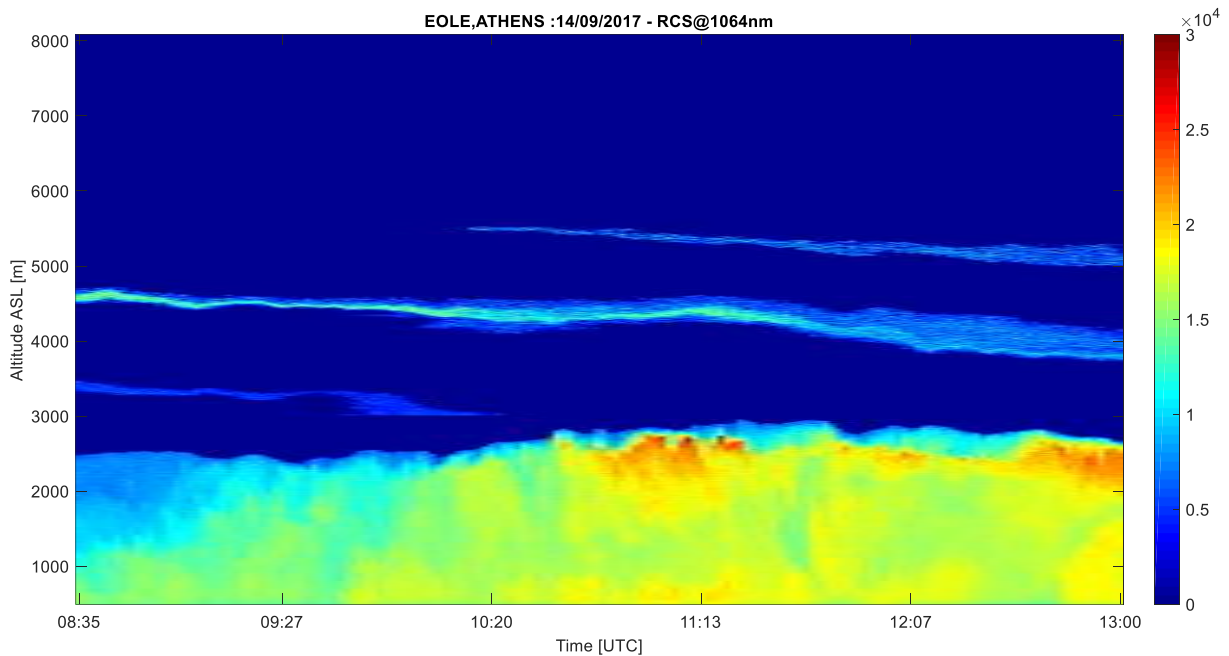


Figure 4.14: The output of CloudDetectUp & CloudDetectDown algorithm for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.

4.2.4 Thresholding Method with Partitioning the Lidar Image (CloudDetectH)

In this paragraph we introduce a third algorithm (CloudDetectH) for detecting aerosol layers and clouds on EOLE lidar images. As mentioned previously, the EOLE backscatter lidar signal attenuates in relation with range squared, so in this algorithm we part the image into two regions based on the intensity of the BS. The first region contains the measurements with strong signal intensity and the second the regions with weak lidar signal values. We define weak signal values as values lower than 0.01 A.U.

The algorithm initially finds the lower in height measurement with value lower than 0.01 A.U. of the BS for each lidar measurement over time. The height values however, tend to lack of consistency. To improve the coherence we smooth the values of heights using the MATLAB function *smooth*. Using the height values generated, we form a mask for the whole lidar image by setting all pixels above the found heights (including them) equal to zero and the pixels below them equal to one. Usually, this method separates the Planet Boundary Layer from the rest of the signal. Figure 4.15 demonstrates the corresponding mask for the lidar image of figure 4.4.

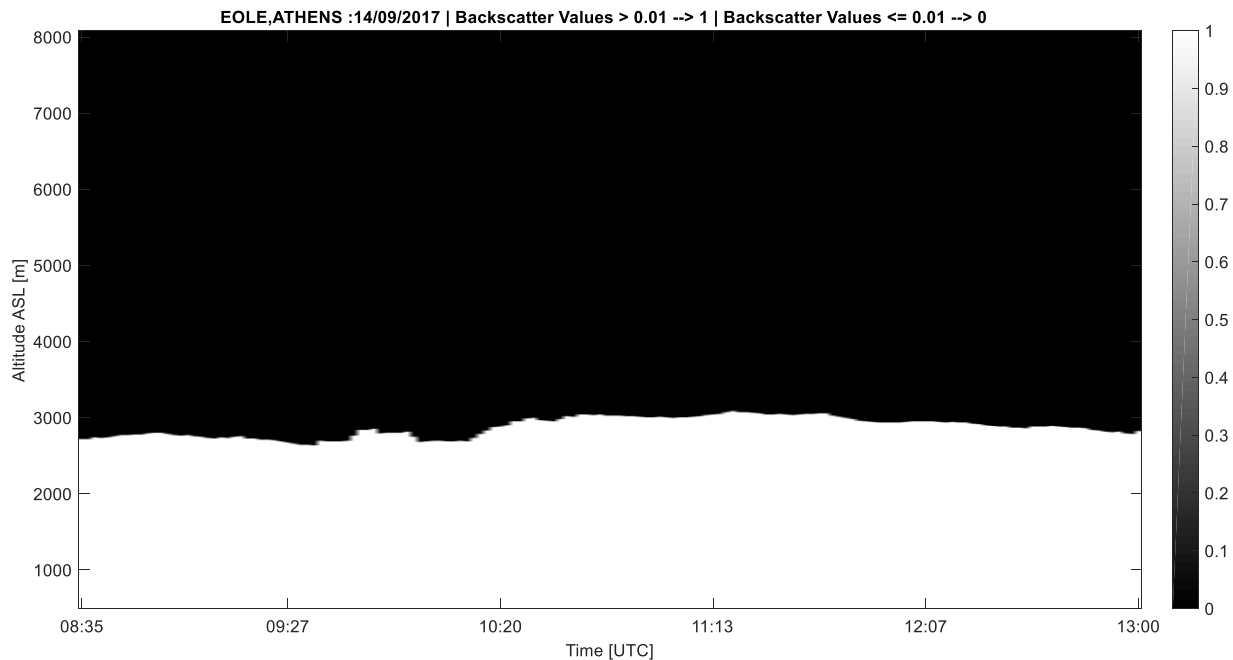


Figure 4.15: A mask showing the partition of the lidar image by the CloudDetectH method for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.

Now that we have partitioned the lidar image into two parts we can apply different methods to extract the aerosol layers for each part based on their characteristics.

For the first part (white region) we filter the whole RCS image with two motion filters with length 3 pixels, just like the CloudDetectDown. Then we pass the generated image through a threshold equal to 6000 A.U and collect the data belonging to the white region using the mask.

For the second part (black region) we filter the whole RCS and BS images with average filters of sizes [5, 5]. Working in a similar way with the CloudDetectUp, we pass the product of the two averaged images through a threshold set to 45 A.U. The values that passed this threshold form a mask which is then multiplied with the averaged RCS image. The generated image then passes through a second threshold. For the value of this threshold we use statistical parameters of the data that belong in the weak signal region of the RCS image (i.e. the black region in fig 4.15). We calculate the mean and the standard deviation of the pixels of the averaged RCS image that have intensities lower than 15000 A.U and greater than 0. As a threshold we consider the maximum of the mean value and 3500 A.U. In addition, if the standard deviation is greater than 2000 A.U., we increase the threshold value by 1000 A.U. in order to reject layers that have occurred due to the high noise of the signal.

Finally, we combine the all the pixels from the two regions of the lidar image and we reject all the layers that consisting of 100 pixels or less using the function *bwareaopen*. The processing flow of the algorithm is presented in figure 4.16. The output of the CloudDetectH algorithm is shown in figure 4.17.

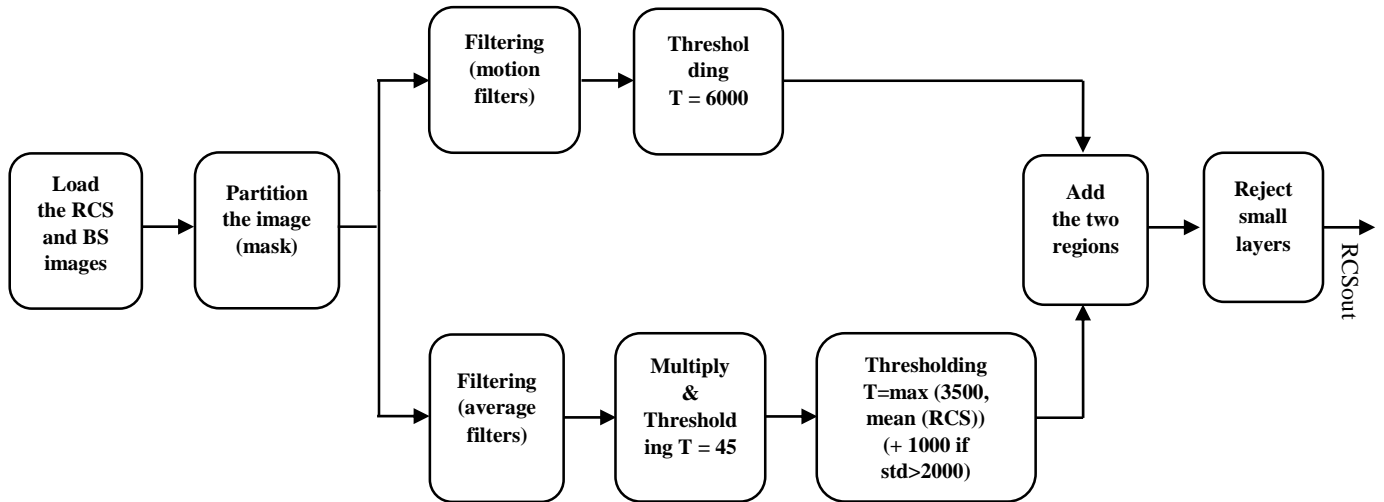


Figure 4.16: Processing flow of the CloudDetectH algorithm.

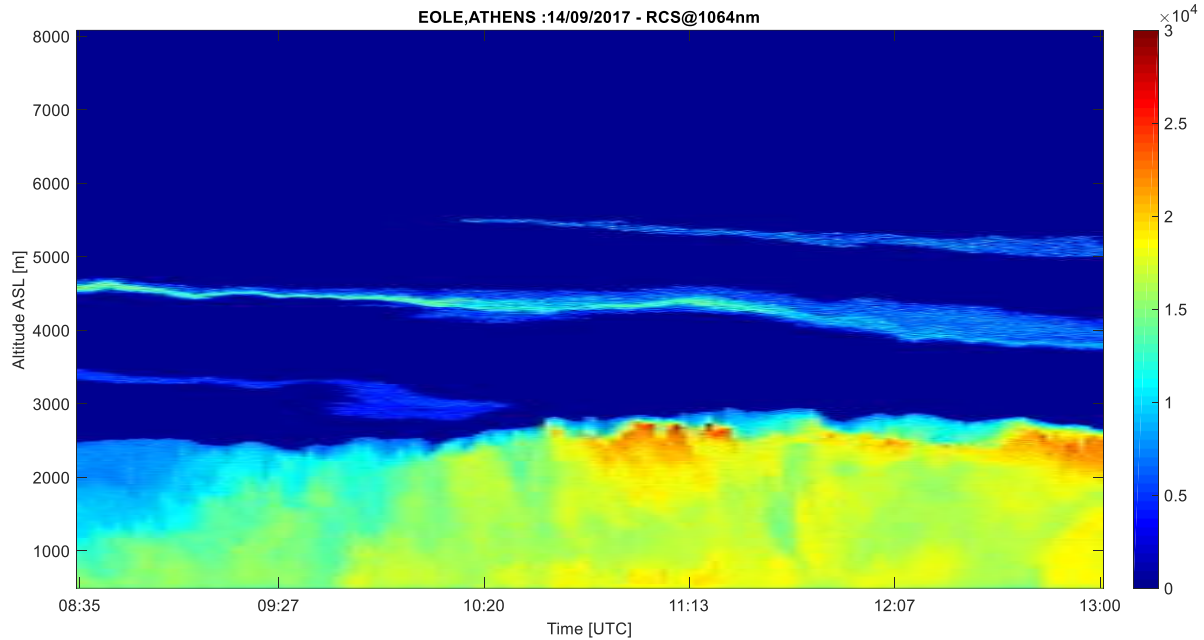


Figure 4.17: The output of the CloudDetectH method for the EOLE 14/09/17 Klett measurement.

4.3 Segmentation of Aerosol Layers & Clouds

After the detection of the aerosol layers and clouds in the EOLE lidar images, follows the segmentation of the extracted layers. The features that we use to classify the layers are the intensity and the position in the image (height and time) of the layers. A first segmentation for the detected aerosol layers is the discrimination between the planet boundary layer (PBL), the layers that are partially mixed with the PBL and the upper aerosol layers and clouds.

The planetary boundary layer (PBL) is a key variable in climate modeling and has an enormous influence on air pollution [15]. It is the part of the troposphere directly influenced by the Earth's surface and it responds to surface forcings with a time scale of about an hour or less. The height of this layer is a fundamental quantity for the description of vertical mixing processes in the lower part of the troposphere and it exerts a strong influence in the environmental state at the surface. Aerosols in the PBL come mostly from human activity such as industrial dust and ashes, combustion of biomass, SO₂ salts, etc.

Upper layers consist of aerosol layers coming mostly from environmental activity such as desert dust produced in arid regions, clouds, marine aerosols coming from the Earth's oceans and natural sulfur aerosols formed during volcanic eruptions.

4.3.1 Segmentation of the Upper Layers

In this paragraph we describe a method for the segmentation of aerosol layers that are above the PBL. The noise in these layers is very high, so the only feature that we can use for the segmentation is the position of the layers.

For the segmentation of the aerosol layers we use the MATLAB function *bwlabel*. *Bwlabel* takes a binary image as an input and finds all the pixels that are connected (4-way or 8-way connectivity) and labels them with an integer. The background is considered as one object and it is labeled as 0. An example of the *bwlabel* function is shown in figure 4.18.

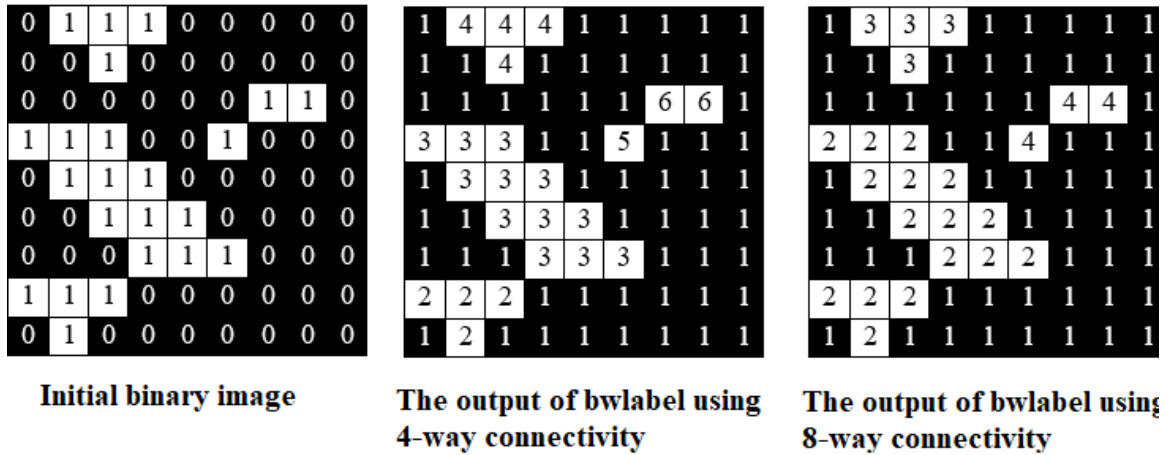


Figure 4.18: An example of the MATLAB function *bwlabel*.

The *bwlabel* function is limited to use 4 or 8 connectivity. However, we have to consider a more extended connectivity for the aerosol layers, therefore we expand the connectivity of the *bwlabel* by dilating the image for both the height and time dimensions and then use the *bwlabel*.

Dilation is the one of the basic operations in mathematical morphology, the other is erosion. Both are being presented here for the sake of completeness. In mathematical morphology, a binary image is viewed as a subset of a Euclidean space \mathbb{R}^d or the integer grid \mathbb{Z}^d . Let the A be a binary image and B a structuring element regarded as a subset of \mathbb{R}^d . The dilation of A by B is defined by

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b \quad (4.4)$$

Where A_b is the translation of A by b . In a similar way we define erosion of A by B as

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} A_{-b} \quad (4.5)$$

Where A_{-b} denotes the translation of A by $-b$. Erosion converts a pixel with value 1 to 0 if one of its neighbors, which are being defined by the structure element, has zero value. In a similar way, dilation turns a pixel with value 0 to 1 if one of its neighbors has one value. An example of the basic morphological operations is shown in figure 4.18.

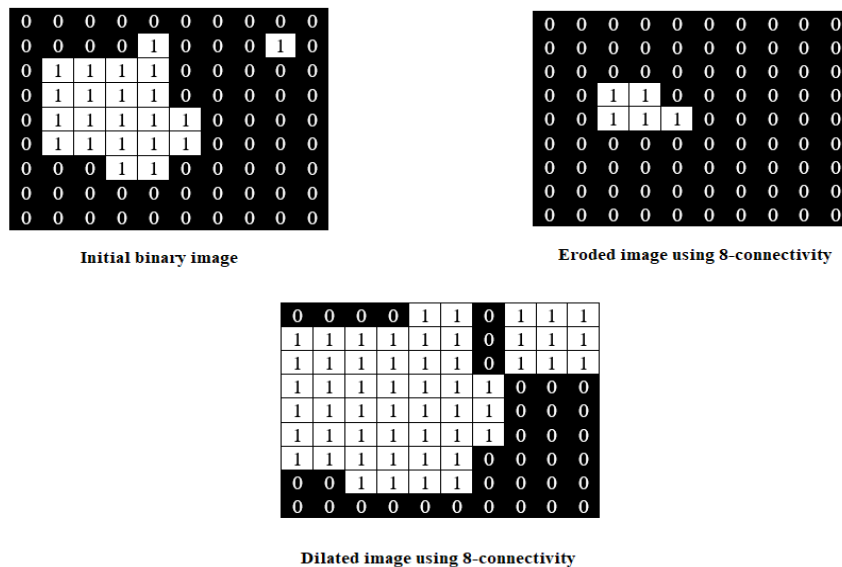


Figure 4.19: Examples of the basic morphological functions: erosion and dilation.

By dilating the binary image and then applying the *bwlabel* function, we manage to consider as one layers that are more than 1 pixel away from each other. Figure 4.20

shows the result of the *bwlabel* function in an EOLE lidar image. The Planet Boundary Layer is considered as one single aerosol layer for the moment.

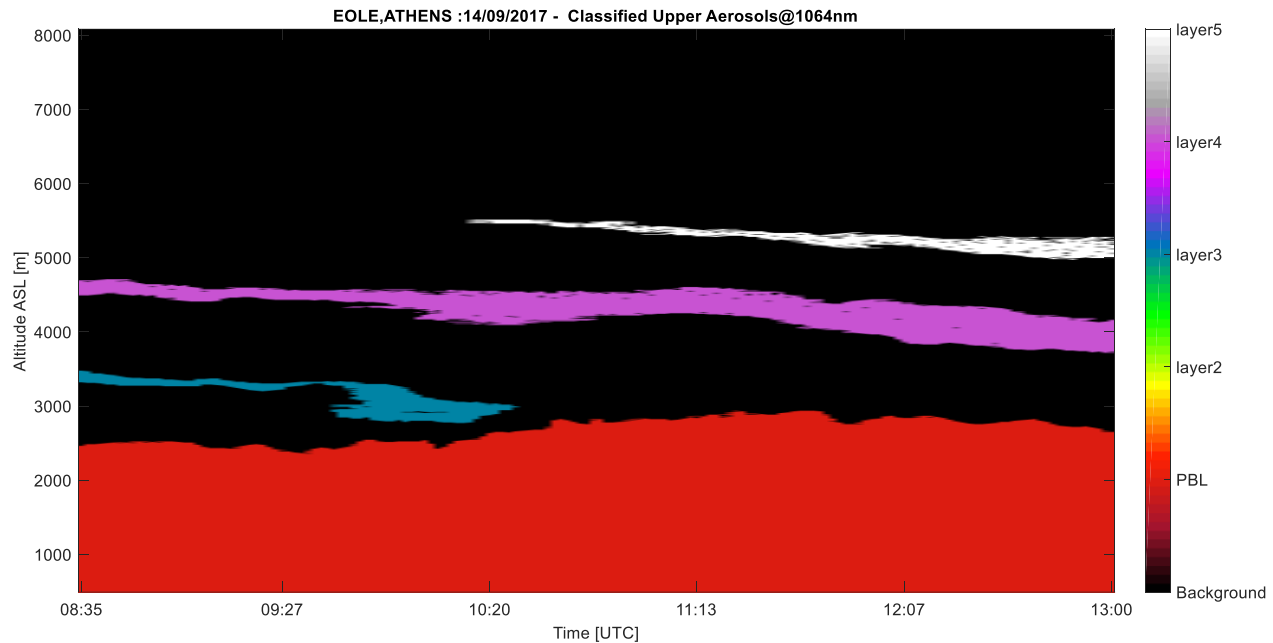


Figure 4.20: Segmentation of the upper aerosol layers of the EOLE 14/09/17 Klett measurement. The Planet Boundary Layer is considered as one layer.

Now that we have classified the aerosol layers and the clouds that are at higher altitudes and away from the Planet Boundary Layer, have to examine methods to segment the various aerosol layers that make up the PBL, also called mixed layer, or are joining at some point with it. The PBL usually contains many aerosol layers of various shapes and intensities which are mixed. In the following chapters we test some basic image processing techniques for the segmentation of the aerosol layers in the PBL.

4.3.2 Segmentation of the partially mixed with the PBL layers

Many lidar measurements contain aerosol layers that don't belong to the PBL however they merge with it at some point in the measurement. Figure 4.21 demonstrates an example of an EOLE lidar measurement that contains aerosol layers of this type. In this paragraph we describe a method to disconnect these layers from the PBL in order to classify

them as separate aerosol layers. This algorithm follows the algorithm for the segmentation of the upper layers described in ch. 4.3.1.

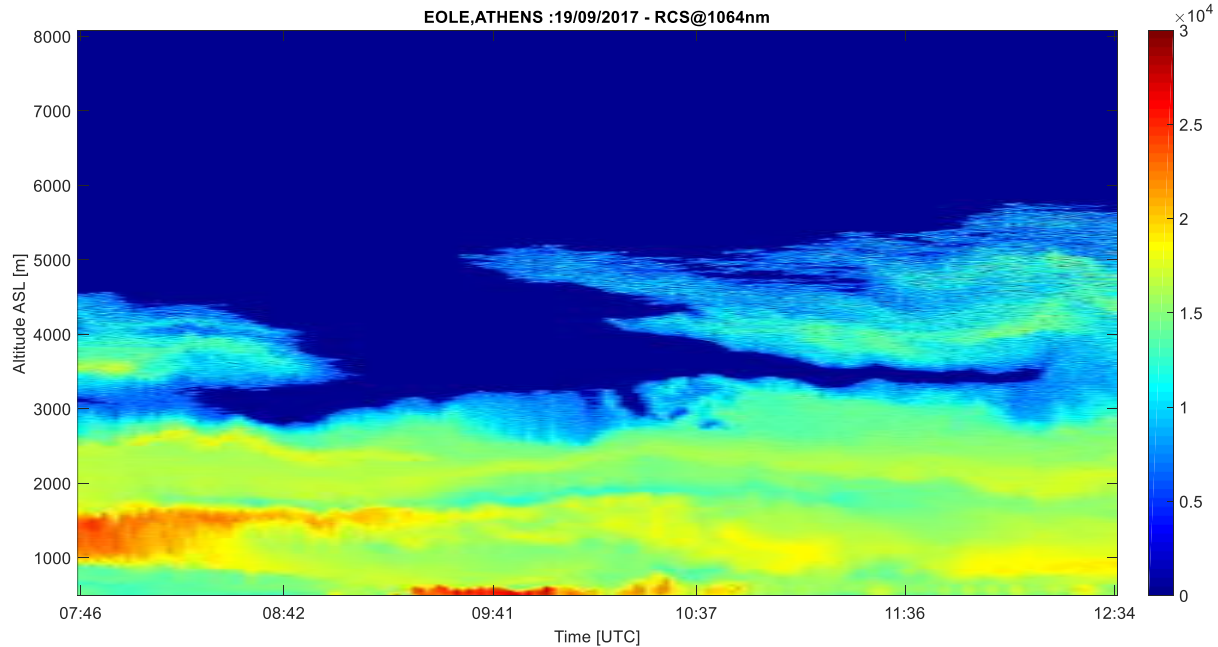


Figure 4.21: The RCS image after the detection of the aerosol layers of the EOLE 19/09/2017 Klett measurement. Note the aerosol layers that join the PBL at the left and right of the image.

After the segmentation of the upper layers, the remaining aerosol layers are considered as one by the `bwlabel`. If the PBL combined with the partially mixed layers extends only to a small height (about 500m) we consider the remaining aerosols as one mixed layer. Otherwise, some of the remaining layers may not be part of the PBL. To disjoin these type of layers we consider the extent at which these layers are mixed with the PBL, i.e. the number of measurements over time at which these layers have been mixed with the PBL. For this purpose we will use a variation of the watershed segmentation as described below.

In the classical watershed segmentation algorithm, an image is regarded as a topographic landscape with ridges and valleys. The elevation values of the landscape are typically defined by the gray values of the respective pixels. Based on such a 3D representation the watershed transform decomposes an image into *catchment basins*. For each local minimum, a catchment basin comprises all points whose path of steepest descent terminates at this minimum. Watersheds separate basins from each other. The watershed transform decomposes an image completely and thus assigns each pixel either to a region or a watershed.

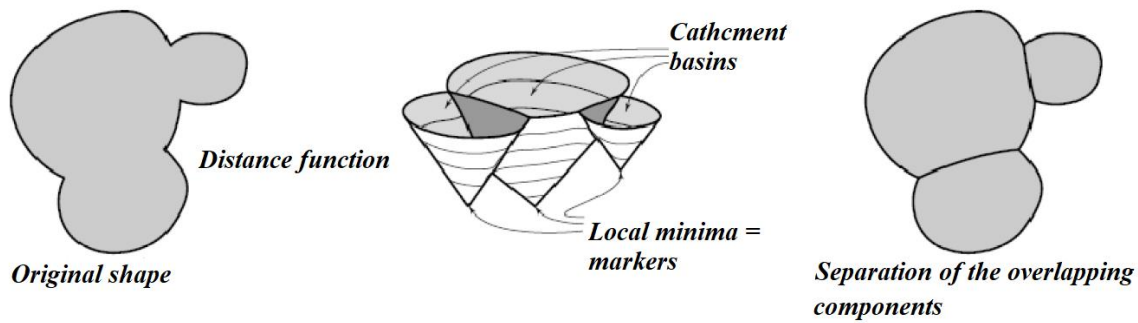


Figure 4.22: Illustration of the watershed segmentation.

Next we describe the methodology used for our problem. First we obtain a binary image (mask) that contains the PBL aerosols and the mixed with it layers (shape of the overlapping components). Then we find the outer edges of the mask. To do that we use the MATLAB command `bwmorph(mask, 'remove')`. This command sets a pixel to 0 if its 4-connected neighbors are all 1's, thus leaving only boundary pixels.

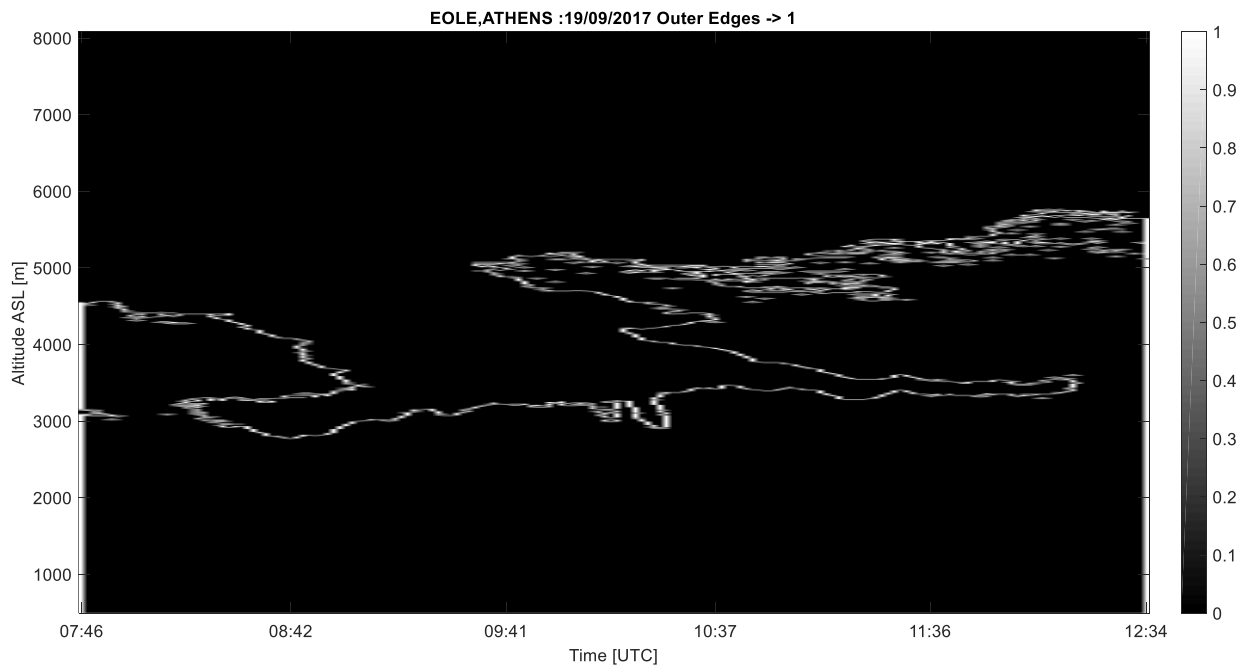


Figure 4.23: The outer edges (white) of the aerosol layers detected in the EOLE 19/09/2017 Klett measurement.

Now that we have successfully detected the outer edges of the aerosol layers we remove them from the mask. By doing this process separated regions of aerosol layers may arise. If so we apply the watershed segmentation using these regions as markers or catchment basins. Otherwise we continue removing the 2nd, 3rd, ..., nth most outer pixels of the mixed layer and when a separate aerosol layer arises we apply the segmentation algorithm. Instead of the extraction of the outer pixels process, we could use an erosion process, with an increasing in size structure element, of the image. However, the process used offers a more accurate extraction of the pixels. The number of iterations n for the extraction of the outer pixels depends on the number of the lidar measurements taken over time or the size of the image in the horizontal dimension. This is because we have to consider the extent at which a layer is mixed with the PBL as described before.

In the process of removing the outer pixels of the aerosol layers many small layers may occur. To reject these, use the function *bwareaopen* as described before. In this way, we avoid the over-segmentation of the aerosol layers. Figure 4.24 shows the result of the extraction of the outer pixels process at the 3rd iteration. Note the disconnection that has occurred between the aerosol layer at the left of the image with the PBL.

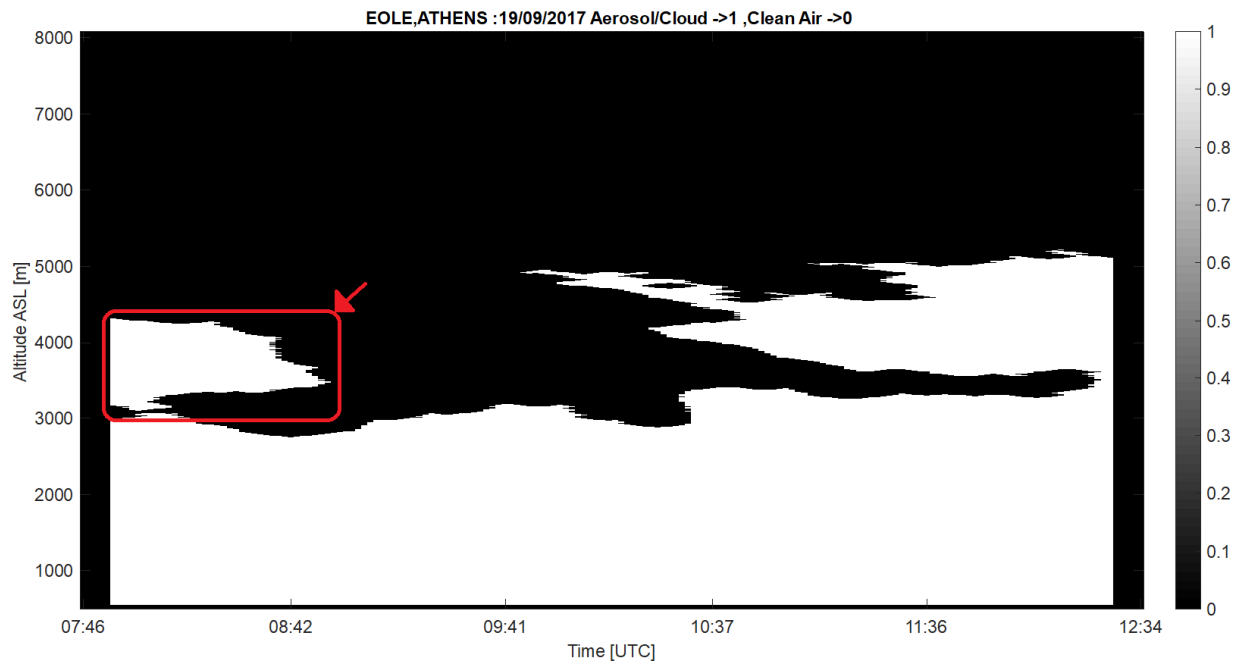


Figure 4.24: The extraction of the outer pixels process at the 4th iteration of the lidar image for the EOLE 19/09/2017 Klett measurement. The red rectangle shows the aerosol layer that has been separated from the PBL.

When a disconnection between the aerosol layers emerges we apply the watershed segmentation. Firstly, we calculate the distance for each pixels from the markers, i.e. the

main cores of the aerosol layers. For the calculation of the distance we use the MATLAB function *bwdist*, which assigns a number to a pixel that is the distance between that pixel and the nearest nonzero pixel of the binary image. For the metric of the distance we used the “chessboard” metric which is described as:

$$distance = \{ |x_1 - x_2|, |y_1 - y_2| \} \quad (4.6)$$

Then we apply the watershed transformation on the image that contains the distances measured for each pixel using the function *watershed*. The transform sets as zero the pixels of the distance image that are equally spaced from two or more catchment basins or markers. Based on these boundaries, the transform segments the image into a number of regions equal to the number of the markers. Arbitrarily we classify the boundary pixels to the Planet Boundary Layer. Finally, we multiply the segmented image with the initial binary mask that contains the shape of the mixed aerosol layer. The whole processing flow of the method is shown in figure 4.28. The output for the lidar image of figure 4.25 is presented in figure 4.26.

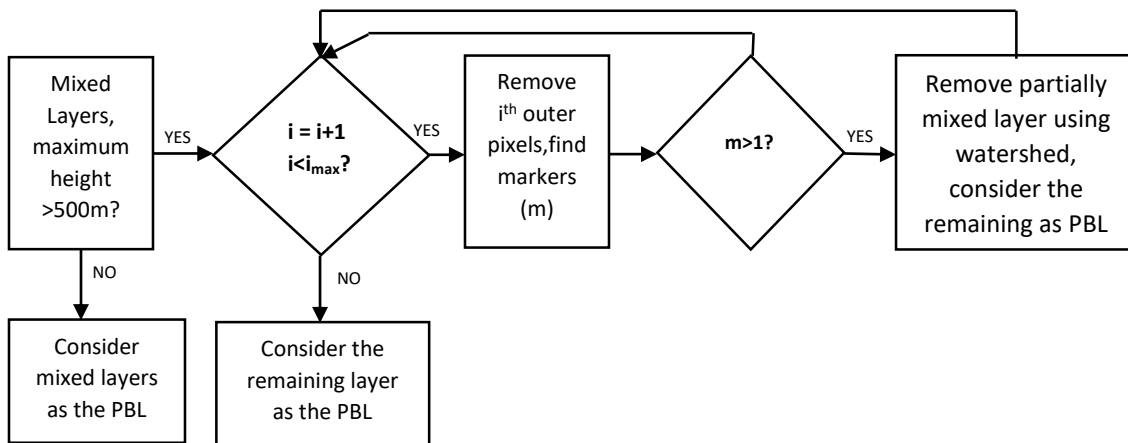


Figure 4.25: Processing flow of the watershed segmentation algorithm.

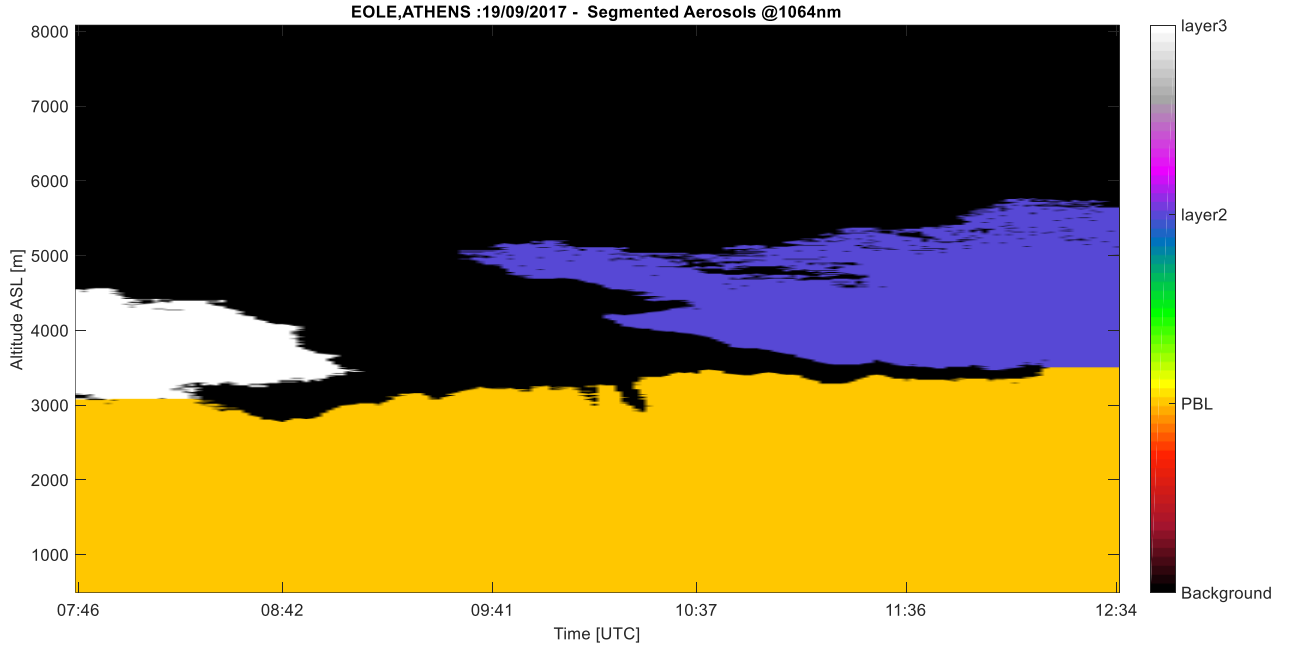


Figure 4.26: Segmentation between the partially mixed aerosol layers and the PBL of the lidar image for the EOLE 19/09/2017 Klett measurement.

4.3.3 Segmentation of PBL: K-means

Following the segmentation of the partially mixed with the PBL aerosol layers, we try to segment the PBL to its individual parts/layers. For the segmentation of the Planet Boundary Layer we can use both the intensity and the position layers. In the method described in this paragraph we use the k-means algorithm using only the intensity of the signal as input to segment the PBL and then apply a method to separate the layers based on their position in the image (height and time).

K-means clustering is a method of vector quantization that is popular for cluster analysis in data mining. The method aims to partition n observations into k clusters in which each observation belongs to the cluster with the nearest mean, serving as a prototype of the cluster. Given a set of observations $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)$, where each observation is a d -dimensional real vector k-means clustering aims to partition the n observations into k ($\leq n$) sets $\mathbf{S} = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ so as to minimize the within-cluster sum of squares (WCSS) (i.e. variance).

$$\arg \min_S \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2 = \arg \min_S \sum_{i=1}^k |S_i| \text{Var} S_i \quad (4.7)$$

where μ_i is the mean points in S_i .

The standard algorithm uses an iterative refinement technique. Given an initial set of k means $m_1^{(1)}, m_2^{(2)}, \dots, m_k^{(k)}$ the algorithm proceeds by alternating between two steps:

Assignment step: Assign each observation to the cluster whose mean has the least Euclidean distance, this is intuitively the “nearest” mean.

$$S_i^{(t)} = \left\{ x_p : \left\| x_p - m_i^{(t)} \right\|^2 \leq \left\| x_p - m_j^{(t)} \right\|^2 \forall j, 1 \leq j \leq k \right\}, \quad (4.8)$$

where each x_p is assigned to exactly one $S^{(t)}$, even if it could be to two or more of them.

Update step: Calculate the new means (centroids) of the observations in the new clusters.

$$m_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j \quad (4.9)$$

The algorithm has converged when the assignments no longer change. However it does not guarantee to find the optimum.

Common initialization methods for the selection of the initial cluster centroid positions are the Forgy and Random Partition. The former randomly chooses k observations from the dataset and uses these as the initial means. The latter first randomly assigns a cluster to each observation and then proceeds to the update step, thus computing the initial mean to be the centroid of the cluster’s randomly assigned points. The Forgy method tends to spread the initial means out, while Random Partition places all of them close to the center of the data set.

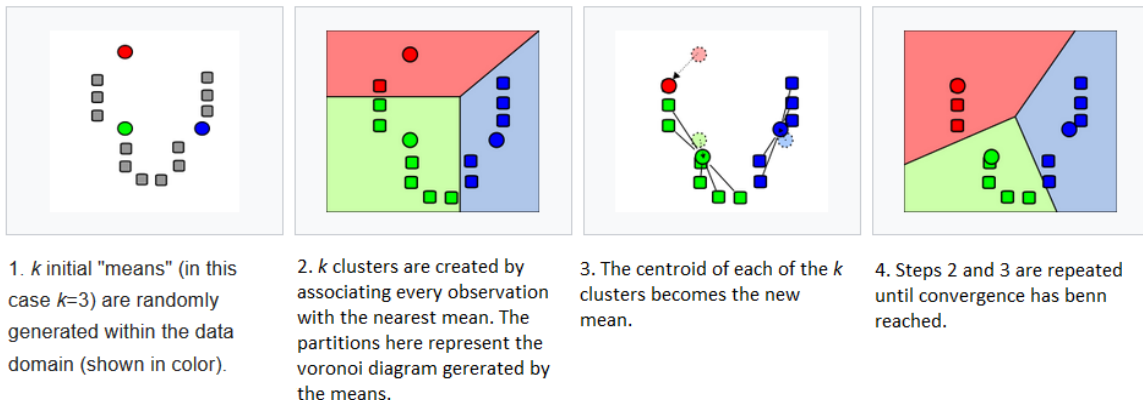


Figure 4.27: Demonstration of the standard k-means algorithm.

The implementation of the k-means algorithm in MATLAB is done with the function *kmeans*. As input we use the intensity of the pixels that make up the PBL in the lidar image. The distance metric we use is the Euclidean. As initial cluster centroid positions we choose the default option called ‘*plus*’. This method selects k observations from the data set X as: the first cluster center is chosen uniformly at random from the X, after which each subsequent cluster center is chosen randomly from the remaining data points with probability proportional to its distance from the point’s closest existing cluster center. To make the algorithm more robust, due to the randomness of the selection of the initial centroids, we set the option ‘*Replicates*’ of the function to 3. This option determines the number of times to repeat the clustering, each with a new set of initial centroids.

For the automated selection of the optimum number of clusters k we used the Calinski-Harabasz criterion. The method selects the optimum k that maximizes the index CH described as:

$$CH = \frac{\text{trace}(\mathbf{BG})/(k - 1)}{\text{trace}(\mathbf{WG})/(n - k)} \quad (4.10)$$

Where

$\mathbf{WG} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ij} - \bar{x}_j)'$ is the within-group dispersion matrix,

$\mathbf{BG} = \sum_{i=1}^k n_i (\bar{x}_i - \bar{x})(\bar{x}_i - \bar{x})'$ is the between-group dispersion matrix,

x_{ij} is the vector of attribute values for the j^{th} in the i^{th} group,

\bar{x} is the mean vector of all n objects,

\bar{x}_i is the mean vector of the objects in group i,

n_i is the number of objects in group i,

Trace(\mathbf{WG}) and trace(\mathbf{BG}) are the within- and between-cluster sums-of-squares and k and n denote the number of clusters and the total number of objects. The values of k we test range [2, 5].

The k-means algorithm represents the pixel values to an integer number $i = 1, 2, \dots, k$ that represent the cluster that they belong. We change the labelling of the clusters according to the intensity value of their respective centroids, i.e. the background is labeled as 1 and the highest in intensity cluster is labeled as k. In the highest intensity we choose to include all the pixels with intensities above 27000 A.U. by setting these pixels’ intensities to 4000 A.U. to ensure the creation of a separate cluster. In addition, we set all the pixels with intensities equal to zero (i.e. the pixels that don’t belong to the PBL) to -1000 A.U. In this way we manage to select and separate the cores of some aerosol layers with high intensity and we avoid to reject a pixel which has low intensity but belongs to the PBL as background.

Now that we have used the intensity of the signal in the PBL we have to take into account the geometrical properties of the produced segments, meaning the height and their duration over time. Considering the total duration of the lidar measurements, we incorporate very small segments to the bigger aerosol layers that which surround them. To

implement this we perform a grayscale image closing. In grayscale morphology, images are functions mapping a Euclidean space or grid into the set of reals $\mathbb{R} \cup \{-\infty, +\infty\}$. Denoting an image by $f(x)$ and the grayscale structuring element by $b(x)$, where B is the space that $b(x)$ is defined, the grayscale closing of f by b is given by the

$$f \bullet B = (f \oplus B) \ominus B$$

where $(f \oplus b)(x) = \sup_{y \in B} [f(y) + b(x - y)]$ is the grayscale dilation (4.11)

and $(f \ominus b)(x) = \inf_{y \in B} [f(x + y) - b(y)]$ is the grayscale erosion

After the incorporation of the small segments, we classify the segments of the PBL using the `bwlabel` in a similar manner as the segmentation of the upper layers. The processing flow and the result of the method are shown below.

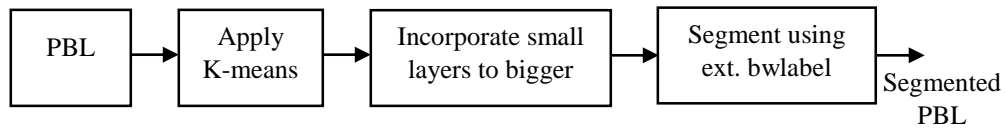


Figure 4.28. Processing flow of the K-means algorithm for the Segmentation of the mixed layers.

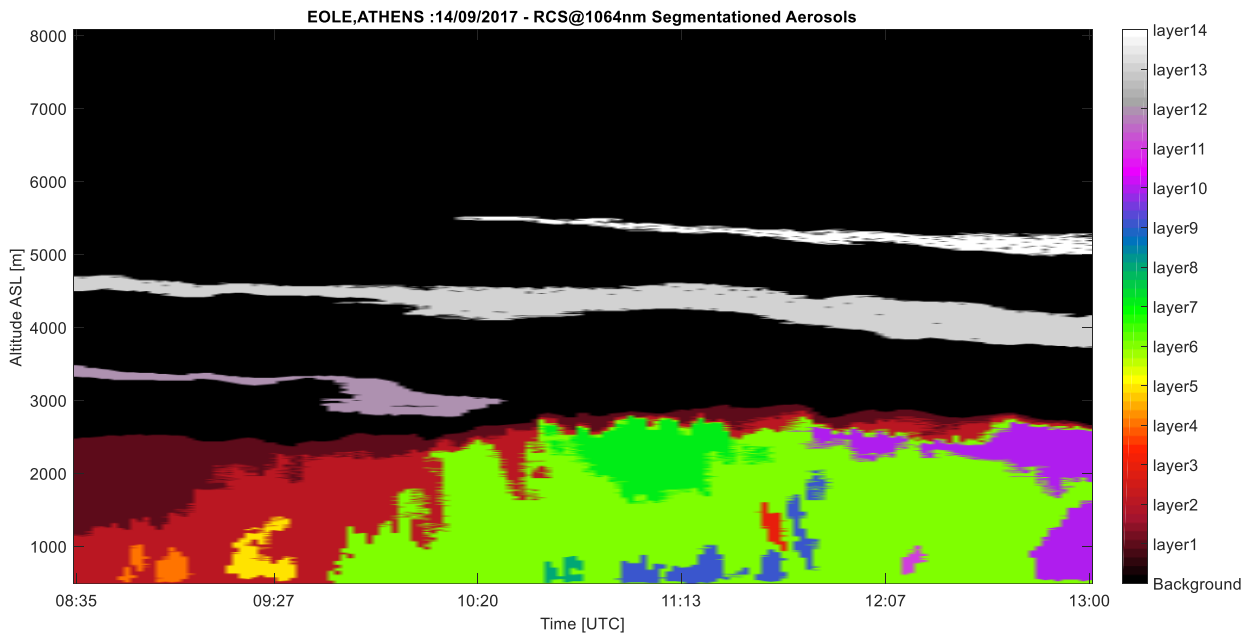


Figure 4.29: Segmentation of the PBL for the EOLE 14/09/2017 Klett measurement using the `kmeans` method.

4.3.4 Segmentation of PBL: Multithresh

A different method to perform the segmentation of the PBL based at first only on the signal intensity and secondly, take the position into account is to replace the kmeans algorithm with an algorithm that uses the histogram of the image. The histogram is an accurate representation of the distribution of the signal intensity values. It basically divides the entire range of values into a series of intervals, called bins and then count how many values fall into each interval.

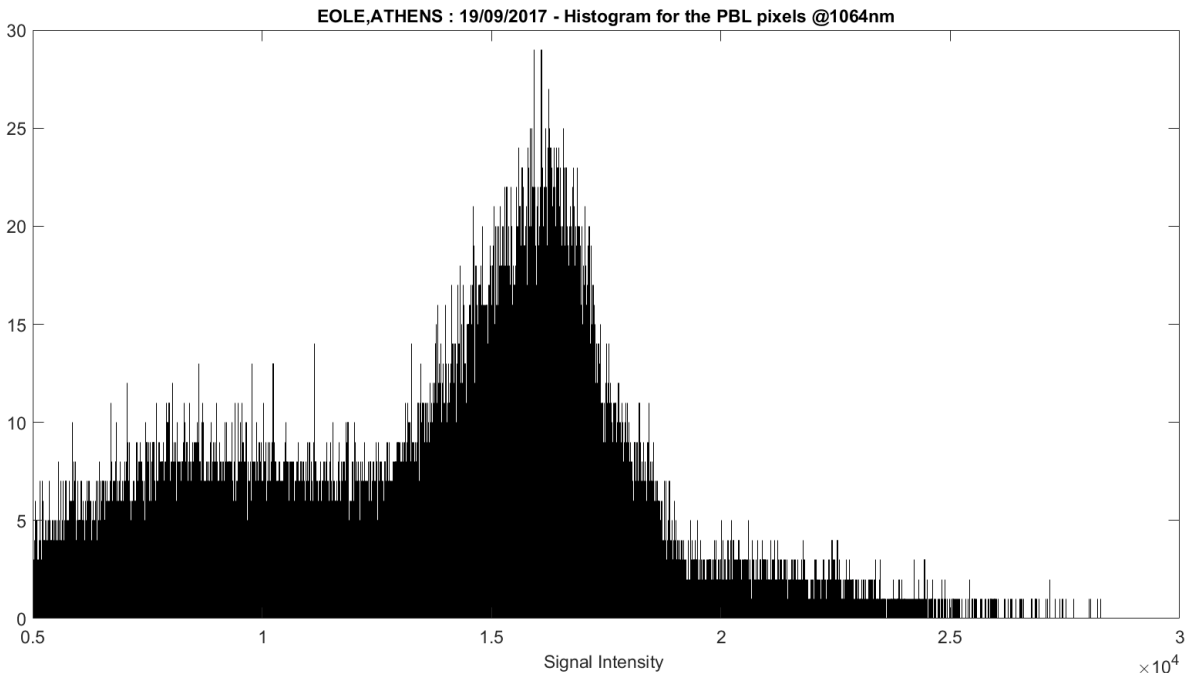


Figure 4.30: Histogram of the intensity values of the pixels that belong to the PBL for the EOLE 19/09/2017 Klett measurement.

The algorithm we use is an extension of the Otsu's method algorithm, called multi Otsu method. The classical version, which is named after Nobuyuki Otsu, is used to automatically perform clustering-based image thresholding or for the reduction of a graylevel image to a binary image. The algorithm assumes that the image contains two classes of pixels following bi-modal histogram (foreground and background pixels), it then calculates the optimum threshold separating the two classes so that their combined spread (intra-class variance) is minimal.

The intra-class variance is defined as:

$$\sigma_w^2(t) = \omega_0(t)\sigma_0^2(t) + \omega_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (4.12)$$

Where ω_0 and ω_1 are the probabilities of the two classes separated by a threshold t , and σ_0^2 and σ_1^2 are variances of these two classes. The class probability is computed from the L bins of the histogram:

$$\omega_0(t) = \sum_{i=0}^{t-1} p(i) \quad \text{and} \quad \omega_1(t) = \sum_{i=t}^{L-1} p(i) \quad (4.13)$$

The algorithm first computes the probabilities and sets up the initial means $\mu_i(0)$. Then steps through all possible thresholds $t = 1, \dots, \text{maximum intensity}$, updates the ω_i and μ_i , and computes the intra-class variance $\sigma_w^2(t)$. The desired threshold corresponds to the minimum $\sigma_w^2(t)$.

The extended version of the Otsu's method computes N thresholds using the same method, thus it can be used for segmentation of the signal intensity. The implementation of the algorithm can be done by the MATLAB function *multithresh*. The function takes as input the image A and the number of the thresholds N . The output is a $1 \times N$ vector (levels) which can be used to convert A into an image *quant_A* with $(N+1)$ discrete levels using the function *imquantize* which assigns integer values in the range $[1 (N+1)]$ as per the criterion below:

$$\text{quant}_{A(k)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A(k) \leq \text{levels}(1) \\ m, & \text{if } \text{levels}(m-1) \leq A(k) \leq \text{levels}(m) \\ N+1, & \text{if } A(k) > \text{levels}(N) \end{cases} \quad (4.14)$$

The function *mutlithresh* returns also a metric values which indicates the effectiveness of the thresholds. Metric is in range $[0 1]$ and a higher value represents greater effectiveness. For the automated selection of the number of thresholds we used the criterion below:

$$N = \begin{cases} i, & \text{if } 1 \leq i \leq 3 \text{ and } \text{metric}(i) > 0.99 \\ 4, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.15)$$

The segmentation based on the intensity values of the PBL layers follows the final part of the segmentation which uses the position of the aerosols. The methodology we used here is identical with the one described in the kmeans method.

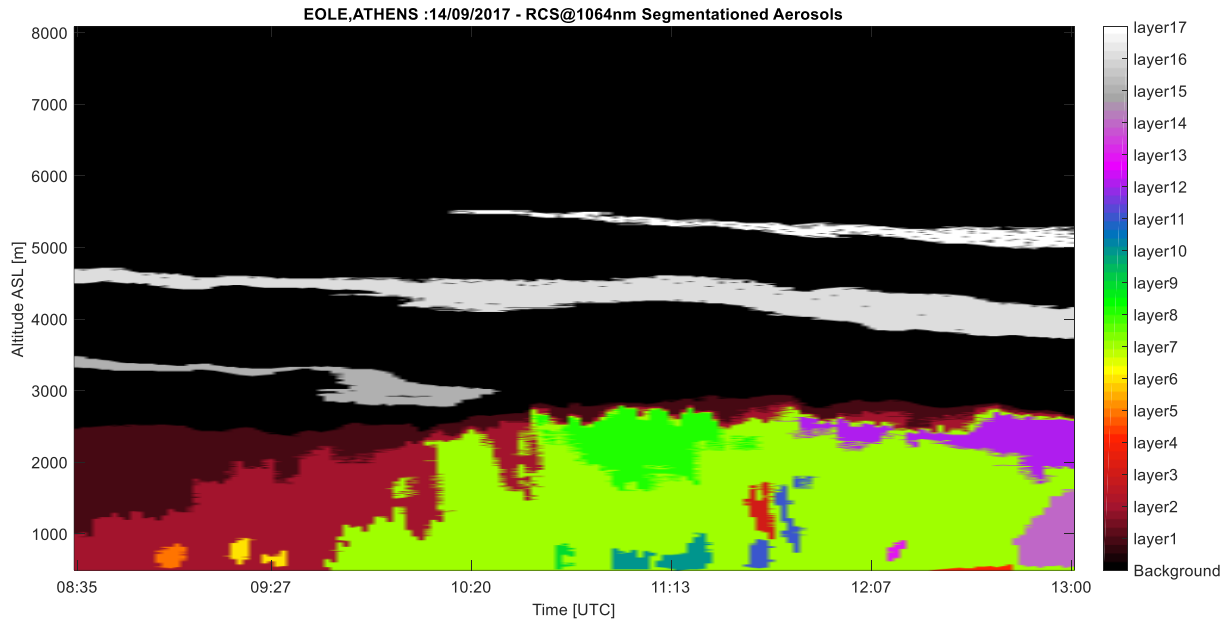


Figure 4.31: Segmentation of PBL for the EOLE 14/09/2017 Klett measurement using the multithresh method.

4.3.5 Segmentation of PBL: 3D K-means

Kmeans can be used to partition observations $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_3)$, where each observation is a d-dimensional real vector. Therefore, we can use both the intensity and the position of the aerosol layers at the same time, as input of the kmeans, in order to segment the layers in the PBL. The algorithm we built is a variation of the kmeans described in the previous chapter. The difference lies in the fact that input data is 3-dimensional vector:

- The first dimension of the data is the signal intensity as described in the kmeans algorithm.
- The second dimension is an integer that represents the height of the layer. Because of the great range of the signal intensities (0-30000 A.U.) we cannot use the real height values (~500m - 4000m). Instead, we use a vector that has size equal to the

range of height of the PBL and contains linear increasing values. The result of the method is very sensitive to the ranging of the “height” vector. A good ranging is: $[\min(\text{RCS}), \max(\text{RCS})/3]$.

- The third dimension corresponds to the position of the layers in the time domain. For the same reasons with the height, we use a time vector with range $[\min(\text{RCS})/10, \max(\text{RCS})/30]$, and size equal to the number of lidar measurements over time.

For the automated selection of the number of clusters we used the Calinski-Harabasz criterion described in paragraph 4.3.3. For the distance between each observation we choose the *Euclidean* metric and we repeat the clustering 3 times. In addition, we use the same segmentation using the position of the segmented areas (bwlabel), as described in kmeans and multithresh methods.

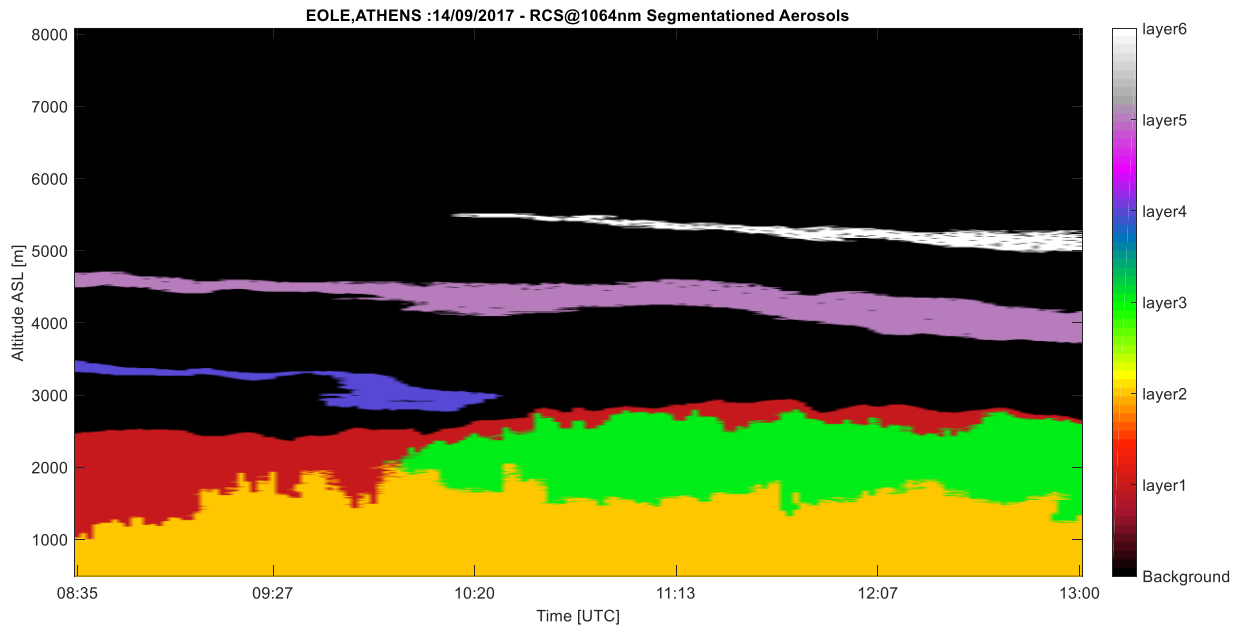


Figure 4.32: Segmentation of the PBL using the 3Dimensional K-means method for the EOLE 14/09/2017 Klett measurement. The height parameter affects dramatically the segmentation.

Chapter 5: Proposed Pipeline of Algorithms

In general, we can separate the whole algorithm in three parts/steps:

1. Import and preprocessing of the EOLE lidar data.
2. Detection of the aerosol layers and clouds.
3. Segmentation of the aerosol layers and clouds.

The first part is indicated from the lidar signal equation theory and therefore is standardized. The second and the third are the main subject of this work.

For the second part, the detection of the aerosol layers and clouds we have proposed three different algorithms:

- CloudDetect (C),
- CloudDetectUp/Down (CUD), and
- CloudDetectH (CH).

The third part can be divided into three sub-sections: Segmentation of the Upper Layers, Segmentation of the partially mixed with the PBL Layers and Segmentation of the Planet Boundary Layer. For the first two we have proposed two methods described in paragraphs 4.3.1 and 4.3.2 respectively. As for the segmentation of the Planet Boundary Layer we have proposed the following three algorithms:

- Segmentation of the PBL using k-means (K),
- Segmentation of the PBL using multithresh (M),
- Segmentation of the PBL using 3d k-means (3K),

In this chapter, we built 4 different pipelines, by combining the individual steps, in order to evaluate the performance of each and to propose the best solution. The 4 pipelines are:

<i>Pipelines/Stages</i>	<i>Pre-processing</i>	<i>Detection</i>	<i>Segmentation</i>
<i>Pipeline A</i>	Standard	CloudDetect	Multithresh
<i>Pipeline B</i>	Standard	CloudDetectH	3d k-means
<i>Pipeline C</i>	Standard	CloudDetectH	Multithresh
<i>Pipeline D</i>	Standard	CloudDetectUp/Down	K-means

Table 5.1: The stages for the pipelines tested.

For the testing of the performance we conducted a subjective experiment, where we consulted an expert in lidar measurements to score the performance of each algorithm by setting a value between 1 (worst performance) and 4 (best performance). The results of the test are shown below.

Measurements/Pipelines	Pipeline A	Pipeline B	Pipeline C	Pipeline D
Score #1	1	3	3	4
Score #2	1	3	4	3
Score #3	1	2	3	4
Score #4	2	1	4	4
Score #5	3	2	4	3
Score #6	4	1	3	3
Score #7	1	4	4	4
Score #8	1	2	3	4
Score #9	1	3	3	4
Score #10	1	2	4	3
Total score	16/40	23/40	35/40	36/40

Table 5.2: Scores of the Pipelines for 10 different EOLE lidar measurements.

As the above table shows, the pipelines C and D have the best performance. Pipeline A had mainly issues to detect aerosol layers because of the CloudDetect method, while Pipeline B had poor performance in the segmentation due to the 3d K-means method. We have noticed relatively similar performance between CloudDetectH and CloudDetectUp/Down as well as between Multithresh and K-means as described in chapter 4. This similarity is also reflected in the above scores.

Next we present the performances of the pipelines tested in execution time and memory utilization. The average execution time the import and pre-processing of the lidar signal is 2.3267013 sec.

Measurements/Pipelines	Pipeline A	Pipeline B	Pipeline C	Pipeline D
Avg. Execution Time (s)	0.1993114	3.4648503	0.1737661	3.5144804
Avg. Memory Allocated (MB)	98.7048	2,350.2252	31.6444	2,659.2284
Avg. Peak Memory Usage (KB)	1438	6078.4	1235.6	6078.4

Table 5.3: Performance of the Pipelines in execution time and memory utilization.

As shown in table 5.3 the Pipelines that use k-means clustering have significantly higher memory usage and execution times. This is mainly due to the selection of the optimal k for the clustering using the Calinski-Harabasz criterion. Apart from the criterion, we noticed that k-means clustering is in general slower from the Multithresh clustering.

As a result we suggest the Pipeline C: Pre-processing→CloudDetectH→Multi-thresh as the best solution.

Chapter 6: Conclusions and Future Work

The goal of this diploma thesis was the detection and segmentation of aerosol layers and clouds in the EOLE lidar measurements. Our implementation is based on image processing algorithms. The main advantage of this approach is the exploitation of the time properties (time continuity) except from the spatial properties of the lidar signal. The improvement of the algorithm using the time continuity of the signal reaches to about 50% (relative to using only 1d filters, in the dimension of height).

The problem, particularly the segmentation of the layers, has no unambiguous solution. Therefore, we used a subjective evaluation. Given the scores of the evaluation (87.5%), we can claim that our implementation is a credible solution to the problem. In addition, it is safe to declare that the processing of lidar measurements using image processing algorithms is a promising approach and hence worth investing in.

Furthermore, our implementation achieves the goal of automated detection and segmentation of the layers in 92% of the measurements tested. However, the user is given the ability to adjust the parameters of clustering (number of classes) in case of the solution provided by the algorithm is not satisfying.

In spite of the proven functionality of the described implementation, the developed algorithm has plenty room for improvement, especially in the segmentation part. An optimization for the selection of the number of clusters in k-means is a problem worth studying. Beyond the methods described in this thesis, another promising method for the segmentation problem is the development of a neural network.

Lastly the development of the algorithm outside the MATLAB platform is the next step of the work presented in this thesis. Given the average execution time of the algorithm (2.32 + 0.17 sec) and the total memory used (31.64 MB) we can customize our implementation in order to use it on an embedded system for real time analysis without the need of a PC.

Bibliography

[1] Fiocco, G., and Smullin L.D.(1963), : *Detection of Scattering Layers in Upper Atmosphere (60-140km) by Optical Radar*, Nature 199, 1275-1276, doi: 10.1038/1991275a0.

[2] Gerard J. Megie, Gerard Ancellet, and Jacques Pelon (1985). *Lidar measurements of ozone vertical profiles*, Appl. Opt. **24**, 3454-3463

[3] Ferm, M. and Svanberg, P. (1998). *Cost-efficient techniques for urban- and background measurements of SO2 and NO2*.

[4] Κόκκαλης, Π. Διδακτορική διατριβή, Μελέτη τροποσφαιρικών αερολυμάτων με επίγειες και δορυφορικές τεχνικές-ανάλυση μετρήσεων και στατιστική επεξεργασία, Σχολή Εφαρμοσμένων Μαθηματικών και Φυσικών Εφαρμογών, Τομέας Φυσικής, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, 2014.

[5] A. Papayannis & G. Chourdakis (2002) *The EOLE Project: A multiwavelength laser remote sensing (lidar) system for ozone and aerosol measurements in the troposphere and the lower stratosphere. Part II: Aerosol measurements over Athens, Greece*, International Journal of Remote Sensing, 23:1, 179-196, DOI: 10.1080/01431160010025952

[6] Bosenberg, J., et al., *EARLINET: A European Aerosol Research Lidar Network to establish an Aerosol Climatology, Final Report*, Max-Planck-Inst. Fur Meteorol., Hamburg, Germany, MPI Rep. 348, 2003.

[7] Χουρδάκης, Γ. Διδακτορική διατριβή, *Σχεδίαση και ανάπτυξη παλμικών laser αερίων και συστήματος τηλεπισκόπησης (Raman-lidar) με σκοπό την καταγραφή των αιωρούμενων σωματιδίων της ατμόσφαιρας*, Σχολή Εφαρμοσμένων Μαθηματικών και Φυσικών Εφαρμογών, Τομέας Φυσικής, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, 2004.

[8] Τσακνάκης, Γ., Διδακτορική διατριβή, *Μελέτη και ανάπτυξη παλμικού συστήματος LIDAR DIAL: Εφαρμογή στη μέτρηση της κατακόρυφης κατανομής του τροποσφαιρικού όζοντος στο Λεκανοπέδιο Αθηνών*, Σχολή Εφαρμοσμένων Μαθηματικών και Φυσικών Εφαρμογών, Τομέας Φυσικής, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, 2006.

[9] Μαμούρη, Ρ. Ε., Διδακτορική διατριβή, *Τηλεπισκόπηση της ατμόσφαιρας με χρήση πηγών laser και δορυφορικών δεκτών. Πειράματα και Υπολογιστικές προσομοιώσεις: Εφαρμογή στα αιωρούμενα σωματίδια στο όζον και τους υδρατμούς και η επίδρασή τους στην κλιματική αλλαγή στην περιοχή της ΝΑ Μεσογείου*, Σχολή Εφαρμοσμένων

Μαθηματικών και Φυσικών Εφαρμογών, Τομέας Φυσικής, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, 2009.

[10] Pope C. A., Thun M. J., Namboodiri M. M., Dockery D. W., Evans J. S., Speizer F. E., Heath C. W. 1995, *Particulate air pollution as a predictor of mortality in a prospective study of US adults*. Am. J. Respir. Crit. Care Med.151, 669–674, 1995.

[11] Carslaw KS, Harrison RG, Kirkby J(2002) *Cosmic rays, clouds, and climate*. *Science* 298:1732–1737.

[12] Mark A. Vaughan, Kathleen A. Powell, Ralph E. Kuehn, Stuart A. Young, David M. Winker, Chris A. Hostetler, William H. Hunt, Zhaoyan Liu, Matthew J. McGill, and Brian J. Getzewich, *Fully Automated Detection of Cloud and Aerosol Layers in the CALIPSO Lidar Measurements*.

[13] Zhao, C., Y. Wang, Q. Wang, Z. Li, Z. Wang, and D. Liu (2014), *A new cloud and aerosol layer detection method based on micropulse lidar measurements*, J. Geophys. Res. Atmos., 119, 6788–6802, doi:10.1002/2014JD021760.

[14] Granados-Muñoz, M. J., F. Navas-Guzmán, J. A. Bravo-Aranda, J. L. Guerrero-Rascado, H. Lyamani, Fernández-Gálvez, and L. Alados-Arboledas (2012), *Automatic determination of the planetary boundary layer height using lidar: One-year analysis over southeastern Spain*, J. Geophys. Res., 117, D18208, doi:10.1029/2012JD017524.

[15] Alados-Arboledas, L., H. Lyamani, and F. J. Olmo (2003), *Aerosol size properties at Armilla, Granada (Spain)*, Q. J. R. Meteorol. Soc., 129, 1395-1413, doi:10.1256/qj.01.207.