



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ & ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης

ΔΠΜΣ “ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ”

Διπλωματική Εργασία:

**Αξιολόγηση Μεθόδων Εκτίμησης
Ημερήσιων Επιφανειακών Θερμοκρασιών Εδάφους
σε Υψηλή Χωρική Ανάλυση
από δεδομένα Modis, Landsat-8 και Sentinel-2**

Μπέλλου Μαρία
Αθήνα, 2020



RSLab

**Remote Sensing Laboratory
National Technical University of Athens**

✓ Sensing ✓ Analytics ✓ Monitoring



Διπλωματική Εργασία:

**Αξιολόγηση Μεθόδων Εκτίμησης Ημερήσιων Επιφανειακών
Θερμοκρασιών Εδάφους σε Υψηλή Χωρική Ανάλυση από
δεδομένα Modis, Landsat-8 και Sentinel-2**

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή στις 20/02/2020

.....

Κ. Καράντζαλος
Αν. Καθηγητής, ΕΜΠ
(επιβλέπων)

.....

Μ. Παπαδοπούλου
Καθηγήτρια, ΕΜΠ

.....

Δ. Αργιαλάς
Αν. Καθηγητής, ΕΜΠ

.....

Μπέλλου Μαρία
Διπλωματούχος Αγρονόμος Τοπογράφος Μηχανικός

~ ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ ~

Ολοκληρώνοντας την διπλωματική εργασία των μεταπτυχιακών μου σπουδών, θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον επιβλέποντα καθηγητή μου κο Κωνσταντίνο Καράντζαλο, τόσο για την εμπιστοσύνη του, όσο και για την συνεχή κατανόηση και την πολύτιμη υποστήριξη που μου προσέφερε καθ' όλη τη διάρκεια αυτής της περιόδου. Παρομοίως, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα υπόλοιπα μέλη της εξεταστικής επιτροπής, την κα Μαρία Παπαδοπούλου και τον κο Δημήτρη Αργιαλά για τις παρατηρήσεις τους.

Ακόμα, ολοκληρώνοντας τον κύκλο των φοιτητικών μου χρόνων, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους κοντινούς μου ανθρώπους που στάθηκαν και συνεχίζουν να στέκονται δίπλα μου με τον δικό τους τρόπο, που μαζί πορευόμαστε με υπομονή και όνειρα!

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάζεται η αξιολόγηση μεθόδων εκτίμησης ημερήσιων επιφανειακών θερμοκρασιών εδάφους σε υψηλή χωρική ανάλυση. Για την επίτευξη του σκοπού αυτού χρησιμοποιούνται δεδομένα από τους δορυφόρους Modis/Terra, Landsat-8 και Sentinel-2 με στόχο τον συνδυασμό τους και την αξιοποίηση των πλεονεκτημάτων που ο καθένας παρέχει. Ως περιοχή μελέτης ορίζεται η καλλιεργητική έκταση της Κωπαΐδας, η οποία αποτελεί μία σαφώς ορισμένη ομοιογενή περιοχή που είναι ικανή να αποδώσει τις διακυμάνσεις της θερμοκρασίας. Σε πρώτη φάση, μέσα από την πλατφόρμα Google Earth Engine, επιλέγονται όλες οι εικόνες των δορυφόρων που απεικονίζουν την περιοχή μελέτης, από τις οποίες εντοπίζονται και επιλέγονται μόνο εκείνες που έχουν ληφθεί σε κοινές ημερομηνίες. Στη συνέχεια, διερευνούνται οι τρεις βασικοί αλγόριθμοι εξαγωγής θερμοκρασίας από τα θερμικά κανάλια των δορυφόρων, οι οποίοι εφαρμόζονται στην περίπτωση του Landsat-8 και συγκρίνονται με τα έτοιμα θερμοκρασιακά προϊόντα που παρέχει ο Modis. Από τη σύγκριση αναδεικνύεται η ανάγκη προσαρμογής των θερμοκρασιών του Landsat-8 στα επίπεδα του Modis, καθώς παρατηρούνται διαφορές που, βιβλιογραφικά, προτείνεται να αντιμετωπιστούν. Κατ' αντιστοιχία υπολογίζεται ο δείκτης βλάστησης NDVI όλων των δορυφόρων, στον οποίο, επίσης, εφαρμόζονται προσαρμογές. Με την ολοκλήρωση της προετοιμασίας των δεδομένων και την επιλογή του αλγόριθμου single-channel ως του καταλληλότερου σε σχέση με τον Modis, το επόμενο στάδιο είναι η χωρική βελτίωση των θερμικών εικόνων, η οποία πραγματοποιείται μέσα από τη διερεύνηση της σχέσης θερμοκρασίας και NDVI στην κλίμακα του Modis και την εφαρμογή της στην κλίμακα του Landsat-8 και του Sentinel-2. Από τη διαδικασία αυτή προκύπτει ότι η μεταφορά της θερμοκρασίας και στους δύο δορυφόρους γίνεται με όμοιο τρόπο και κοινές ακρίβειες, ενώ καλύτερα αποτελέσματα παρουσιάζονται στις ημερομηνίες με υψηλές θερμοκρασίες, οι οποίες έχουν και διατηρούν υψηλά εύρη τιμών, πριν και μετά τη διαδικασία προσαρμογής. Τέλος, πραγματοποιείται η διαδικασία της χρονικής βελτίωσης / πύκνωσης, κατά την οποία επιχειρείται η πρόβλεψη της θερμοκρασίας από την αμέσως προηγούμενη και επόμενη εικόνα υψηλής χωρικής ανάλυσης, με δεδομένη τη γνώση της μεταβολής που συντελείται στην χαμηλή χωρική ανάλυση του Modis μεταξύ των ίδιων ημερομηνιών. Τα αποτελέσματα αναδεικνύουν την ανάγκη συμπληρωματικής πληροφορίας από την ευρύτερη περιοχή, η οποία βελτιώνει την μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ των δορυφόρων.

Λέξεις – Κλειδιά: Θερμοκρασία επιφάνειας εδάφους, Modis, Landsat-8, Sentinel-2, Θερμική ενίσχυση εικόνας, χρονική βελτίωση / πύκνωση

ABSTRACT

This thesis presents an evaluation of methods for estimating daily land surface temperatures (LST) at high spatial resolution. For this purpose, Modis/Terra, Landsat-8 and Sentinel-2 satellite data are used in order to combine the advantages that each one provides. The study area is the agricultural area of Kopaida which is a clearly delimited homogeneous area and can delineate temperature variations. Firstly, all the satellite images that depict the study area are selected, and then, only the images captured at shared dates were kept, through the Google Earth Engine platform. Next, the three basic temperature extraction algorithms from the thermal bands of the satellites are investigated, which are applied in Landsat-8 images and compared to the temperature products provided by Modis. The comparison shows the need for adjusting the temperatures of Landsat-8 to Modis levels, as differences are observed that are bibliographically suggested to be addressed. In accordance, the vegetation index NDVI is computed for all satellites, to which adjustments are also applied. After the data preparation and the selection of the single-channel algorithm as the most appropriate one compared with Modis, the next step is the thermal sharpening which is carried out through investigating the LST-NDVI relationship at Modis scale and its application at Landsat-8 and Sentinel-2 scales. From this procedure turns out that the temperature transfer to both satellites is done by common way and accuracies, while better results are shown on dates with high temperatures, which have and maintain high ranges, before and after the adjustment process. Finally, the temporal sharpening / densification process is carried out, which attempts to predict the temperature from the preceding and subsequent high spatial resolution image, given the knowledge of the change occurring in the low spatial resolution of Modis between the same dates. The results highlight the need for additional information of a wider area which improves the modeling of the relationships between the satellites.

Key – Words: land surface temperature, Modis, Landsat-8, Sentinel-2, thermal sharpening, thermal fusion, temporal sharpening / densification

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	13
1.1. Ανάγκη Μελέτης Θερμοκρασίας Επιφάνειας.....	13
1.2. Κίνητρο και Σκοπός Εργασίας.....	13
1.3. Δομή Εργασίας.....	14
2. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ.....	15
2.1. Θερμοκρασία Επιφάνειας – Land Surface Temperature (LST).....	15
2.2. Βασικές Αρχές Θερμικής Ακτινοβολίας.....	16
2.3. Θερμική Τηλεπισκόπηση.....	18
3. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ.....	21
3.1. Υπολογισμός Θερμοκρασία Επιφάνειας.....	21
3.1.1. Υπολογισμός Εκπομπής Επιφάνειας – Land Surface Emissivity (LSE).....	21
3.1.2. Υπολογισμός Ατμοσφαιρικής Ακτινοβολίας.....	22
3.1.3. Εξίσωση Μετάδοσης ακτινοβολίας – Radiative Transfer Equation.....	23
3.1.4. Αλγόριθμος Single-Channel.....	23
3.1.5. Αλγόριθμος Split-Window.....	24
3.2. Αλγόριθμοι Χωρικής Βελτίωσης.....	24
3.2.1. Αλγόριθμοι DisTrad & TsHARP.....	25
3.2.2. Μη Γραμμικοί Αλγόριθμοι.....	25
3.3. Αλγόριθμοι Χρονικής Πύκνωσης.....	27
3.3.1. Εφαρμογή στην Ακτινοβολία.....	27
3.3.2. Προσαρμογή στη Θερμοκρασία.....	29
4. ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	31
4.1. Περιοχή Μελέτης.....	31
4.2. Δορυφόροι.....	32
4.3. Απόκτηση και Διαχείριση Δεδομένων – Google Earth Engine.....	35
5. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....	39
5.1. Επιλογή Εικόνων.....	39
5.2. Υπολογισμός Θερμοκρασίας Επιφάνειας.....	41
5.3. Χωρική Βελτίωση.....	44
5.4. Χρονική Πύκνωση.....	47
6. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ & ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ.....	53
6.1. Επιλογή Εικόνων.....	53

6.2. Προσαρμογές Δορυφόρων.....	53
6.3. Χωρική Βελτίωση.....	56
6.4. Χρονική Πύκνωση.....	70
7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ & ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ	79
7.1. Σύνοψη Αποτελεσμάτων & Συμπεράσματα.....	79
7.2. Προτάσεις & Προοπτικές.....	82
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	83

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Τιμές συντελεστή εκπομπής ακτινοβολίας για χρήσεις γης ενός αστικού περιβάλλοντος (πηγή: Σαρέλλη, 2016).....	22
Πίνακας 2: Συντελεστές ατμοσφαιρικής διόρθωσης για την εξαγωγή της θερμοκρασίας από τον δορυφόρο Landsat 8 (πηγή: Jimenez-Munoz et al., 2014)	41
Πίνακας 3: Κατανομή επιλεγμένων εικόνων ανά έτος και κατά τη διάρκεια του έτους ...	53
Πίνακας 4: Στατιστικά θερμοκρασίας πριν και μετά τη διαδικασία προσαρμογής	54
Πίνακας 5: Στατιστικά NDVI πριν και μετά τη διαδικασία προσαρμογής.....	55
Πίνακας 6: Σφάλματα και βαθμός συσχέτισης προσαρμοσμένων μεγεθών με τα αντίστοιχα μεγέθη του Modis	56
Πίνακας 7: Σφάλματα και συσχετίσεις των προβλέψεων θερμοκρασίας κατά τη διαδικασία θερμικής ενίσχυσης.....	57
Πίνακας 8: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 9/4/2017	59
Πίνακας 9: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 28/6/2017	60
Πίνακας 10: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 16/9/2017.....	61
Πίνακας 11: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 5/12/2017.....	62
Πίνακας 12: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 6/1/2018.....	63
Πίνακας 13: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 14/5/2018.....	64
Πίνακας 14: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 3/9/2018.....	65
Πίνακας 15: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 30/3/2019.....	66
Πίνακας 16: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 18/6/2019.....	67
Πίνακας 17: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 6/9/2019.....	68
Πίνακας 18: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 25/11/2019	69
Πίνακας 19: Ακτίνες εκπαίδευσης χρονικής πύκνωσης	71
Πίνακας 20: Σφάλματα και συσχετίσεις αποτελεσμάτων αρχικών ακτινών χρονικής πύκνωσης.....	71
Πίνακας 21: Σφάλματα και συσχετίσεις ενδιάμεσων ακτινών χρονικής πύκνωσης	72
Πίνακας 22: Εικόνες - αποτελέσματα χρονικής πύκνωσης: 9/4/2017	73
Πίνακας 23: Εικόνες - αποτελέσματα χρονικής πύκνωσης: 14/5/2018.....	74
Πίνακας 24: Εικόνες - αποτελέσματα χρονικής πύκνωσης: 18/6/2018.....	75
Πίνακας 25: Εικόνες - αποτελέσματα χρονικής πύκνωσης: 9/11/2019.....	76

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Διάγραμμα 1: Διάγραμμα ροής διαδικασίας χωρικής ενίσχυσης θερμικής εικόνας και αξιολόγησης	45
Διάγραμμα 2: Διάγραμμα ροής χρονικής βελτίωσης / πυκνώσης θερμικών εικόνων και αξιολόγηση	49
Διάγραμμα 3: Μέσος όρος θερμοκρασίας πριν και μετά τη διαδικασία προσαρμογής	54
Διάγραμμα 4: Μέσος όρος NDVI πριν και μετά τη διαδικασία προσαρμογής.....	55
Διάγραμμα 5: Σφάλματα (πάνω) και συσχετίσεις (κάτω) των προβλέψεων θερμοκρασίας κατά τη διαδικασία θερμικής ενίσχυσης	57

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Ισοζύγιο ακτινοβολίας της γης με την ατμόσφαιρά της (πηγή: Παρχαρίδης, 2015)	16
Εικόνα 2: Κατανομή Planck της ισχύος ακτινοβολίας για διάφορες θερμοκρασίες	16
Εικόνα 3: Τα φασματικά κανάλια που χρησιμοποιούνται στη θερμική υπέρυθρη περιοχή του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, κατά Sabins (πηγή: Παρχαρίδης, 2015) ...	19
Εικόνα 4: Επίπεδο σημαντικότητας μεταβλητών πρόβλεψης από ένα RF μοντέλο (πηγή: Li et al., 2019)	26
Εικόνα 5: Διακύμανση της ακρίβειας ενός RF μοντέλου με διαφορετικές μεταβλητές πρόβλεψης (πηγή: Li et al., 2019)	26
Εικόνα 6: Οι καλλιέργειες της Κωπαΐδας	31
Εικόνα 7: Θέση περιοχής μελέτης.....	31
Εικόνα 8: Τα όρια της λίμνης Κωπαΐδας τη θερινή περίοδο (αριστερά) και τη χειμερινή περίοδο (δεξιά) (πηγή: orchomenos.gr)	32
Εικόνα 9: Δορυφορική εικόνα της περιοχής. Δορυφόρος: Sentinel-2, Ημερομηνία: 14/5/2018.....	32
Εικόνα 10: Τα θερμικά κανάλια του δέκτη Modis/Terra (πηγή: https://cimss.ssec.wisc.edu/)	33
Εικόνα 11: Σύγκριση θερμικών καναλιών Modis, Landsat-7, Landsat-8 (πηγή: Barsi et al., 2014).....	34
Εικόνα 12: Σύγκριση καναλιών Landsat-7, Landsat-8 και Sentinel-2 (πηγή: https://www.usgs.gov/)	35
Εικόνα 13: Περιγραφή του περιβάλλοντος διεπαφής Code Editor του Google Earth Engine (πηγή: https://developers.google.com/earth-engine/)	36

1 ● ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η επιφανειακή θερμοκρασία εδάφους (Land Surface Temperature – LST) είναι η θερμοκρασία του επιφανειακού οριακού στρώματος που διαχωρίζει το έδαφος από την ατμόσφαιρα της γης. Η συγκεκριμένη μεταβλητή είναι καθοριστικής σημασίας για πολλές βιοφυσικές διεργασίες της γήινης επιφάνειας και ο μόνος πρακτικός και οικονομικός τρόπος μέτρησής της είναι από το διάστημα με τη χρήση δορυφόρων παρατήρησης γης (Σισμανίδης, 2018). Κατά συνέπεια, ως επιφάνεια της γης της οποίας η θερμοκρασία αναζητείται, ορίζεται, όχι η φυσική γήινη επιφάνεια, αλλά οτιδήποτε είναι ορατό από τον δορυφόρο, είτε αυτό είναι το έδαφος είτε είναι η οροφή ενός κτιρίου ή ο θόλος που δημιουργούν τα φυλλώματα ενός δάσους.

1.1. Ανάγκη Μελέτης Θερμοκρασίας Επιφάνειας

Η ανάγκη της παρούσας εργασίας προκύπτει από την ανάγκη συνεχούς και λεπτομερούς παρατήρησης της επιφανειακής θερμοκρασίας του εδάφους. Το έδαφος αποτελεί τον βασικότερο δέκτη της ηλιακής ακτινοβολίας, ενώ η απορρόφηση της ηλιακής ενέργειας προκαλεί θέρμανση του συστήματος γη – ατμόσφαιρα. Κατά συνέπεια, η θερμοκρασία επιφάνειας είναι μια πολύ σημαντική παράμετρος, καθώς επηρεάζει και σχετίζεται με το ενεργειακό ισοζύγιο της επιφάνειας της γης, την ατμόσφαιρα, το φυσικό και ανθρωπογενές περιβάλλον, τις ανθρώπινες δραστηριότητες.

Το ισοζύγιο ενέργειας στην επιφάνεια της γης χρήζει παρατήρησης, καθώς περιγράφει τις σχέσεις της γης με την ατμόσφαιρά της, καθορίζει τη θερμοκρασία της επιφάνειας και της ατμόσφαιρας, σχετίζεται με τις διαδικασίες της εξατμισοδιαπνοής και τον υδρολογικό κύκλο, με οποιαδήποτε διατάραξη αυτού να συνοδεύεται από κλιματικές αλλαγές (Παυλάκης). Όσο αφορά τις γεωργικές εκτάσεις, η θερμοκρασία του εδάφους παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στην εξέλιξη και ανάπτυξη των σπόρων και του ριζικού συστήματος των φυτών, ενώ στις αστικές περιοχές, η θερμοκρασία επιφάνειας είναι αυτή που διαμορφώνει το αστικό μικροκλίμα, και άρα τις συνθήκες διαβίωσης σε αυτές. Τέλος, η θερμοκρασία επιφάνειας είναι αυτή που καθορίζει τη θερμοκρασία του αέρα η οποία είναι αισθητή στον άνθρωπο, ενώ δεδομένα επιφάνειας σε βάθος χρόνου μπορούν, ακόμα, να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση κλιματολογικών τάσεων και την παρατήρηση αλλαγών.

1.2. Κίνητρο και Σκοπός Εργασίας

Το κίνητρο για την υλοποίηση αυτής της εργασίας είναι, όπως αναφέρθηκε, η μεγάλη σημασία που έχει η μελέτη της θερμοκρασίας επιφάνειας σε υψηλή χωρική ανάλυση και σε υψηλή συχνότητα, σε συνδυασμό με την έλλειψη των απαραίτητων δεδομένων.

Η παρούσα εποχή χαρακτηρίζεται από πληθώρα δεδομένων τα οποία έχουν τη δυνατότητα να ανακτηθούν σε σχεδόν πραγματικό χρόνο μέσα από την ανάπτυξη των δορυφόρων

τηλεπισκόπησης. Το πλήθος των δορυφόρων που παρακολουθούν τη γη αυξάνεται συνεχώς, με αποτέλεσμα να υπάρχουν δεδομένα εικόνων για μία περιοχή σε ποικίλες χωρικές και χρονικές αναλύσεις που αποτυπώνονται στα διάφορα φασματικά κανάλια. Παρά, όμως, την πληθώρα και την ποικιλία που τους χαρακτηρίζει, δεν είναι πάντα δυνατό να ανακτηθούν τα επιθυμητά δεδομένα προς επεξεργασία και ανάλυση από έναν μόνο δορυφόρο. Πιο συγκεκριμένα, στον τομέα της θερμικής τηλεπισκόπησης, έχει παρατηρηθεί πως οι δορυφόροι που μπορούν να λαμβάνουν δεδομένα θερμότητας, διαθέτουν θερμικά υπέρυθρα φασματικά κανάλια σε χωρική ανάλυση αρκετά χαμηλότερη από αυτή που διαθέτουν τα υπόλοιπα κανάλια. Επί πλέον, καθώς το πλήθος τους είναι περιορισμένο, έναντι του πλήθους του συνόλου, παρατηρείται πως δεν είναι δυνατό να βρεθούν θερμοκρασιακά δεδομένα που να χαρακτηρίζονται από υψηλή χωρική ανάλυση και, ταυτόχρονα, συχνή επισκεψιμότητα σε μια περιοχή, αλλά αντίθετα η κάθε μελέτη θα πρέπει να περιοριστεί στην επιλογή μεταξύ της υψηλής χωρικής ή χρονικής ανάλυσης που μπορεί και παρέχεται.

Με βάση τα παραπάνω δημιουργείται η ανάγκη μελέτης της δυνατότητας συνδυασμού δεδομένων από διάφορους δορυφόρους, με στόχο την εκμετάλλευση των πλεονεκτημάτων του καθενός και τελικά τη δημιουργία νέων θερμικών προϊόντων, τα οποία να καλύπτουν το υπάρχον κενό, παρέχοντας θερμική πληροφορία σε, παράλληλα, υψηλή χωρική και χρονική ανάλυση. Τελικά, ο σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας έγκειται στην αξιολόγηση μεθόδων εκτίμησης ημερήσιων επιφανειακών θερμοκρασιών εδάφους σε υψηλή χωρική ανάλυση μέσα από τον συνδυασμό δορυφόρων.

1.3. Δομή Εργασίας

Η εργασία έχει δομηθεί σε επτά βασικά κεφάλαια τα οποία ξεκινούν από την περιγραφή του αρχικού ερωτήματος και μέσα από τη θεωρία και την βασική εφαρμογή καταλήγουν στις τελικές απαντήσεις. Στο παρόν και πρώτο κεφάλαιο, που αποτελεί το εισαγωγικό, περιγράφεται η ανάγκη και το κίνητρο που διαμόρφωσαν τον βασικό σκοπό της παρούσας εργασίας. Στο δεύτερο κεφάλαιο επεξηγούνται οι βασικοί όροι για την εισαγωγή στο κυρίως θέμα, αλλά και την καλύτερη και σφαιρικότερη κατανόησή τους στο υπόλοιπο της εργασίας, ενώ στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι βασικότεροι αλγόριθμοι που βιβλιογραφικά διαμόρφωσαν την βασική εφαρμογή της εργασίας. Στο κεφάλαιο τέσσερα παρουσιάζονται η περιοχή μελέτης, καθώς και οι πηγές και οι τρόποι απόκτησης και διαχείρισης των δεδομένων. Η μεθοδολογία της βασικής εφαρμογής, όπως τελικά διαμορφώθηκε, παρουσιάζεται στο κεφάλαιο πέντε, ενώ στο κεφάλαιο έξι παρουσιάζονται τα αποτελέσματά της. Τέλος, στο κεφάλαιο επτά αναδεικνύονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν τόσο από τα αποτελέσματα, όσο και από την επιλογή των μέσων για την διαχείριση των δεδομένων.

2 ● ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

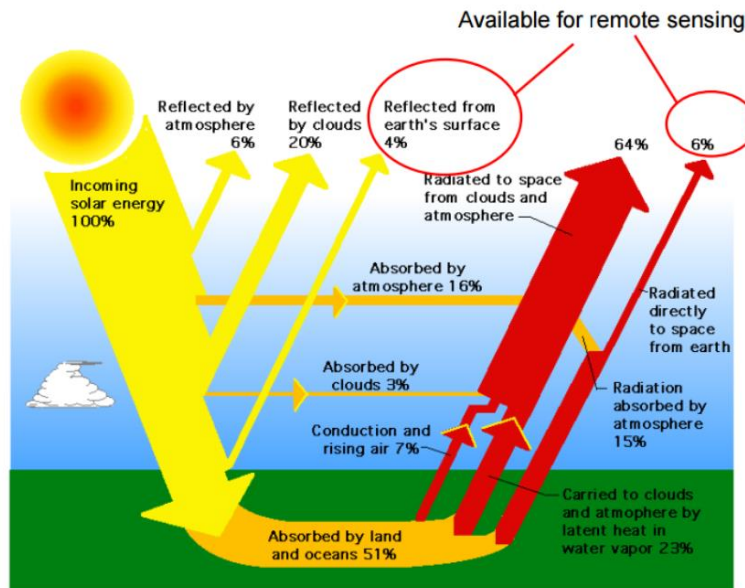
Στο παρόν κεφάλαιο αναπτύσσονται οι βασικές έννοιες της παρούσας εργασίας σε θεωρητικό επίπεδο. Οι έννοιες αυτές αφορούν το αντικείμενο μελέτης, δηλαδή την θερμοκρασία επιφάνειας, καθώς και τα μέσα και τους τρόπους μέτρησης και υπολογισμού της.

2.1. Θερμοκρασία Επιφάνειας – Land Surface Temperature (LST)

Ο ήλιος είναι η βασικότερη πηγή ενέργειας για τον πλανήτη γη, η οποία εισέρχεται στην ατμόσφαιρα στη μορφή της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας χαμηλού μήκους κύματος, δηλαδή στο φάσμα της υπεριώδους, της ορατής και σε τμήμα της υπέρυθρης ακτινοβολίας. Η γη για να μπορέσει να εξισορροπήσει αυτή την εισαγωγή ενέργειας, εκπέμπει και η ίδια ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία σε υψηλά μήκη κύματος, δηλαδή στο υπέρυθρο. Αναλυτικότερα, σύμφωνα με τον δρ. Παυλάκη, από τη μέση ημερήσια ηλιακή ροή ακτινοβολίας που φτάνει στην κορυφή της ατμόσφαιρας το 30% περίπου ανακλάται άμεσα πίσω στο διάστημα από τα μόρια της ατμόσφαιρας, τα σύννεφα και την επιφάνεια του εδάφους. Από την υπόλοιπη περίπου το 1/3 απορροφάται από την ατμόσφαιρα και τα υπόλοιπα 2/3 φτάνουν στην επιφάνεια της γης. Ανάλογα το εκάστοτε υλικό και τις ιδιότητες της επιφάνειας της γης, ένα ποσοστό ακτινοβολίας απορροφάται από αυτή και ένα άλλο ανακλάται. Η χαμηλού μήκους κύματος ακτινοβολία που απορροφάται από την ατμόσφαιρα ή την επιφάνεια μετατρέπεται σε κινητική ενέργεια και, έπειτα, επανεκπέμπεται ως μεγάλου μήκους ακτινοβολία ή θερμική υπέρυθρη ακτινοβολία, όπως αναφέρθηκε στην αρχή. Από αυτή την εκπεμπόμενη ενέργεια, μόνο το 60% διαφεύγει στο διάστημα. Η υπόλοιπη ενέργεια απορροφάται από τα νέφη και τα αέρια του θερμοκηπίου, δημιουργώντας το φυσικό φαινόμενο του θερμοκηπίου, το οποίο είναι αυτό που διατηρεί τις κατάλληλες συνθήκες ζωής στον πλανήτη.

Κατά συνέπεια, η θερμοκρασία του εδάφους είναι μία συνάρτηση από παράγοντες που αφορούν την ηλιακή ακτινοβολία, την ατμόσφαιρα και την επιφάνεια στην οποία αναφέρεται. Πιο συγκεκριμένα, η θερμοκρασία επιφάνειας εξαρτάται από:

- Την ένταση της προσπίπτουσας ακτινοβολίας, η οποία με τη σειρά της εξαρτάται από το γεωγραφικό πλάτος και τον χρόνο, δηλαδή την εποχή του έτους και την ώρα της μέρας,
- Τις ατμοσφαιρικές συνθήκες, δηλαδή τα σύννεφα, την υγρασία, τις γενικότερες καιρικές συνθήκες,
- Την τοπογραφία της περιοχής, δηλαδή το υψόμετρο και την κλίση της επιφάνειας,
- Την ικανότητα εκπομπής της επιφάνειας, δηλαδή το χρώμα, την υφή, τη σύσταση, την περιεχόμενη υγρασία, το υλικό

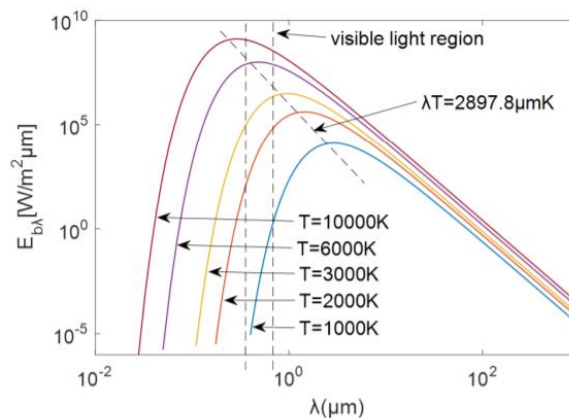


Εικόνα 1: Ισοζύγιο ακτινοβολίας της γης με την ατμόσφαιρά της (πηγή: Παρχαρίδης, 2015)

2.2. Βασικές Αρχές Θερμικής Ακτινοβολίας

Όπως αναφέρθηκε στην εισαγωγή, η παρατήρηση και καταγραφή της επιφανειακής θερμοκρασίας της γης πραγματοποιείται κατά κύριο λόγο μέσα από δορυφόρους παρατήρησης γης, οι οποίοι στηρίζονται στο γεγονός ότι όλες οι επιφάνειες με θερμοκρασία υψηλότερη από την τιμή του απόλυτου μηδενός (0K) εκπέμπουν ηλεκτρομαγνητική ενέργεια. Οι δορυφόροι μπορούν και μετράνε την θερμοκρασία φωτεινότητας (brightness temperature) μιας επιφάνειας, η οποία είναι ένα μέτρο της εκπεμπόμενης ενέργειάς της. Στο σημείο αυτό, είναι σημαντικό να αναφερθεί, ότι η θερμική τηλεπισκόπηση αναφέρεται στην καταγραφή της ενέργειας που εκπέμπεται από την επιφάνεια της γης, και όχι σε αυτή που ανακλάται από αυτή.

Η θερμική τηλεπισκόπηση στηρίζεται στην θεωρία του μέλανος σώματος. Το μέλαν σώμα είναι ένα θεωρητικό, ιδανικό σώμα – υλικό με την ιδιότητα να απορροφά το σύνολο της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας κάθε συχνότητας που δέχεται, ενώ η ανάκλαση και η διάθλασή του είναι μηδενική. Η εκπεμπόμενη ακτινοβολία του μέλανος σώματος, όταν αυτό βρίσκεται σε θερμική ισορροπία με το περιβάλλον του, εξαρτάται μόνο από τη θερμοκρασία του, όπως φαίνεται στην εικόνα που ακολουθεί.



Εικόνα 2: Κατανομή Planck της ισχύος ακτινοβολίας για διάφορες θερμοκρασίες

Σύμφωνα με το νόμο των Stefan και Boltzmann, στο μέλαν σώμα η ολική εκπεμπόμενη ενέργεια είναι ανάλογη της τέταρτης δύναμης της απόλυτης θερμοκρασία T , όπως φαίνεται στην επόμενη σχέση:

$$I(T) = \sigma * T^4$$

όπου σ είναι η θεμελιώδης φυσική σταθερά Stefan-Boltzmann, $\sigma = 5,6705 * 10^{-8} \text{ W m}^2 \text{ K}^{-4}$

Όπως φαίνεται από το παραπάνω διάγραμμα η ακτινοβολία του μέλανος σώματος κατανέμεται στα διάφορα μήκη κύματος σύμφωνα με τις χαρακτηριστικές του καμπύλες, κάθε μία εκ των οποίων παρουσιάζει τη μέγιστη τιμή της σε ένα μήκος κύματος λ_{max} . Από αυτό προκύπτει ο νόμος μετατόπισης του Wien, κατά τον οποίο, καθώς η θερμοκρασία αυξάνεται, το σημείο μεγίστου στην συνάρτηση $I(\lambda, T)$ μετατοπίζεται προς μικρότερα μήκη κύματος. Πειραματικά έχει βρεθεί ότι το λ_{max} είναι αντιστρόφως ανάλογο της θερμοκρασίας, με γινόμενο σταθερό και ίσο με:

$$\lambda_{max} * T = 2,898 * 10^{-3} \text{ m K}$$

Το 1900 ο Planck κατέληξε σε μία έκφραση για τη φασματική κατανομή της ακτινοβολίας μέλανος σώματος, η οποία βρίσκεται σε εξαιρετική συμφωνία με τις πειραματικές καμπύλες και εμπεριέχει τόσο το νόμο μετατόπισης του Wien, όσο και το νόμο των Stefan-Boltzmann, μέσα από την ολοκλήρωση και την παραγωγή της έκφρασης, αντίστοιχα. Η έκφραση αυτή, γνωστή και ως «Νόμος Ακτινοβολίας του Planck», προέκυψε με βασική παραδοχή ότι η ολική ενέργεια των ταλαντωτών στην κοιλότητα του μέλανος σώματος είναι διαιρεμένη σε πεπερασμένα στοιχεία ενέργειας, τα οποία είναι ακέραια πολλαπλάσια (κβάντα) της ποσότητας $h\nu$, όπου ν η συχνότητα της ακτινοβολίας και h η σταθερά του Planck, ορίζοντας, έτσι, την αφετηρία της σύγχρονης κβαντικής φυσικής. Η μαθηματική διατύπωση του νόμου εκφράζεται από την παρακάτω σχέση:

$$I(\lambda, T) = \frac{2\pi c^2}{\lambda^5} * \frac{1}{e^{\frac{hc}{\lambda kT}} - 1}$$

όπου h η σταθερά του Planck, $h = 6,626 * 10^{-34} \text{ J s}$, c η ταχύτητα του φωτός και λ το μήκος κύματος.

Όπως αναφέρθηκε στην αρχή του κεφαλαίου, οι γήινες επιφάνειες δεν έχουν τη συμπεριφορά του μέλανος σώματος, αλλά αντίθετα, ανακλούν ένα μέρος της ακτινοβολίας που λαμβάνουν. Για το λόγο αυτό, ορίζεται η ιδιότητα της εκπομπής των μη μελανών επιφανειών ως ο λόγος της έντασης της εκπεμπόμενης ακτινοβολίας ως προς την αντίστοιχη ακτινοβολία του μέλανος σώματος στην ίδια θερμοκρασία. Ο συντελεστής εκπομπής ή η ικανότητα εκπομπής μιας επιφάνειας εξαρτάται από το υλικό, το χρώμα, την υφή της επιφάνειας και αποτελεί έναν πολύ σημαντικό παράγοντα της θερμοκρασίας του.

Κατά την αρχή διατήρησης της ενέργειας, θεωρείται ότι η προσπίπτουσα ακτινοβολία σε μία επιφάνεια ισούται με το άθροισμα της ανακλώμενης, της απορροφούμενης και της μεταδιδόμενης ακτινοβολίας.

$$E_A + E_R + E_T = E_I$$

Με απλή διαίρεση της παραπάνω σχέσης με την ποσότητα της προσπίπτουσας ακτινοβολίας, προκύπτει η παρακάτω σχέση:

$$\alpha_{\lambda} + \rho_{\lambda} + \tau_{\lambda} = 1$$

όπου α_{λ} , ρ_{λ} και τ_{λ} οι συντελεστές απορροφητικότητας, ανακλαστικότητας και μετάδοσης της επιφάνειας.

Σύμφωνα με το νόμο ακτινοβολίας του Kirchhoff, η ικανότητα εκπομπής μιας επιφάνειας σε κατάσταση θερμικής ισορροπίας ισούται με την ικανότητα απορρόφησης, άρα $\alpha_{\lambda} = \epsilon_{\lambda}$. Με βάση την υπόθεση ότι οι επιφάνειες της γης που μελετώνται είναι αδιαπέραστες, τότε ο συντελεστής μετάδοσης της επιφάνειας ισούται με μηδέν. Από αυτά προκύπτει, τελικά, η ακόλουθη εξίσωση:

$$\epsilon_{\lambda} + \rho_{\lambda} = 1$$

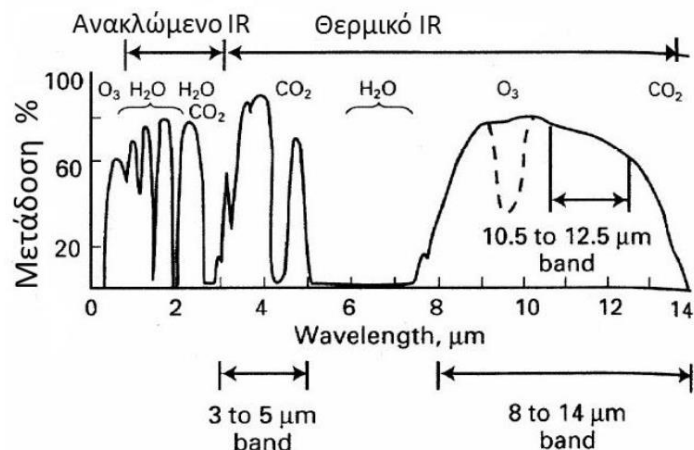
κατά την οποία αποδεικνύεται πως ο συντελεστής εκπομπής ακτινοβολίας ενός αντικειμένου έχει άμεση σχέση με την ανακλαστικότητά του.

2.3. Θερμική Τηλεπισκόπηση

Η επιφάνεια της γης έχει θερμοκρασία που κυμαίνεται τυπικά στο εύρος τιμών 258-318K. Στη χαρακτηριστική καμπύλη της θερμοκρασίας αυτής, η μέγιστη τιμή ακτινοβολίας εκπέμπεται περί τα 10 μ m. Ανάλογα τον συντελεστή εκπομπής και τη θερμοκρασία τους, τα διάφορα αντικείμενα, που αποτελούν την επιφάνεια της γης που εξετάζεται από τους δορυφόρους, εκπέμπουν διαφορετική ακτινοβολία. Παρ' όλα αυτά, για τα μήκη κύματος 8-10 μ m του θερμικού υπέρυθρου φάσματος, η ακτινοβολία των αντικειμένων της γης προσομοιάζει αρκετά καλά αυτή των μελανών σωμάτων, με συντελεστή εκπομπής πολύ κοντά στη μονάδα (Σισμανίδης, 2018).

Οι τηλεπισκοπικοί δέκτες μετατρέπουν τη λαμβανόμενη θερμική υπέρυθρη ακτινοβολία σε ηλεκτρικά σήματα, ανάλογα με την έντασή της. Κατά συνέπεια, οι θερμικές εικόνες που παράγουν εμπεριέχουν στα εικονοστοιχεία τους απλές ψηφιακές τιμές, οι οποίες πρέπει να μετατραπούν σε τιμές θερμοκρασίας. Για την μετατροπή αυτή, οι ψηφιακές τιμές, πρώτα μετατρέπονται σε τιμές ακτινοβολίας (top of atmosphere radiance) και στη συνέχεια σε τιμές θερμοκρασίας φωτεινότητας (brightness temperature). Η θερμοκρασία φωτεινότητας είναι, τελικά, αυτή η οποία χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της επιθυμητής θερμοκρασίας επιφάνειας. Ως θερμοκρασία φωτεινότητας ορίζεται η πραγματική θερμοκρασία που βλέπει ο δορυφόρος, υπό την προϋπόθεση της ομοιομορφίας εκπομπής (Landsat Handbook, v4), η οποία δεν ανταποκρίνεται στην πραγματικότητα στην περίπτωση των διαφόρων επιφανειών της γης.

Στο σημείο αυτό, πρέπει να αναφερθεί, επίσης, η επίδραση της ατμόσφαιρας. Η θερμική υπέρυθρη ακτινοβολία που, τελικά, καταλήγει στο υψηλότερο στρώμα της ατμόσφαιρας και διαφεύγει στο διάστημα, αποτελεί έναν συνδυασμό της ακτινοβολίας που εκπέμπεται από τη γη και αυτής που εκπέμπεται από την ατμόσφαιρα (Σισμανίδης, 2018). Οι θερμικοί σαρωτές έχουν τη δυνατότητα λήψης δεδομένων σε δύο διαφορετικά ατμοσφαιρικά παράθυρα, 3-5 μ m και 8-14 μ m. Όμως, λόγω της μεγάλης απορρόφησης στα ανώτερα στρώματα της ατμόσφαιρας από διάφορα αέρια και τους υδρατμούς του νερού, τα δεδομένα λαμβάνονται κυρίως στο διάστημα 10,5-12,5 μ m του φάσματος όπου η απορρόφηση είναι μικρότερη (Παρχαρίδης, 2015), όπως φαίνεται και στην επόμενη εικόνα:



Εικόνα 3: Τα φασματικά κανάλια που χρησιμοποιούνται στη θερμική υπέρυθρη περιοχή του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, κατά Sabins (πηγή: Παρχαρίδης, 2015)

Σύμφωνα με τα παραπάνω, η ακτινοβολία που μετράει ο δορυφόρος (top-of-atmosphere – TOA) αποτελείται από τρεις βασικές συνιστώσες, την ακτινοβολία που εκπέμπει η γη στο διάστημα, την ακτινοβολία που εκπέμπει η ατμόσφαιρα στη γη και ανακλάται στο διάστημα (down-welling radiance) και την ακτινοβολία που εκπέμπει η ατμόσφαιρα κατευθείαν στο διάστημα (up-welling radiance) (Σισμανίδης, 2018). Όπως είναι προφανές, χρειάζεται να γίνουν οι αντίστοιχες μοντελοποιήσεις της ατμόσφαιρας, ώστε τελικά να υπολογίζεται μόνο η θερμοκρασία επιφάνειας, η οποία προέρχεται από την ακτινοβολία που μόνο αυτή εκπέμπει. Η εξίσωση μετάδοσης της ακτινοβολίας (radiative transfer equation) αποδίδει, στην απλοποιημένη της μορφή, τα παραπάνω με την επόμενη σχέση:

$$B(T) = \tau * [\varepsilon * L + (1 - \varepsilon) * I \downarrow] + I \uparrow$$

όπου $B(T)$ η ακτινοβολία που φτάνει στο δέκτη με θερμοκρασία φωτεινότητας T , L η ακτινοβολία που εκπέμπει η επιφάνεια του εδάφους, τ η ατμοσφαιρική διαπερατότητα ενός καναλιού, ε ο συντελεστής εκπομπής της επιφάνειας, $I \downarrow$ η κατερχόμενη ακτινοβολία της ατμόσφαιρας και $I \uparrow$ η ανερχόμενη ακτινοβολία της ατμόσφαιρας (Σαρέλλη, 2016).

Όπως προκύπτει από τα παραπάνω, η θερμική τηλεπισκόπηση και η εκτίμηση της θερμοκρασίας εδάφους είναι δυνατόν να πραγματοποιηθούν μόνο κάτω από συνθήκες καθαρού ουρανού, δηλαδή μόνο στις περιοχές εκείνες στις οποίες δεν υπάρχει νεφοκάλυψη. Στην αντίθετη περίπτωση, η θερμοκρασία που μετράει ο δορυφόρος δεν ανταποκρίνεται στην θερμοκρασία της επιφάνειας του εδάφους, αλλά στην θερμοκρασία του σύννεφου που παρεμβάλλεται, η οποία είναι πολύ πιο χαμηλή από αυτή του εδάφους κάτω από αυτό.

3. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ

Στο παρόν κεφάλαιο αναφέρονται και περιγράφονται οι μέθοδοι και τεχνικές των βασικών διαδικασιών που πραγματοποιούνται στην παρούσα εργασία. Πιο συγκεκριμένα, οι διαδικασίες αφορούν τους βασικούς τρόπους εξαγωγής της θερμοκρασίας, χωρικής βελτίωσης και χρονικής πύκνωσης των δορυφορικών θερμικών εικόνων.

3.1. Υπολογισμός Θερμοκρασία Επιφάνειας

Όπως περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η θερμοκρασία επιφάνειας μετράται μέσα από την αποτύπωση της ακτινοβολίας που η ίδια εκπέμπει και την αποτύπωσή της σε θερμικές εικόνες μέσω των δορυφόρων παρατήρησης της γης, ως ψηφιακές τιμές που μπορούν, εύκολα, να μετατραπούν σε θερμοκρασίες φωτεινότητας (brightness temperature - BT). Όπως, όμως, επίσης, αναφέρθηκε, η θερμοκρασία φωτεινότητας προϋποθέτει την ομοιότητα του συντελεστή εκπομπής των επιφανειών. Ωστόσο, οι επιφάνειες της γης δεν είναι ομοιογενείς και έτσι η θερμοκρασία της επιφάνειας εξαρτάται από τη διακύμανση της θερμοκρασίας και της εκπομπής εντός των εικονοστοιχείων (Becker and Li, 1995). Με δεδομένη, λοιπόν, τη γνώση της εκπομπής της γήινης επιφάνειας (Land Surface Emissivity – LSE), έχουν αναπτυχθεί διάφοροι αλγόριθμοι που υπολογίζουν την θερμοκρασία, μέσα από την μοντελοποίηση της ατμόσφαιρας τη δεδομένη στιγμή. Οι βασικότεροι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται σε αντίστοιχες εφαρμογές είναι οι αλγόριθμοι:

- Με βάση την εξίσωση μετάδοσης ακτινοβολίας – radiative transfer equation
- Ενός θερμικού καναλιού – single channel
- Δύο θερμικών καναλιών – split window

Σε κάθε περίπτωση επιλογής εφαρμογής κάποιου από τους παραπάνω αλγόριθμους είναι απαραίτητη η γνώση της εκπομπής των επιφανειών (LSE), καθώς και της ανερχόμενης και κατερχόμενης ακτινοβολίας της ατμόσφαιρας τη στιγμή της λήψης.

3.1.1. Υπολογισμός Εκπομπής Επιφάνειας – Land Surface Emissivity (LSE)

Η εκπομπή της επιφάνειας (LSE) ορίζεται ως η ικανότητα της επιφάνειας να απορροφά την προσπίπτουσα ακτινοβολία, σύμφωνα με τον νόμο του Kirchhoff. Κατά συνέπεια, η εκπομπή είναι ένα μέγεθος το οποίο εξαρτάται από το είδος της επιφάνειας στο οποίο αναφέρεται και διακρίνεται σημαντικά μεταξύ διαφορετικών επιφανειών.

Μία από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους υπολογισμού της εκπομπής επιφάνειας από τηλεπισκοπικά δεδομένα είναι αυτή της εκτίμησης με βάση την ταξινόμηση της περιοχής σε κατηγορίες κάλυψης γης. Με βάση τη μέθοδο αυτή, ο συντελεστής εκπομπής αποδίδεται σε κάθε εικονοστοιχείο ανάλογα την κατηγορία κάλυψης γης στην οποία ανήκει, όπως ορίζεται

από τον πίνακα που ακολουθεί, ο οποίος αποτελεί παράδειγμα στην περίπτωση της αστικής περιοχής:

Χρήση γης	Συντελεστής Εκπομπής
Αστικός ιστός / πυκνή δόμηση	0,946
Αστικός ιστός / μεσαία πυκνότητα δόμησης	0,964
Σύνθετος αστικός ιστός	0,950
Αγροτική περιοχή	0,980
Υδάτινη επιφάνεια	0,990

Πίνακας 1: Τιμές συντελεστή εκπομπής ακτινοβολίας για χρήσεις γης ενός αστικού περιβάλλοντος (πηγή: Σαρέλλη, 2016)

Μία εξίσου δημοφιλής μέθοδος στις εφαρμογές θερμοκρασίας, αποτελεί ο υπολογισμός του συντελεστή εκπομπής με βάση τον δείκτη βλάστησης NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), όπως υπολογίζεται ανά εικονοστοιχείο. Ο δείκτης NDVI αποτελεί έναν πολύ σημαντικό δείκτη, καθώς περιγράφει πολύ ικανοποιητικά την βλάστηση, η οποία, με τη σειρά της, αποτελεί έναν πολύ σημαντικό παράγοντα για τη διαμόρφωση του κλίματος και των θερμοκρασιών και υπολογίζεται με βάση την παρακάτω σχέση που περιλαμβάνει το κόκκινο και το εγγύς υπέρυθρο κανάλι των δορυφορικών δεκτών:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Για τον υπολογισμό της εκπομπής επιφάνειας μέσω NDVI, χρησιμοποιείται η μέθοδος κατωφλίωσης που προτάθηκε από τον Sobrino το 2008. Στη μέθοδο αυτή υπολογίζεται για κάθε εικονοστοιχείο, με βάση τον NDVI, η αναλογία της βλάστησης (proportion of vegetation) και μέσα από αυτή η τελική εκπομπή, σύμφωνα με τις παρακάτω σχέσεις:

$$Pv = \begin{cases} 0, & NDVI < NDVI_s \\ \left(\frac{NDVI - NDVI_s}{NDVI_v - NDVI_s} \right)^2, & NDVI_s \leq NDVI \leq NDVI_v \\ 1, & NDVI > NDVI_v \end{cases}$$

$$LSE = \begin{cases} \varepsilon_s, & NDVI < NDVI_s \\ \varepsilon_s + (\varepsilon_v - \varepsilon_s)Pv, & NDVI_s \leq NDVI \leq NDVI_v \\ \varepsilon_v, & NDVI > NDVI_v \end{cases}$$

όπου $NDVI_s$ και $NDVI_v$ οι τιμές του NDVI για το έδαφος και τη βλάστηση με τιμές 0.2 και 0.5 αντίστοιχα, και οι τιμές ε_s και ε_v η εκπομπή για το έδαφος και τη βλάστηση με τιμές 0,971 και 0,985 αντίστοιχα.

3.1.2. Υπολογισμός Ατμοσφαιρικής Ακτινοβολίας

Η μοντελοποίηση της ατμόσφαιρας και των ακτινοβολιών της, που προστίθενται στην τελική ακτινοβολία της επιφάνειας της γης προς το διάστημα, εντάσσεται στους αλγόριθμους υπολογισμού της θερμοκρασίας είτε μέσω των απόλυτων αριθμών της ανερχόμενης και κατερχόμενης ακτινοβολίας ατμόσφαιρας, αν αυτά είναι γνωστά τη στιγμή της λήψης, είτε μέσω ειδικά υπολογισμένων από μοντελοποίηση συντελεστών που εντάσσονται στην εξίσωση υπολογισμού της θερμοκρασίας. Σε κάθε περίπτωση, οι παράμετροι της ατμόσφαιρας ανακτώνται από τα στατιστικά δεδομένα που εκτελούνται σε μια προσομοιωμένη βάση

δεδομένων. Τα προσομοιωμένα δεδομένα λαμβάνονται από σύνολα δεδομένων ατμοσφαιρικών προφίλ που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στον κώδικα μεταφοράς ακτινοβολίας MODTRAN (Jimenez-Munoz, 2014).

Ο κώδικας MODTRAN (MODerate resolution atmospheric TRANsmission) χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη και την ανάλυση των οπτικών μετρήσεων μέσω της ατμόσφαιρας, Η φυσική μεταφοράς ακτινοβολίας (RT) στο MODTRAN παρέχει μεθόδους για τη μοντελοποίηση στρωματοποιημένων, οριζόντια ομοιογενών ατμοσφαιρών. Η ατμόσφαιρα διαμορφώνεται μέσω συστατικών κατακόρυφων προφίλ, που ορίζονται είτε με ενσωματωμένα μοντέλα είτε με δεδομένα που καθορίζονται από το χρήστη. Ο MODTRAN επιλύει την εξίσωση της μεταφοράς ακτινοβολίας (RTE) που περιλαμβάνει τις επιδράσεις της απορρόφησης και εκπομπής μορίων και σωματιδίων, των ανακλάσεων επιφάνειας και των εκπομπών του ηλιακού / σεληνιακού φωτισμού και της σφαιρικής διάθλασης (πηγή πληροφοριών: <http://modtran.spectral.com/>).

3.1.3. Εξίσωση Μετάδοσης ακτινοβολίας – Radiative Transfer Equation

Η παρακάτω εξίσωση αποτελεί έναν συνδυασμό του νόμου του Planck και της εξίσωσης μετάδοσης ακτινοβολίας, προσαρμοσμένη έτσι ώστε να υπολογίζει αμέσως την θερμοκρασία επιφάνειας, σύμφωνα με τη σχέση που ακολουθεί (Yu, 2014):

$$LST = \frac{C_1}{\lambda * \ln\left(\frac{C_2}{\lambda^5 * (T - I \uparrow - \tau(1 - \epsilon)I \downarrow)/\tau\epsilon} + 1\right)}$$

όπου $C_1=14387.7\mu\text{m K}$ και $C_2=1,9104*10^8 \text{ W } \mu\text{m}^4 \text{ m}^{-2} \text{ sr}^{-1}$, λ το μήκος κύματος του θερμικού καναλιού, T η θερμοκρασία φωτεινότητας, και I η ανερχόμενη και κατερχόμενη ακτινοβολία της ατμόσφαιρας.

3.1.4. Αλγόριθμος Single-Channel

Ο αλγόριθμος single – channel χρησιμοποιεί ένα κανάλι και υπολογίζεται από την σχέση:

$$LST = \gamma * \left[\frac{1}{\epsilon} (\psi_1 * L_{sen} + \psi_2) + \psi_3 \right] + \delta$$

όπου:

$$\gamma \approx \frac{T_{sen}^2}{b_\gamma * L_{sen}} \quad \delta \approx T_{sen} - \frac{T_{sen}^2}{b_\gamma}$$

και

$$\psi_1 = \frac{1}{\tau} \quad \psi_2 = -L_d - \frac{L_u}{\tau} \quad \psi_3 = L_d$$

Καθώς οι τ , L_u και L_d αποτελούν τις απόλυτες ατμοσφαιρικές παραμέτρους οι εξισώσεις υπολογισμού των συντελεστών ψ παραμετροποιούνται ως εξής:

$$\begin{bmatrix} \psi_1 \\ \psi_2 \\ \psi_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w^2 \\ w \\ 1 \end{bmatrix}$$

με συντελεστές c_{11} - c_{33} που υπολογίζονται από δεδομένα προσομοίωσης στον κώδικα μεταφοράς ακτινοβολίας MODTRAN και w τη συνολική περιεκτικότητα της ατμόσφαιρας σε υδρατμούς.

3.1.5. Αλγόριθμος Split-Window

Ο αλγόριθμος split-window, είναι ιδιαίτερα σημαντικός, καθώς μπορεί και συνδυάζει δύο θερμοκά κανάλια, που πολλοί δορυφόροι περιλαμβάνουν. Σύμφωνα με τον αλγόριθμο αυτόν, η υπολογιζόμενη θερμοκρασία υπολογίζεται ως ένας γραμμικός συνδυασμός των θερμοκρασιών που προκύπτουν από τα δύο αυτά κανάλια (Sobrino, 1996). Η εξίσωση που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της τελικής θερμοκρασίας είναι η εξής (Jimenez-Munoz, 2014):

$$LST = T_i + c_1(T_i - T_j) + c_2(T_i - T_j)^2 + c_0 + (c_3 + c_4w)(1 - \varepsilon) + (c_5 + c_6w)\Delta\varepsilon$$

όπου T_i και T_j οι υπολογιζόμενες θερμοκρασίες των δύο καναλιών, ε η μέση εκπομπή $\varepsilon=0,5(\varepsilon_i+\varepsilon_j)$, $\Delta\varepsilon$ η διαφορά των εκπομπών $\Delta\varepsilon=\varepsilon_i-\varepsilon_j$, w η συνολική περιεκτικότητα της ατμόσφαιρας σε υδρατμούς και $c_0 - c_6$ οι συντελεστές του μοντέλου του αλγορίθμου που υπολογίζονται από δεδομένα προσομοίωσης στον κώδικα μεταφοράς ακτινοβολίας MODTRAN.

3.2. Αλγόριθμοι Χωρικής Βελτίωσης

Στην εισαγωγή της εργασίας επισημάνθηκε η αδυναμία εύρεσης θερμοκών δεδομένων που να συνδυάζουν ικανοποιητικά την χωρική με την χρονική ανάλυση. Η μία από τις δύο διαδικασίες που επιχειρούν να επιλύσουν αυτό το πρόβλημα, είναι η διαδικασία της βελτίωσης της χωρικής ανάλυσης (θερμική ενίσχυση - thermal sharpening), κατά την οποία επιδιώκεται η μετατροπή μιας θερμοκής εικόνας χαμηλής ανάλυσης σε μια νέα θερμοκή εικόνα υψηλής ανάλυσης. Στη διαδικασία αυτή, η νέα εικόνα δεν παράγεται μέσω απλής αναδειγματοληψίας των εικονοστοιχείων, αλλά μέσω βοηθητικών δεδομένων που μπορούν να περιγράψουν τις διακυμάνσεις της επιφάνειας στη λεπτομέρεια της τελικής επιθυμητής ανάλυσης.

Όπως προκύπτει, οι περισσότεροι αλγόριθμοι μεταφοράς δεδομένων από μία κλίμακα σε μία άλλη στηρίζονται στη σχέση που υπάρχει μεταξύ του μεγέθους που επιχειρείται να μεταφερθεί και άλλων βοηθητικών μεγεθών, τα οποία υπάρχουν τόσο στην αρχική όσο και στην τελική κλίμακα. Κατά συνέπεια, η λογική των αλγορίθμων έγκειται στην εύρεση της σχέσης που ενώνει το μέγεθος ενδιαφέροντος, της θερμοκρασίας, δηλαδή, στη συγκεκριμένη περίπτωση, με τα σχετιζόμενα μεγέθη στην αρχική κλίμακα, και, τελικά την εφαρμογή της σχέσης αυτής στα μεγέθη της τελικής κλίμακας με σκοπό την πρόβλεψη της θερμοκρασίας.

Οι πρώτοι αλγόριθμοι που αναπτύχθηκαν εστίασαν το ενδιαφέρον τους στη σχέση της θερμοκρασίας με την ανάπτυξη της βλάστησης, μεγέθη τα οποία εύκολα και γρήγορα αποδείχθηκε πως είναι άμεσα και υψηλά συσχετιζόμενα, και μάλιστα γραμμικά. Στην περίπτωση της θερμοκής τηλεπισκόπησης, οι διακυμάνσεις της βλάστησης εκφράζονται πολύ ικανοποιητικά από τον κανονικοποιημένο δείκτη NDVI, ο οποίος παρουσιάστηκε σε προηγούμενη ενότητα. Η εφαρμογή της σχέσης αυτής, μεταξύ LST και NDVI, φάνηκε από την αρχή να αποδίδει με ικανοποιητικά αποτελέσματα, κυρίως, βέβαια, σε περιοχές που χαρακτηρίζονται από βλάστηση, όπως καλλιέργειες, και όχι τόσο σε άλλες, όπως αστικές.

3.2.1. Αλγόριθμοι DisTrad & TsHARP

Ο αλγόριθμος DisTrad (Disaggregation procedure for radiometric surface temperature), που δημοσιεύτηκε το 2003 από τον Kustas, και ο TsHARP, το 2007 από τους Agam και Kustas, βασίστηκαν στην υπόθεση ότι υπάρχει μία μοναδική σχέση μεταξύ του δείκτη NDVI και της θερμοκρασίας σε πολλαπλές χωρικές κλίμακες. Οι αλγόριθμοι αυτοί εκμεταλλεύτηκαν την γραμμική σχέση του NDVI και της θερμοκρασίας, με σκοπό την μεταφορά της θερμοκρασίας ενός δορυφόρου στην χωρική ανάλυση του NDVI, καθώς, όπως έχει ήδη αναφερθεί, τα θερμικά κανάλια των δορυφόρων είναι χαμηλότερης ανάλυσης από τα υπόλοιπα. Αποδεχόμενοι την υπόθεση ότι η σχέση μεταξύ των δύο αυτών μεγεθών είναι ανεξάρτητη της κλίμακας ανάλυσης στην οποία αποδίδονται, υπολόγισαν τη θερμοκρασία στην χαμηλή της ανάλυση T_{LOW} και τον NDVI στην υψηλή της ανάλυση $NDVI_{HIGH}$, με βάση τη δεδομένη ανάλυση των καναλιών. Από αυτά υπολόγισαν με απλό μέσο όρο τον $NDVI_{LOW}$ στην χαμηλή ανάλυση, και τον συσχέτισαν με την θερμοκρασία με εφαρμογή της επόμενης σχέσης ελαχίστων τετραγώνων:

$$\widehat{LST}_{LOW} = a + b * NDVI_{LOW} + c * NDVI_{LOW}^2$$

προτείνοντας, επίσης, την γραμμική σχέση ($c=0$) έναντι αυτής, στη λογική ότι είναι λιγότερο ευαίσθητη στις ακραίες τιμές. Η παραπάνω σχέση εφαρμόζεται στην χαμηλή ανάλυση των δεδομένων, με την υπόθεση ότι είναι δυνατό να εφαρμοστεί αυτούσια και στην υψηλή ανάλυση, με άγνωστη ποσότητα τη θερμοκρασία. Όμως, κάτι τέτοιο, δημιουργεί απόκλιση των προβλεπόμενων τιμών από τις παρατηρούμενες, οι οποίες οφείλονται στις διακυμάνσεις της θερμοκρασίας επιφάνειας λόγω άλλων παραγόντων πέραν της βλάστησης, όπως για παράδειγμα στην υγρασία του εδάφους. Για το λόγο αυτό, γίνεται η εκτίμηση της απόκλισης αυτής στη χαμηλή κλίμακα:

$$\Delta \widehat{LST}_{LOW} = LST_{LOW} - \widehat{LST}_{LOW}(NDVI_{LOW})$$

η οποία προστίθεται στην προβλεπόμενη θερμοκρασία στην υψηλή κλίμακα:

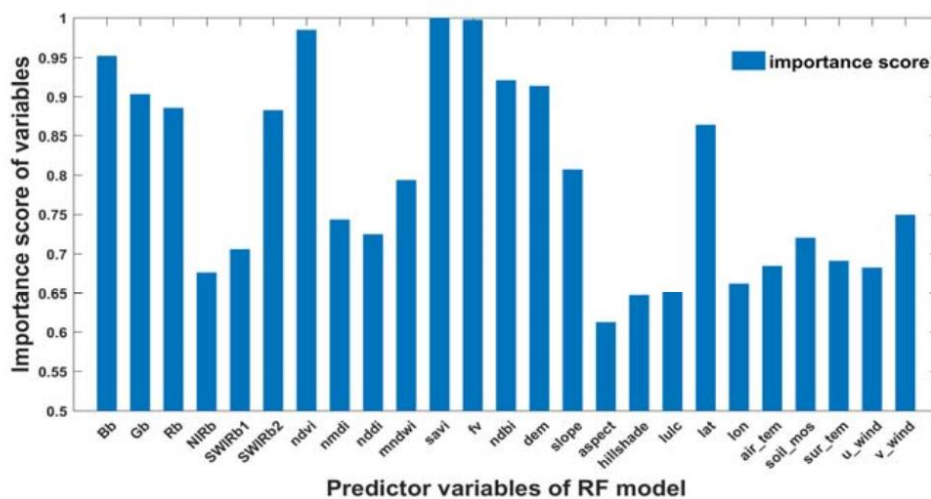
$$\widehat{LST}_{HIGH} = \widehat{LST}_{HIGH}(NDVI_{HIGH}) + \Delta \widehat{LST}_{LOW}$$

3.2.2. Μη Γραμμικοί Αλγόριθμοι

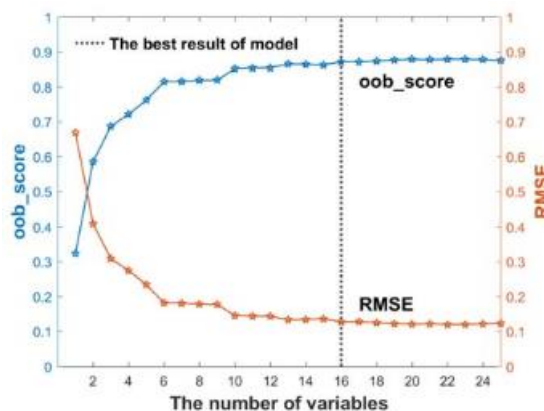
Όπως αναφέρθηκε, οι προηγούμενοι αλγόριθμοι φαίνεται να έχουν αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα σε περιοχές που χαρακτηρίζονται από βλάστηση. Όμως η ανάγκη εφαρμογής τους σε άλλες περιοχές, όπως κατά κύριο λόγο τις αστικές, οδήγησε σε παραλλαγές των παραπάνω αλγορίθμων. Ενώ η βασική ιδέα και η λογική διατηρείται στο ακέραιο, νέοι δείκτες, όπως ο NDBI (Normalized Difference Building Index), καθώς και τοπογραφικοί παράγοντες, όπως το υψόμετρο, επιχειρούν να συνδυαστούν με τον NDVI, ώστε να βρεθεί ο συνδυασμός εκείνος που θα περιγράψει βέλτιστα τις διακυμάνσεις της θερμοκρασίας σε ετερογενείς και διαφορετικές περιοχές, με χαρακτηριστικότερο παράδειγμα τις αστικές περιοχές που έχουν απασχολήσει και συνεχίζουν να απασχολούν ερευνητικά στο πεδίο αυτό. Στη βάση της προσθήκης νέων δεικτών, ακόμα, οι παραπάνω αλγόριθμοι έχουν εμπλουτιστεί με πιο σύνθετες σχέσεις μεταξύ ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών, οι οποίες εκτός από σύνθετες μαθηματικές σχέσεις, περιλαμβάνουν τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως την μηχανή διανυσματικής υποστήριξης (Support Vector Machine – Regression: SVR), τον αλγόριθμο τυχαίων δασών (Random Forest Regression: RF), τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Network: ANN), χρησιμοποιούμενες ως μέθοδοι παρεμβολής.

Το 2013 χρησιμοποιήθηκαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με σκοπό την διερεύνηση της σχέσης μεταξύ θερμοκρασίας και NDVI, ώστε να μεταφερθεί η θερμοκρασία του δορυφόρου Modis που αποτυπώνεται στα 960m στην κλίμακα των 60m, και τελικά να υπολογιστεί μέσα από αυτό η εξαμυσοδιαπνοή στην τελική κλίμακα. Οι Bindu et al. απέδειξαν ότι η εφαρμογή της σχέσης που προκύπτει από την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων σε σχέση με την απλή γραμμική σχέση του TsHARP παρέχει βελτιωμένα αποτελέσματα, καθώς η προβλεπόμενη θερμοκρασία έχει υψηλότερο βαθμό συσχέτισης με την πραγματική.

Το 2019 οι Li et al., συγκρίνουν τρεις διαφορετικές μεθόδους μηχανικής μάθησης, τα τεχνικά νευρωνικά δίκτυα (ANN), τις μηχανές διανυσματικής υποστήριξης (SVM) και τον αλγόριθμο τυχαίων δασών (RF), καταλήγοντας πως στο συγκεκριμένο πεδίο εφαρμογής ενδείκνυται ο αλγόριθμος των τυχαίων δασών, παρουσιάζοντας μικρότερα σφάλματα, αλλά και μικρότερους χρόνους υπολογισμού. Παράλληλα, οι ίδιοι χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο των τυχαίων δασών, σε άλλη δημοσίευσή τους, επιδιώκουν την διερεύνηση της σχέσης της θερμοκρασίας με διάφορες παραμέτρους, με σκοπό την επιλογή των καταλληλότερων και την εισαγωγή τους στο μοντέλο προς εκπαίδευση. Στις παρακάτω εικόνες, εμφανίζονται η σημασία των μεταβλητών, όπως υπολογίστηκε, και η απόδοση του μοντέλου χρησιμοποιώντας διαφορετικό πλήθος μεταβλητών, ξεκινώντας από αυτές με την υψηλότερη σημασία, όπως προέκυψε.



Εικόνα 4: Επίπεδο σημαντικότητας μεταβλητών πρόβλεψης από ένα RF μοντέλο (πηγή: Li et al., 2019)



Εικόνα 5: Διακύμανση της ακρίβειας ενός RF μοντέλου με διαφορετικές μεταβλητές πρόβλεψης (πηγή: Li et al., 2019)

3.3. Αλγόριθμοι Χρονικής Πύκνωσης

Οι αλγόριθμοι χωρικής βελτίωσης της θερμικής εικόνας, επιχειρούν να επιλύσουν το θέμα της χωρικής ανάλυσης των θερμικών δεδομένων, μέσα από βοηθητικά δεδομένα που υπάρχουν στην επιθυμητή ανάλυση. Όπως έχει αναφερθεί, είναι δυνατό να βρεθούν καθημερινά θερμικά δεδομένα σε χαμηλή ανάλυση, χωρίς όμως, παράλληλα να υπάρχουν όλες τις μέρες τα βοηθητικά δεδομένα που οδηγούν στην χωρική βελτίωση. Στην περίπτωση αυτή, πρέπει να χρησιμοποιηθούν διαφορετικοί αλγόριθμοι, οι οποίοι δε στηρίζονται στη γνώση σχετικών μεγεθών την ίδια ημέρα, αλλά στηρίζονται στη γνώση της μεταβολής της θερμοκρασίας από μέρα σε μέρα. Ουσιαστικά, οι αλγόριθμοι αυτοί, αποτελούν ένα είδος χρονικής παρεμβολής μεταξύ της επιθυμητής ημέρας και κάποιας άλλης κοντινής ημέρας στην οποία υπάρχει η γνώση της θερμοκρασίας τόσο στη χαμηλή – αρχική ανάλυση, όσο και στην υψηλή – επιθυμητή.

3.3.1. Εφαρμογή στην Ακτινοβολία

Ο πρώτος αλγόριθμος που δημιουργήθηκε για την πύκνωση των δεδομένων στον χρόνο, είναι ο αλγόριθμος Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model – STARF το 2006, ο οποίος αναπτύχθηκε και εφαρμόστηκε στα υπόλοιπα κανάλια, πέραν του θερμικού. Το 2010 προτάθηκε μία ενισχυμένη παραλλαγή του με το όνομα ESTARFM (Enhanced STARFM), η οποία βελτιώνει και συμπληρώνει τον αρχικό αλγόριθμο επεκτείνοντάς τον για ετερογενείς περιοχές, ενώ παράλληλα επιδιώκει την ανίχνευση διαχρονικών αλλαγών και την συμπερίληψή τους.

Η θεωρητική βάση και των δύο αλγορίθμων, η οποία αποτέλεσε τη θεωρητική βάση για όλες τις επόμενες παραλλαγές, βασίζεται στην υπόθεση ότι τα τηλεπισκοπικά δεδομένα από διαφορετικούς δέκτες που έχουν ληφθεί για μία περιοχή την ίδια ημέρα είναι συγκρίσιμα και συσχετίσιμα. Για την πρόβλεψη της θερμοκρασίας στην υψηλή ανάλυση σε μέρα όπου δεν υπάρχουν βοηθητικά δεδομένα, απαιτούνται τρεις σχετικές εικόνες, και πιο συγκεκριμένα μία εικόνα χαμηλής ανάλυσης την επιθυμητή ημέρα και ένα ζεύγος εικόνων υψηλής και χαμηλής ανάλυσης μία κοντινή στην επιθυμητή ημέρα.

Στη βάση της υπόθεσης της δυνατότητας συσχέτισης των δεδομένων, με απλή αναδειγματοληψία με βάση τη μέθοδο του εγγύτερου γείτονα (nearest neighbor's) στην εικόνα της χαμηλής ανάλυσης ώστε να συμβαδίζει στα εικονοστοιχεία με αυτά της υψηλής, ισχύει η παρακάτω εξίσωση που ορίζει την σχέση των εικόνων ως γραμμική:

$$H = a * L + b$$

όπου H η εικόνα υψηλής ανάλυσης (high), L η εικόνα χαμηλής ανάλυσης (low) και a, b οι συντελεστές του γραμμικού μοντέλου για το σχετικό καλιμπράρισμα των εικόνων. Λόγω των διαφορών ανά περιοχή που παρατηρούνται από δορυφόρο σε δορυφόρο, οι συντελεστές του γραμμικού μοντέλου a, b προτείνεται να προκύπτουν τοπικά και όχι από όλη την εικόνα. Με δεδομένο ότι δεν παρατηρείται διαφορά στην κάλυψη γης μεταξύ δύο στιγμών λήψης, η σχέση αυτή μπορεί να μεταφερθεί σε μία άλλη χρονική στιγμή. Κατά συνέπεια ισχύει η επόμενη σχέση:

$$H_1 = H_0 + a * (L_1 - L_0)$$

κατά την οποία μπορεί να υπολογιστεί η τιμή της ακτινοβολίας σε υψηλή χρονική ανάλυση, αν είναι γνωστή η ακτινοβολία στην ίδια ανάλυση σε μία άλλη χρονική στιγμή και παράλληλα αν είναι γνωστή η διαφορά ακτινοβολίας σε χαμηλή ανάλυση μεταξύ των δύο χρονικών αυτών στιγμών. Αν και η παραπάνω σχέση μοιάζει λογική, έχει αποδειχθεί ότι η σταθερότητα του

συντελεστή α από μέρα σε μέρα είναι σταθερή, μόνο πάνω από πολύ σταθερές περιοχές, όπως οι έρημοι ή οι υδάτινες μάζες. Κατά συνέπεια, η σχέση αυτή μπορεί να προσθέσει σφάλματα στον τελικό υπολογισμό.

Λόγω της πολυπλοκότητας της γήινης επιφάνειας, τα περισσότερα εικονοστοιχεία χαμηλής ανάλυσης αποτελούν μικτά εικονοστοιχεία, δηλαδή εικονοστοιχεία που περιέχουν ποικίλες κατηγορίες κάλυψης γης στο εσωτερικό τους. Με βάση την υπόθεση ότι η τιμή ανακλαστικότητας ενός μεγάλου εικονοστοιχείου αποτελεί γραμμικό συνδυασμό των τιμών των περιεχόμενων μικρότερων εικονοστοιχείων σε αυτό, τότε οι αλλαγές που υφίσταται το μεγάλο εικονοστοιχείο από μέρα σε μέρα αποτελούν τον σταθμισμένο ποσό των αλλαγών κάθε κατηγορίας κάλυψης γης στο εσωτερικό του:

$$L_1 - L_0 = \sum_{i=1}^M \frac{f_i}{a} (H_{i1} - H_{i0})$$

Με αποδοχή της υπόθεσης ότι η μεταβολή της τιμής ανακλαστικότητας των περιεχόμενων εικονοστοιχείων από μέρα σε μέρα είναι γραμμική, τότε η σχέση αυτή μπορεί να περιγραφεί από την επόμενη εξίσωση:

$$H_{i1} = h_i * \Delta t + H_{i0}$$

όπου h είναι ο βαθμός μεταβολής και μπορεί να θεωρηθεί σταθερός για μία συγκεκριμένη περίοδο. Ο συνδυασμός των δύο προηγούμενων εξισώσεων, οδηγεί στην παρακάτω σχέση:

$$\frac{H_{k1} - H_{k0}}{L_1 - L_0} = \frac{h_k}{\sum_{i=1}^M \frac{f_i h_i}{a}} = v_k$$

δηλαδή επιβεβαιώνεται η αρχική υπόθεση, κατά την οποία η αναλογία κάθε εικονοστοιχείου – μέλους και το ποσοστό αλλαγής σε κάθε μέλος είναι σταθερή. Επίσης, αποδεικνύεται η γραμμικότητα της μεταβολής ενός εικονοστοιχείου υψηλής ανάλυσης και της μεταβολής του αντίστοιχου εικονοστοιχείου χαμηλής ανάλυσης που εμπεριέχεται. Κατά συνέπεια προκύπτει η σχέση:

$$H_1 = H_0 + v * (L_1 - L_0)$$

η οποία έχει την ίδια μορφή με την αρχική εξίσωση, χωρίς, όμως, να έχει το ίδιο νόημα με αυτή, καθώς η δεύτερη αφορά τη μεταβολή των τιμών από τη μία μέρα στην άλλη και όχι τη σχέση των δορυφόρων σε δύο διαφορετικές ημερομηνίες. Με τον τρόπο αυτό, θα μπορούσε η αρχική εξίσωση να θεωρηθεί ως ειδική περίπτωση της τελικής, όπου το μεγάλο εικονοστοιχείο χαμηλής ανάλυσης αποτελείται από ένα και μοναδικό εικονοστοιχείο υψηλής ανάλυσης.

Καθώς όλες οι παραπάνω εξισώσεις χρησιμοποιούν την πληροφορία από ένα και μόνο εικονοστοιχείο, επιδιώκεται η εφαρμογή ενός κινούμενου παραθύρου πάνω στην εικόνα, κατά το οποίο γειτονικά και όμοια εικονοστοιχεία συμπεριλαμβάνονται στην πρόβλεψη της θερμοκρασίας του κεντρικού. Το κάθε γειτονικό εικονοστοιχείο που εμπεριέχεται εντός του παραθύρου, επιλέγεται μόνο αν είναι όμοιο με το κεντρικό, και συμμετέχει στον υπολογισμό της τελικής τιμής με κάποιο βάρος που του αναλογεί. Η τελική εξίσωση υπολογισμού της επιθυμητής τιμής για το κεντρικό εικονοστοιχείο διαμορφώνεται ως εξής:

$$H_1 = H_0 + \sum_{i=1}^N w_i * v_i * (L_{i1} - L_{i0})$$

Για την επιλογή ή όχι ενός γειτονικού εικονοστοιχείου στον υπολογισμό, πρέπει να ελεγχθεί η ομοιότητά του με το κεντρικό. Η ομοιότητα αυτή μπορεί να ελεγχθεί είτε με το αν ανήκουν στην ίδια κατηγορία κάλυψης γης με την εφαρμογή μιας μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης είτε με την σύγκριση της τιμής κάθε καναλιού των οποίων η διαφορά πρέπει να είναι κάτω από μία τιμή – κατώφλι, η οποία, συνήθως, ισούται με την τυπική απόκλιση των τιμών ανακλαστικότητας του κάθε καναλιού. Αν ένα εικονοστοιχείο θεωρηθεί όμοιο, τότε πρέπει να υπολογιστούν για αυτό τα βάρη συμμετοχής του στην εξίσωση, τα οποία σχετίζονται με την απόστασή του από το κεντρικό εικονοστοιχείο και τη φασματική του ομοιότητα με το αντίστοιχο εικονοστοιχείο χαμηλής ανάλυσης.

Με βάση τα παραπάνω, μία εικόνα σε υψηλή ανάλυση μπορεί να υπολογιστεί με βάση μία άλλη ημερομηνία αναφοράς. Αν ως ημερομηνίες αναφοράς θεωρηθούν η αμέσως προηγούμενη και η αμέσως επόμενη ημερομηνία στις οποίες υπάρχει εικόνα υψηλής ανάλυσης, τότε η επιθυμητή εικόνα μπορεί να υπολογιστεί δύο φορές, μία από κάθε ημερομηνία αναφοράς και τελικά το τελικό αποτέλεσμα να προκύψει από έναν γραμμικό συνδυασμό αυτών των δύο με βάρη που προκύπτουν από την χρονική απόσταση της επιθυμητής ημερομηνίας και της κάθε ημερομηνίας αναφοράς.

3.3.2. Προσαρμογή στη Θερμοκρασία

Είναι γεγονός, ότι οι παραπάνω αλγόριθμοι και όλοι οι επόμενοι οι οποίοι κατά κύριο λόγο έχουν βασιστεί σε αυτούς, έχουν εφαρμοστεί σε μεγάλο βαθμό στα υπόλοιπα κανάλια των δορυφόρων και όχι στα θερμικά. Μόλις το 2016 ο ίδιος ο ESTARFM ελέγχεται για την εφαρμογή του στην ακτινοβολία του θερμικού καναλιού ως έχει, ενώ το 2014 προτείνεται ο αλγόριθμος Spatio-temporal Adaptive Data Fusion Algorithm for Temperature mapping – SADFAT, ο οποίος και αυτός εφαρμόζεται στην ακτινοβολία του θερμικού καναλιού, με εφαρμογή του μοντέλου του ετήσιου θερμοκρασιακού κύκλου (Annual Temperature Cycle – ATC). Στην περίπτωση του SADFAT χρησιμοποιείται ακριβώς η ίδια θεωρητική βάση με τους STARFM και ESTARFM, καθώς σε αυτούς βασίζεται, με μόνη διαφορά την αιτιολόγηση της σταθεράς ν που προκύπτει, δηλαδή της διαπίστωσης ότι η αναλογία κάθε εικονοστοιχείου – μέλους και το ποσοστό αλλαγής σε κάθε μέλος είναι σταθερή. Το 2018 ο αλγόριθμος Blend Spatiotemporal Temperatures – BLEST εφαρμόζει τη λογική του SADFAT απευθείας στην θερμοκρασία επιφάνειας, και όχι στο θερμικό κανάλι.

Η θερμοκρασία επιφάνειας, έχει παρατηρηθεί, ότι παρουσιάζει έντονη εποχικότητα κατά τη διάρκεια ενός έτους. Η εποχικότητα αυτή μπορεί να μοντελοποιηθεί μέσα από τον ετήσιο θερμοκρασιακό κύκλο (ATC) ο οποίος προσεγγίζεται από την επόμενη ημιτονοειδή συνάρτηση:

$$LST = MAST + YAST * \sin(w * d + \theta)$$

όπου MAST (Mean Annual Surface Temperature) είναι η μέση ετήσια θερμοκρασία, YAST (Yearly Amplitude Surface Temperature) είναι το ετήσιο εύρος θερμοκρασίας, w είναι η γωνιακή συχνότητα ως σταθερά ίση με $2\pi/360$, d είναι η μέρα του έτους με βάση την ισημερία (Day of Year – DOY) και θ είναι η αλλαγή φάσης. Για δύο διαφορετικές ημέρες μέσα στον ίδιο ετήσιο θερμοκρασιακό κύκλο ισχύει τότε:

$$LST_1 - LST_0 = 2 * YAST * \cos\left(\frac{w * (d_1 + d_2)}{2} + \theta\right) * \sin\left(\frac{w * (d_1 - d_2)}{2}\right) = C * \cos(\theta + w * \bar{d})$$

όπου C σταθερά. Σε έναν συνδυασμό όλων παραπάνω, τελικά προκύπτει:

$$\frac{LST_1^{HIGH} - LST_0^{HIGH}}{LST_1^{LOW} - LST_0^{LOW}} = v$$

όπως ακριβώς και στην περίπτωση της ακτινοβολίας, οπότε η τελική σχέση κατ' αντιστοιχία είναι η εξής:

$$LST_1^{HIGH} = LST_0^{HIGH} + \sum_{i=1}^N w_i * v_i * (LST_1^{LOW} - LST_0^{LOW})$$

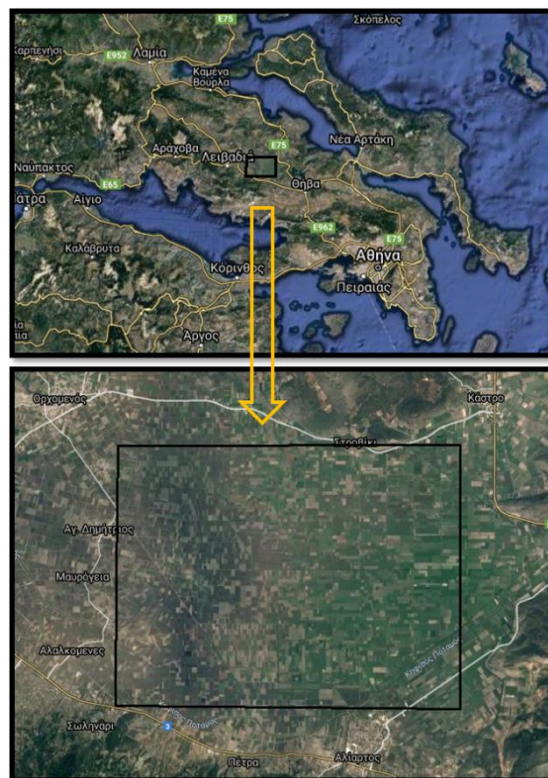
4 ● ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Στον παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η επιλογή και η απόκτηση των δεδομένων της βασικής εφαρμογής.

4.1. Περιοχή Μελέτης

Το πρώτο στάδιο για την επιλογή των δεδομένων αφορά η επιλογή της περιοχής μελέτης. Ως περιοχή μελέτης, επιλέχθηκε μία περιοχή η οποία να μπορεί να αποτυπώσει και να περιγράψει τη σχέση της θερμοκρασίας με τον δείκτη NDVI. Κατά συνέπεια, αναζητήθηκε μία περιοχή, καλώς ορισμένη, η οποία να είναι καλλιεργητική κατά βάση με διαφοροποιήσεις στο εσωτερικό της. Ως μία τέτοια περιοχή που ικανοποιεί τα χαρακτηριστικά αυτά, επιλέχθηκε η περιοχή του κάμπου της αποξηραμένης λίμνης της Κωπαΐδας.

Ο κάμπος της Κωπαΐδας, πρόκειται για την αποξηραμένη ομώνυμη λίμνη, η οποία οφείλει την ονομασία της στην αρχαία βοιωτική πόλη «Κώπες», που βρισκόταν στη θέση περίπου του σημερινού χωριού Κάστρου. Η πεδιάδα αυτή, βρίσκεται γεωγραφικά στα βόρεια του νομού Βοιωτίας και περικλείεται από τα όρη Ελικώνα στα δυτικά, Πτώο στα ανατολικά, Χλωμό στα βόρεια και από μικρότερα υψώματα στα νότια που τη χωρίζουν από την πεδιάδα της Θήβας και των Βαγίων. Η λίμνη αποτελούσε τη μεγαλύτερη της Ελλάδας, με την αποξήρανσή της να ξεκινάει τη δεκαετία του 1880 και να ολοκληρώνεται, τελικά, το 1931. Με το πέρας της αποξήρανσης δημιουργήθηκαν 241.000 στρέμματα καλλιεργήσιμης γης. Το 1953 η περιοχή απαλλοτριώθηκε και ταυτόχρονα δημιουργήθηκε ο Οργανισμός Κωπαΐδος ο οποίος εφάρμοσε πρόγραμμα εναλλασσόμενων καλλιεργειών (πηγή: <https://science.fandom.com/>), ενώ οι αρμοδιότητες του οποίου πέρασαν στην



Εικόνα 7: Θέση περιοχής μελέτης



Εικόνα 6: Οι καλλιέργειες της Κωπαΐδας

περιφέρεια Στερεάς Ελλάδας το 2014, μετά την κατάργησή του. Σήμερα, η Κωπαΐδα αποτελεί ένα ζωντανό οικοσύστημα όπου απασχολούνται χιλιάδες αγρότες, ενώ αναπτύσσονται γύρω από αυτό διάφορα άλλα επαγγέλματα και δραστηριότητες που σχετίζονται με την αγροτική παραγωγή.

Στην επόμενη εικόνα εμφανίζονται τα όρια της λίμνης, όπως έφταναν αριστερά τη θερινή περίοδο και δεξιά την χειμερινή. Τα όρια αυτά καθορίζουν τις δύο βασικές υποπεριοχές της περιοχής μελέτης, οι οποίες φαίνεται και στην επόμενη - κάτω δορυφορική εικόνα:



Εικόνα 8: Τα όρια της λίμνης Κωπαΐδας τη θερινή περίοδο (αριστερά) και τη χειμερινή περίοδο (δεξιά) (πηγή: orchomenos.gr)



Εικόνα 9: Δορυφορική εικόνα της περιοχής. Δορυφόρος: Sentinel-2, Ημερομηνία: 14/5/2018

4.2. Δορυφόροι

Όλα τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή την εργασία, είτε χρησιμοποιήθηκαν στις διαδικασίες εφαρμογής, είτε στο στάδιο της αξιολόγησης των αποτελεσμάτων, αποτελούν τηλεπισκοπικά δεδομένα από δορυφόρους παρατήρησης της γης. Οι δορυφόροι που χρησιμοποιήθηκαν για τη μεταφορά της θερμοκρασίας, είναι ο δέκτης Modis του δορυφόρου Terra, ο δορυφόρος Landsat-8 και ο δορυφόρος Sentinel-2. Οι δορυφόροι αυτοί επιλέχθηκαν, καθώς ο δορυφόρος Modis/Terra παρέχει θερμοκρασιακά δεδομένα υψηλής χρονικής αλλά χαμηλής χωρικής ανάλυσης και ο δορυφόρος Landsat-8 υψηλής χωρικής αλλά χαμηλής χρονικής ανάλυσης, με σκοπό να συνδυαστούν και να παράξουν το επιθυμητό προϊόν υψηλής χωρο-χρονικής ανάλυσης. Ο δορυφόρος Sentinel-2 χρησιμοποιείται καθώς χαρακτηρίζεται από πολύ υψηλή χωρική ανάλυση και υψηλή χρονική, ώστε να διερευνηθεί η δυνατότητα εισαγωγής θερμοκρασίας σε αυτό, καθώς παρά την υψηλές προδιαγραφές του, δε διαθέτει θερμικό κανάλι.

Ακολουθεί συνοπτική περιγραφή των δορυφόρων που χρησιμοποιήθηκαν, κυρίως ως προς τα θερμικά χαρακτηριστικά τους:

Δορυφόρος Modis/Terra

Ο δέκτης Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer – MODIS είναι ένας από τους δέκτες πάνω στους δορυφόρους Terra και Aqua της NASA. Η τροχιά του Terra γύρω από τη γη είναι χρονομετρημένη, ώστε να περνά από τον βορρά στο νότο διαμέσου του ισημερινού το πρωί, ενώ ο Aqua από το νότο στο βορρά διαμέσου του ισημερινού το απόγευμα. Η τροχιά αυτή έχει ως αποτέλεσμα οι δορυφόροι να καλύπτουν ολόκληρη την επιφάνεια της γης κάθε 1-2 μέρες.

Η Nasa υπολογίζει και παρέχει απευθείας την θερμοκρασία επιφάνειας στην ανάλυση του 1km και όχι αυτούσια τα θερμικά κανάλια του δέκτη. Το γεγονός αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο, καθώς, όπως, φάνηκε και προηγουμένως, η διαδικασία εξαγωγής της θερμοκρασίας επιφάνειας από τα θερμικά κανάλια είναι μία διαδικασία που εμπεριέχει πολλές παραδοχές και υπολογισμούς, που μεταφέρουν κατά την εφαρμογή τους πολλά και ποικίλα σφάλματα. Η θερμοκρασία από τον Modis που παρέχει η NASA υπολογίζεται αποκλειστικά στα εικονοστοιχεία που βρίσκονται υπό συνθήκες καθαρού ουρανού και μόνο πάνω από τη γήινη επιφάνεια, όσο αφορά τον δορυφόρο Terra, που εξετάζεται στην παρούσα εργασία. Λόγω της ύπαρξης περισσότερων του ενός θερμικών καναλιών, η θερμοκρασία υπολογίζεται με ένα γενικευμένο μοντέλο αλγορίθμου στη λογική του split-window, που επεξηγήθηκε, με πλήρη ανάλυση παλινδρόμησης δεδομένων προσομοίωσης μετρήσεων σε ευρύ φάσμα επιφανειακών και ατμοσφαιρικών συνθηκών με ειδικές προσαρμογές στην επιφανειακή εκπομπή και σε όλα τα στάδια ανά περιοχές, όπου έχει κριθεί απαραίτητο, σύμφωνα με το εγχειρίδιο που παρέχει η Nasa σχετικά.

Ακολουθούν τα θερμικά κανάλια του δέκτη Modis του δορυφόρου Terra:

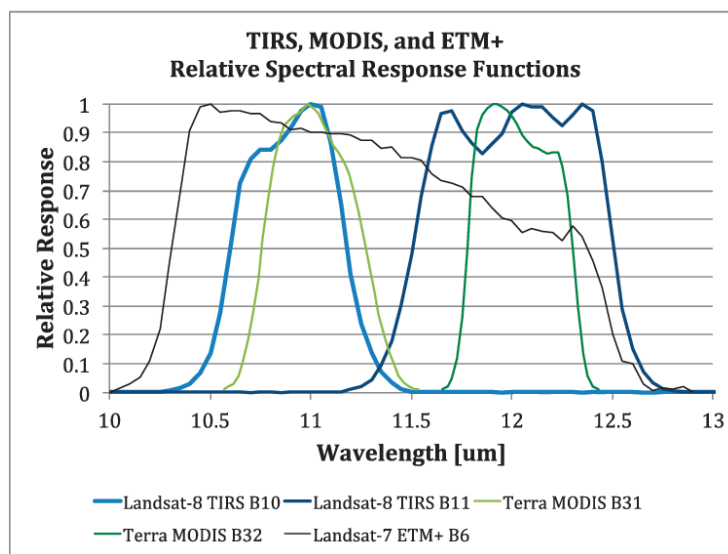
Primary Atmospheric Application	Band	Bandwidth ¹	T _{typical} (K)	Radiance ² at T _{typical}	NEΔT (K) Specification	NEΔT (K) Predicted
Surface Temperature	20	3.660-3.840	300	0.45	0.05	0.05
	22	3.929-3.989	300	0.67	0.07	0.05
	23	4.020-4.080	300	0.79	0.07	0.05
Temperature profile	24	4.433-4.498	250	0.17	0.25	0.15
	25	4.482-4.549	275	0.59	0.25	0.10
Moisture profile	27	6.535-6.895	240	1.16	0.25	0.05
	28	7.175-7.475	250	2.18	0.25	0.05
	29	8.400-8.700	300	9.58	0.05	0.05
Ozone	30	9.580-9.880	250	3.69	0.25	0.05
Surface Temperature	31	10.780-11.280	300	9.55	0.05	0.05
	32	11.770-12.270	300	8.94	0.05	0.05
Temperature profile	33	13.185-13.485	260	4.52	0.25	0.15
	34	13.485-13.785	250	3.76	0.25	0.20
	35	13.785-14.085	240	3.11	0.25	0.25
	36	14.085-14.385	220	2.08	0.35	0.35

Εικόνα 10: Τα θερμικά κανάλια του δέκτη Modis/Terra (πηγή: <https://cimss.ssec.wisc.edu/>)

Δορυφόρος Landsat-8

Ο δορυφόρος Landsat-8, αποτελεί τον όγδοο δορυφόρο της αποστολής Landsat, ως μία συνεργασία της NASA και του USGS. Η τροχιά του δορυφόρου είναι ηλιοσύγχρονη με περίοδο επαναφοράς πάνω από το ίδιο σημείο κάθε 16 ημέρες. Ο δορυφόρος Landsat-8 αποτελείται από δύο δέκτες, τον Operational Land Imager – OLI με χωρική ανάλυση των 30m και τον Thermal Infrared Sensor – TIRS με χωρική ανάλυση των 100m. Ο δορυφόρος αυτός αποτελεί μία βελτίωση και ενίσχυση των προηγούμενων δορυφόρων της ίδιας αποστολής, καθώς ο δέκτης OLI διαθέτει 9 φασματικά κανάλια, τα 7 εκ των οποίων είναι αντίστοιχα με τους Thematic Mapper (Landsat-5) και Enhanced Thematic Mapper (Landsat-7), και ο δέκτης TIRS διαθέτει δύο θερμικά κανάλια, έναντι του ενός των προηγούμενων, στο ίδιο φασματικό εύρος με αυτά. Η ύπαρξη δύο θερμικών καναλιών δημιουργήθηκε για τον καλύτερο διαχωρισμό των θερμοκρασιών γήινης επιφάνειας και ατμόσφαιρας, ώστε να αυξηθεί η ακρίβεια εξαγωγής της θερμοκρασίας επιφάνειας. Παρ' όλα αυτά, έχουν αναρτηθεί διορθώσεις όσο αφορά τα θερμικά κανάλια 10 και 11, ενώ οι ίδιοι οι υπεύθυνοι οργανισμοί προτείνουν την παράλειψη του καναλιού 11 και τον τελικό υπολογισμό της θερμοκρασίας μόνο μέσα από το κανάλι 10, παρά το μισό φασματικό εύρος, και άρα τη μισή πληροφορία, που μπορεί και παρέχει.

Στην επόμενη εικόνα φαίνεται συγκριτικά το φασματικό εύρος των δύο θερμικών καναλιών του Landsat-8 έναντι του ενός θερμικού καναλιού του Landsat-7, αλλά και σε σύγκριση με τα αντίστοιχα θερμικά κανάλια 31 και 32 του Modis / Terra:

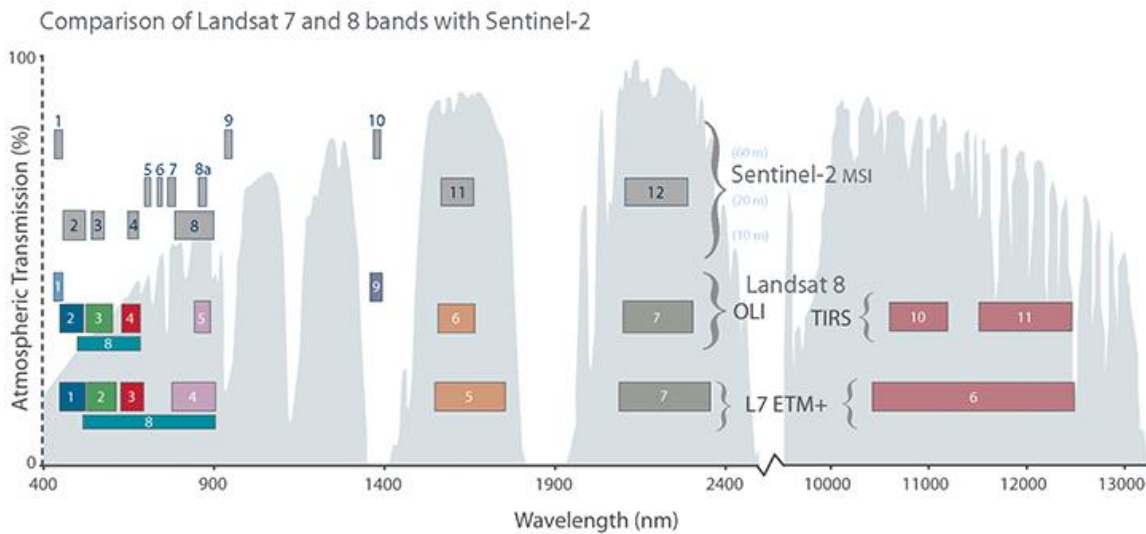


Εικόνα 11: Σύγκριση θερμικών καναλιών Modis, Landsat-7, Landsat-8 (πηγή: Barsi et al., 2014)

Δορυφόρος Sentinel-2

Ο δορυφόρος Sentinel-2 αποτελεί την Ευρωπαϊκή σκοπιά στην παρατήρηση της γης, αποτελώντας μέρος του προγράμματος Copernicus στα πλαίσια της μελέτης και παρακολούθησης του περιβάλλοντος της γης, της επιφάνειάς της, της ατμόσφαιρας, της κλιματικής αλλαγής και της διαχείρισης έκτακτων καταστάσεων. Ουσιαστικά πρόκειται για δύο δίδυμους δορυφόρους, τους δορυφόρους Sentinel-2A και Sentinel-2B, που διαθέτουν τον δέκτη Multi-Spectral Instrument – MSI. Ο δέκτης αυτός μπορεί και παρέχει πολυφασματικά δεδομένα στην χωρική κλίμακα των 10, 20 και 60m ανάλογα το κανάλι, όχι όμως στο θερμικό υπέρυθρο φάσμα.

Η ομοιότητα του ως προς τον Landsat-8, που, επίσης, χρησιμοποιείται και οι διαφορές τους ως προς την ανυπαρξία θερμικών καναλιών, αποτυπώνεται στην επόμενη εικόνα:



Εικόνα 12: Σύγκριση καναλιών Landsat-7, Landsat-8 και Sentinel-2 (πηγή: <https://www.usgs.gov/>)

Βοηθητικά Δεδομένα: Water Vapor – NCEP/NCAR

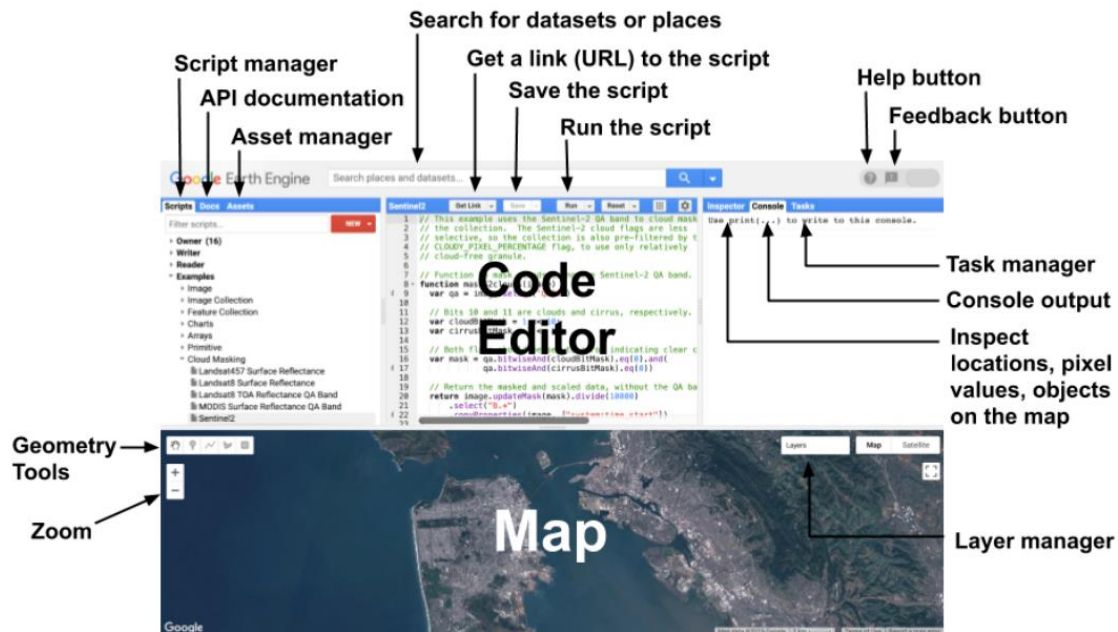
Για τον υπολογισμό της θερμοκρασία θεωρούνται απαραίτητα δεδομένα, τα δεδομένα της περιεκτικότητας της ατμόσφαιρας σε υδρατμούς. Η πληροφορία αυτή, παρέχεται, στην παρούσα εργασία, καθώς προτείνεται και βιβλιογραφικά, από τα δεδομένα της σύμπραξης των NCEP – National Centers for Environmental Prediction και του NCAR – National Center for Atmospheric Research. Ο σκοπός της συνεργασίας αυτής επιχειρεί να δημιουργήσει νέες ατμοσφαιρικές αναλύσεις μέσα από ιστορικά δεδομένα. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν παρέχονται στην χωρική ανάλυση των 2μιση βαθμών ανά 6ωρο.

4.3. Απόκτηση και Διαχείριση Δεδομένων – Google Earth Engine

Όλα τα παραπάνω δεδομένα βρέθηκαν, ανακτήθηκαν και επεξεργάστηκαν στην πλατφόρμα Google Earth Engine – GEE. Το GEE αποτελεί μία cloud-based πλατφόρμα για την απόκτηση και διαχείριση γεωχωρικών δεδομένων σε παγκόσμια κλίμακα, η οποία ανήκει στην εταιρεία Google και παρέχεται ελεύθερα για εκπαιδευτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, κυρίως για τον εντοπισμό τάσεων και την ποσοτικοποίηση των διαφορών πάνω στην επιφάνεια της γης.

Το GEE διαθέτει μία πολύ μεγάλη βάση δεδομένων η οποία ανανεώνεται διαρκώς, εμπλουτίζοντας τα υπάρχοντα με near-real time δεδομένα, καθώς και δεδομένα από άλλες πηγές. Η βάση του GEE, αποτελεί μία δυναμική βάση που εξελίσσεται συνεχώς, περιέχοντας τεράστια ποσά δεδομένων που ήδη υπάρχουν και που εισάγονται καθημερινά, κάνοντας το GEE μία πλατφόρμα διαχείρισης στη λογική των big data. Η διαπίστωση αυτή, δίνει αμέσως μία πολύ μεγάλη αξία στη σημασία του ίδιου του GEE ως εργαλείο, και στη γνώση χρήσης του, καθώς τα δεδομένα, και ειδικά τα χωρικά, παράγονται καθημερινά ανά λεπτό, με την αποθήκευση και την άμεση διαχείριση και ανάλυσή τους να αποτελούν ένα από τα ζητούμενα των σύγχρονων ερωτημάτων που αφορούν τις επιστήμες δεδομένων, όπως την επιστήμη της τηλεπισκόπησης.

Για την απόκτηση, διαχείριση και ανάλυση των δεδομένων που παρέχει, το GEE διαθέτει μία διαδικτυακή εφαρμογή διεπαφής προγραμματισμού (Application Programming Interface – API) που συνδέεται με ένα, επίσης, διαδικτυακό διαδραστικό περιβάλλον (Interactive Development Environment – IDE), το οποίο επιτρέπει την άμεση, εύκολη και γρήγορη πρόσβαση, διαχείριση, αλλά και οπτικοποίηση των δεδομένων και των αποτελεσμάτων. Στην επόμενη εικόνα φαίνεται το περιβάλλον διεπαφής Code Editor:



Εικόνα 13: Περιγραφή του περιβάλλοντος διεπαφής Code Editor του Google Earth Engine (πηγή: <https://developers.google.com/earth-engine/>)

Στο περιβάλλον αυτό, ο χρήστης μέσω της γλώσσας Javascript προσαρμοσμένης στις δομές του GEE, μπορεί να προσπελάσει, να φιλτράρει και να επιλέξει δεδομένα, να τα αποδώσει οπτικά στον χάρτη, να τα επεξεργαστεί, να περιηγηθεί σε οπτικά αποτελέσματα στο τμήμα του χάρτη, αλλά και σε στατιστικά διαγράμματα στο τμήμα της κονσόλας. Καθώς ο code editor αποτελεί ένα προγραμματιστικό περιβάλλον διεπαφής, ο κάθε χρήστης μπορεί να αποθηκεύσει όλα τα project του σε μορφή script, μέσα στο διαδικτυακό του προφίλ και να ανατρέχει σε αυτά, αποθηκεύοντας διαδικασίες και δεδομένα, τα οποία μπορεί να μοιράζεται, αν θέλει, με τους υπόλοιπους χρήστες.

Καθώς, το GEE αποτελεί, όπως φάνηκε, έναν συνδυασμό GIS και προγραμματιστικού περιβάλλοντος, κυρίως με δεδομένα δορυφορικών εικόνων τα οποία συλλέγει, αποθηκεύει και διανέμει στη λογική των big data, δε θα μπορούσε να διαθέτει μόνο τις κλασικές δομές δεδομένων της Javascript ή και άλλων γλωσσών προγραμματισμού που ασχολούνται με διαχείριση εικόνων. Για το λόγο αυτό, το GEE διαθέτει νέες δομές, όπως τα ImageCollections τα οποία αποτελούν ολόκληρες συλλογές εικόνων που μπορούν να φιλτραριστούν και να προσπελαστούν, ενώ σε αυτή τη μορφή αποτελούνται και οι ίδιες οι συλλογές δεδομένων, οι οποίες μπορούν να διαχειριστούν αυτούσιες, ενώ κάθε μέρα προστίθενται νέα δεδομένα, τα οποία μπορούν αυτόματα να συμμετέχουν στους υπολογισμούς. Για το λόγο αυτό, χρειάζονται, επιπλέον, νέες εντολές διαχείρισης δυναμικών συλλογών, όπως η εντολή map(), η οποία αντικαθιστά τις for loops του κλασικού προγραμματισμού, δίνοντας τη δυνατότητα επανάληψης μια ακολουθίας εντολών σε μία ολόκληρη συλλογή, ανεξαρτήτως του μέγεθους και χωρίς της ανάγκη της γνώσης αυτού. Στην ίδια λογική, διευκολύνεται η διαδικασία όλων των πράξεων μεταξύ των καναλιών των εικόνων, οι οποίες δεν ορίζονται ανά pixel, αλλά ανά

εικόνα, διευκολύνοντας τη μαζική εκτέλεση πράξεων, υπολογισμών δεικτών και άλλων αντίστοιχων διαδικασιών. Όμοια, η εντολή `reduce()` χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό στατιστικών εικόνων, είτε σε επίπεδο χρονοσειράς στη θέση του κάθε εικονοστοιχείου, είτε σε επίπεδο εικόνας, είτε ακόμα και σε επίπεδο γειτονιών εικόνας. Η τελευταία περίπτωση των γειτονιών εικόνας (`image neighborhoods`), όπως ορίζονται, έχει δημιουργηθεί για να καλύψει την ανάγκη των κλασικών μεθόδων του κινούμενου παραθύρου, δίνοντας τη δυνατότητα επέκτασής τους σε μαζικής εφαρμογή, είτε για μεγάλες περιοχές, ακόμα και για όλο τον πλανήτη, είτε για μεγάλες χρονοσειρές εικόνων, είτε ακόμα και για τον συνδυασμό αυτών.

Η σύγχρονη τάση είναι η προσπάθεια συνδυασμού των `big data` με τις τεχνικές μηχανικής μάθησης. Το GEE έχει προσθέσει στη βιβλιοθήκη του πολλές από τις κλασικές μεθόδους ταξινόμησης και παλινδρόμησης, όπως την SVM και την Random Forest. Παράλληλα, έχει καταφέρει να εντάξει και να συνδυάσει τα πιο πολύπλοκα μοντέλα TensorFlow βαθιάς μάθησης για μεγαλύτερα δεδομένα και χρόνους εκπαίδευσης, τα οποία, όμως, εκπαιδεύονται εκτός GEE.

Στην παρούσα εφαρμογή, μία εφαρμογή που απαιτεί την ταυτόχρονη διαχείριση δεδομένων από διαφορετικές πηγές, φάνηκε ιδιαίτερα χρήσιμο και πολύτιμο ένα εργαλείο, όπως το GEE. Αν και οι διαδικασίες που έχουν αναπτυχθεί έως τώρα στις εφαρμογές που εξετάζονται, περιγράφονται για μοναδικές περιπτώσεις εικόνων με διαχείριση στην `pixel-based` λογική, στην παρούσα εργασία επιδιώχθηκε, αρχικά, η εύρεση όλων των κατάλληλων συνδυασμών εικόνων, η δημιουργία νέων `ImageCollections` ως συνδυασμό των παραπάνω και η διαχείρισή τους σε αυτό το επίπεδο, στη λογική της διαρκούς ενίσχυσης των συλλογών με νέα `near-real time` δεδομένα, αλλά και στη λογική αποθήκευσης τοπικά μόνο των πραγματικά επιθυμητών προϊόντων τα οποία έχουν προκύψει από αυτοματοποιημένες διαδικασίες σε μία εύκολα προσβάσιμη διαδικτυακή πλατφόρμα.

5. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφεται η μεθοδολογική προσέγγιση που ακολουθεί η παρούσα εργασία, σε μία προσπάθεια εφαρμογής όλων των παραπάνω, όπως διατυπώθηκαν και περιγράφηκαν. Οι διαδικασίες που εφαρμόστηκαν είναι η επιλογή των εικόνων, ο υπολογισμός των θερμοκρασιών, η χωρική βελτίωση και η χρονική πύκνωση.

5.1. Επιλογή Εικόνων

Η επιλογή των εικόνων πραγματοποιήθηκε μέσα από την πλατφόρμα Google Earth Engine (GEE), η οποία παρέχει άμεση και ταυτόχρονη προσπέλαση σε όλες τις συλλογές των επιθυμητών δεδομένων. Το GEE παρέχει ολόκληρη τη συλλογή της θερμοκρασίας του Modis και των εικόνων των Landsat-8 και Sentinel-2, περιλαμβάνοντας την εκάστοτε ημερομηνία λήψης ως πληροφορία – ιδιότητα της εικόνας, στην οποία ο χρήστης έχει άμεση και εύκολη πρόσβαση.

Τα δύο βήματα για την επιλογή των εικόνων, αποτελούν η εισαγωγή ολόκληρων των συλλογών των δορυφόρων και το μετέπειτα φιλτράρισμά τους ως προς την περιοχή μελέτης και ως προς την ημερομηνία. Οι συλλογές που εισήχθησαν στο βήμα αυτό, όπως ονομάζονται στο GEE, είναι οι εξής:

- MOD11A1.006 Terra Land Surface Temperature and Emissivity Daily Global 1km
- USGS Landsat 8 Surface Reflectance Tier 1
- Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-2A

δηλαδή το προϊόν θερμοκρασίας επιφάνειας (land surface temperature) που παρέχει έτοιμο ο Modis και τα προϊόντα ανακλαστικότητας του εδάφους (surface reflectance) που παρέχονται έτοιμα για τους Landsat-8 και Sentinel-2. Η συλλογή Modis παρέχει καθημερινά μία εικόνα για όλη τη γη, ενώ οι άλλοι δύο δορυφόροι παρέχουν τις εικόνες όπως έχουν ληφθεί, στα όρια των προκαθορισμένων πινακίδων τους (tiles). Για τη μείωση των συλλογών, το πρώτο βήμα που πραγματοποιείται είναι το φιλτράρισμά τους με βάση την περιοχή μελέτης. Καθώς ο Modis παρέχει μόνο μία εικόνα για όλη τη γη, το φιλτράρισμα αυτό εφαρμόστηκε μόνο στις άλλες δύο συλλογές. Η περιοχή μελέτης (Region of Interest – RoI) είναι δυνατό να σχεδιαστεί με το χέρι πάνω στον χάρτη ως ένα πολύγωνο, ή να δοθεί με βάση τις συντεταγμένες των ορίων του ως μία μεταβλητή που αφορά την πληροφορία της γεωμετρίας. Αν η περιοχή μελέτης, ή τμήμα αυτής, βρίσκεται στο επικαλυπτόμενο μέρος γειτονικών εικόνων, τότε είναι χρησιμότερο, κατά τη διαδικασία του φιλτραρίσματος, να μην χρησιμοποιηθούν τα όρια της περιοχής, αλλά να χρησιμοποιηθούν οι κωδικοί της θέσης της εικόνας που επιθυμείται, μέσα από την γραμμή (row) και τη στήλη (path). Οι συλλογές εισάγονται ως εξής, σύμφωνα με το κωδικό τους όνομα προσπέλασης στο GEE:

```

var path = ee.Number(183);
var row = ee.Number(33);
var modisLST = ee.ImageCollection('MODIS/006/MOD11A1');
var landsatCollection8 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C01/T1_SR')
  .filter(ee.Filter.eq('WRS_PATH', path)).filter(ee.Filter.eq('WRS_ROW',
  row));
var sentinel2Collection = ee.ImageCollection("COPERNICUS/S2_SR")
  .filterBounds(roi);

```

Το επόμενο βήμα είναι το φιλτράρισμα των συλλογών με βάση την ημερομηνία. Οι επιθυμητές ημερομηνίες στην παρούσα εργασία, είναι οι ημερομηνίες εκείνες οι οποίες είναι κοινές στην περιοχή μελέτης για τους δορυφόρους Landsat-8 και Sentinel-2. Η ημερομηνία, όπως αναφέρθηκε, εμπεριέχεται στην κάθε εικόνα, περιλαμβάνει, όμως, και την ώρα λήψης, με αποτέλεσμα αυτά τα δύο να πρέπει να διαχωριστούν, ώστε να είναι συγκρίσιμα και να επιλεχθούν οι κοινές ημερομηνίες. Ο τρόπος που αντιμετωπίστηκε αυτό, είναι με την άντληση μόνο της πληροφορίας της ημερομηνίας από την εικόνα και την εισαγωγή της ως νέα ιδιότητα σε αυτή, όπως φαίνεται στο παρακάτω απόσπασμα:

```

//εισαγωγή ιδιότητας ημερομηνίας στον Landsat8 και στον Sentinel2
var getDate = function(image) {
  var d= ee.Date(image.get('system:time_start'));
  var day = d.get('day');
  var month = d.get('month');
  var year = d.get('year');
  var d1 = ee.Date.fromYMD(year, month, day);
  return image.set('date', d1).set('time', d);
};
var landsat = landsatCollection8.map(getDate);
var sentinel = sentinel2Collection.map(getDate);
//επιλογή εικόνων landsat που συμπίπτουν με τις ημερομηνίες του sentinel
var filter = ee.Filter.equals({
  leftField: 'date',
  rightField: 'date'
});
var simpleJoin = ee.Join.simple();
var landsat = ee.ImageCollection(simpleJoin.apply(landsat, sentinel,
  filter));
//επιλογή εικόνων sentinel που συμπίπτουν με τις ημερομηνίες του landsat
var sentinel = ee.ImageCollection(simpleJoin.apply(sentinel, landsat,
  filter));

```

Καθώς, όμως, η θερμοκρασία επιφάνειας είναι ένα μέγεθος που μπορεί να μετρηθεί μόνο υπό συνθήκες καθαρού ουρανού, εφαρμόζεται στις συλλογές που αφορούν την ανακλαστικότητα του εδάφους μία μάσκα για τα σύννεφα, όπως ακριβώς προτείνεται από το GEE για την κάθε συλλογή. Στην περίπτωση του Modis, το προϊόν θερμοκρασίας, όπως είναι προφανές έχει συμπεριλάβει την πληροφορία για τα σύννεφα, χωρίς να περιλαμβάνει καμία τιμή σε αυτά τα εικονοστοιχεία. Τελικά, τόσο οπτικά, όσο και με μέτρηση των έγκυρων εικονοστοιχείων που απομένουν στην περιοχή μελέτης μετά την εφαρμογή της μάσκας, επιλέγονται οι τελικές εικόνες προς μελέτη.

5.2. Υπολογισμός Θερμοκρασίας Επιφάνειας

Ο υπολογισμός της θερμοκρασίας πραγματοποιήθηκε μόνο για τον δορυφόρο Landsat-8, καθώς ο Modis παρέχει έτοιμο το προϊόν θερμοκρασίας, ενώ ο Sentinel-2 δεν διαθέτει θερμικό κανάλι. Η θερμοκρασία του Landsat-8, όπως υπολογίζεται, χρησιμεύει, κυρίως, ως παράγοντας αξιολόγησης των δύο επόμενων διαδικασιών. Σημαντικό είναι, επίσης, ότι το GEE παρέχει το προϊόν Surface Reflectance του Landsat-8, το οποίο αντί για τις ψηφιακές τιμές του θερμικού καναλιού, όπως αποτυπώνονται κατά την λήψη, εμπεριέχει υπολογισμένη την θερμοκρασία φωτεινότητας (brightness temperature) που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της θερμοκρασίας επιφάνειας.

Η θερμοκρασία του Landsat επιλέχθηκε να υπολογιστεί και με τους τρεις αλγόριθμους που περιγράφηκαν, με σκοπό να συγκριθούν ο καθένας από αυτούς με τη θερμοκρασία του Modis, η οποία θεωρείται και η πιο αξιόπιστη, λόγω του λεπτομερούς υπολογισμού και αξιολόγησης που έχει υποστεί. Για την ατμοσφαιρική διόρθωση, επιλέχθηκαν έτοιμοι συντελεστές που έχουν υπολογιστεί από τους Jimenez-Munoz et al. (2014), για τον δορυφόρο Landsat-8, αλλά μόνο για τους αλγορίθμους single-channel και split-window. Οι συντελεστές αυτοί έχουν προκύψει από προσομοιωμένα δεδομένα ατμοσφαιρικών προφίλ που εισήχθησαν στον κώδικα MODTRAN. Η βάση δεδομένων ατμοσφαιρικών προφίλ που χρησιμοποιήθηκε είναι η Global Atmospheric Profiles from Reanalysis Information (GAPRI), που αποτελεί μία περιεκτική συλλογή επιλεγμένων ατμοσφαιρικών προφίλ σε παγκόσμια κλίμακα, ενώ τα προφίλ που χρησιμοποιήθηκαν για την εξαγωγή των συντελεστών είναι 4714 προφίλ πάνω από την ξηρά που καλύπτουν τα τροπικά, εύκρατα, υποαρκτικά και αρκτικά κλίματα. Οι συντελεστές, που χρησιμοποιήθηκαν σύμφωνα με τους Jimenez-Munoz et al., είναι τελικά οι εξής:

$$\begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.04019 & 0.02916 & 1.01523 \\ -0.38333 & -1.50294 & 0.20324 \\ 0.00918 & 1.36072 & -0.27514 \end{bmatrix}$$

C ₀	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₆
-0.268	1.378	0.183	54.3	-2.238	-129.2	16.4

Πίνακας 2: Συντελεστές ατμοσφαιρικής διόρθωσης για την εξαγωγή της θερμοκρασίας από τον δορυφόρο Landsat 8 (πηγή: Jimenez-Munoz et al., 2014)

Καθώς για τη μέθοδο Radiative Transfer Equation δε βρέθηκαν αντίστοιχοι συντελεστές, η μέθοδος χρησιμοποιήθηκε χωρίς ατμοσφαιρική διόρθωση.

Για τον υπολογισμό των υδρατμών χρησιμοποιήθηκαν, όπως αναφέρθηκε, τα δεδομένα των NCEP/NCAR τα οποία παρέχονται, επίσης, από το GEE. Καθώς τα δεδομένα προκύπτουν τέσσερις φορές σε μία μέρα ανά εξάωρο, λήφθηκαν υπ' όψιν μόνο οι δύο πιο κοντινές στην ώρα μετρήσεις, από τις οποίες υπολογίστηκε και χρησιμοποιήθηκε ο μέσος όρος τους. Τέλος, για τον υπολογισμό της εκπομπής επιφάνειας (LSE), χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος κατωφλίωσης του NDVI.

Ακολουθεί ο κώδικας, όπως χρησιμοποιήθηκε στο GEE για την εξαγωγή της θερμοκρασίας από τον δορυφόρο Landsat-8:

```
//ορισμός συνάρτησης υπολογισμού θερμοκρασίας
var lstFunction = function(landsat1) {

//brightness temperature σε βαθμούς Κελσίου
  var bt10 = landsat1.select('B10').multiply(0.1).subtract(273.15);
  var bt11 = landsat1.select('B11').multiply(0.1).subtract(273.15);
```

```

//Υπολογισμός ndvi
var ndvi = landsat1.normalizedDifference(['B5', 'B4']).rename('ndvi');

//χωρισμός τριών εικόνων βάση ndvi -> μέθοδος κατωφλίωσης
var soil = ndvi.lt(0.2); var soil = soil.mask(soil);
var upveg = ndvi.gt(0.5); var upveg = upveg.mask(upveg);
var veg = ndvi.lte(0.5).and(ndvi.gte(0.2)); var veg = veg.mask(veg);

//Υπολογισμός proportion of vegetation & emissivity
var soilfv = soil.subtract(1);
var emsoil = (ee.Image(0.971)).mask(soil);
var soilfv = soilfv.unmask(); var emsoil = emsoil.unmask();
var emupveg = (ee.Image(0.985)).mask(upveg);
var upvegvf = upveg.unmask(); var upvegvf = upvegvf.unmask();
var emupveg = emupveg.unmask();
var vegfv = ((ndvi.subtract(0.2)).pow(2)).divide(0.09);
var vegfv = vegfv.mask(veg);
var emveg = (vegvf.multiply(0.014)).add(0.971);
var emveg = emveg.mask(veg);
var emveg10 = (vegvf.multiply(0.016)).add(0.971).rename('em10');
var emveg11 = (vegvf.multiply(0.012)).add(0.977).rename('em11');
var vegfv = vegfv.unmask(); var emveg = emveg.unmask();
var emveg10 = emveg.unmask(); var emveg11 = emveg.unmask();
var fv = (soilfv.add(vegvf).add(upvegvf)).rename('fv');
var em = (emsoil.add(emveg).add(emupveg)); //για SC
var em10 = (emsoil.add(emveg10).add(emupveg)); //για SW
var em11 = (emsoil.add(emveg11).add(emupveg)); //για SW

//Υπολογισμός water vapor
//var date = ee.Date(landsat1.get('system:time_start'));
var year = date.get('year');
var month = date.get('month');
var day = date.get('day');
var hour1 = ee.Number(6);
var hour2 = ee.Number(12);
var hour3 = ee.Number(18);
var date6 = date.update(year, month, day, hour1);
var date12 = date.update(year, month, day, hour2);
var date18 = date.update(year, month, day, hour3);
var wv6 = (ee.ImageCollection(waterVapour.filterDate(date6, date12)));
var wv12 = ee.ImageCollection(waterVapour.filterDate(date12, date18));
var wv = ((wv6.first()).add(wv12.first()).divide(2));

//θερμοκρασία rte simple
var lstRTESimple =
bt10.divide((((bt10.multiply(0.0010895)).divide(1.438)).multiply(em.log()))
.add(1)).rename('lstRTESimple');

//split-window algorithm
var meanLSE = (em10.add(em11)).divide(2);
var diffLSE = em10.subtract(em11);
var c0 = ee.Image(-0.268); var c1 = ee.Image(1.378);

```

```

var c2 = ee.Image(0.183); var c3 = ee.Image(54.30);
var c4 = ee.Image(-2.238); var c5 = ee.Image(-129.20);
var c6 = ee.Image(16.40);
var a1 = bt10; var a2 = (bt10.subtract(bt11)).multiply(c1);
var a3 = ((bt10.subtract(bt11)).pow(2)).multiply(c2); var a4 = c0;
var a5 = (wv.multiply(c4)).add(c3);
var a6 = meanLSE.subtract(meanLSE.multiply(2)).add(1);
var a7 = (wv.multiply(c6)).add(c5); var a8 = diffLSE;
var a56 = a5.multiply(a6); var a78 = a7.multiply(a8);
var lstSW =
a1.add(a2).add(a3).add(a4).add(a56).add(a78).rename('lstSW');

//single-channel algorithm
var thermalRaw = ee.ImageCollection(landsat8RAW.filterDate(date1,
dateEnd1.filter(ee.Filter.eq('WRS_PATH', path))
.filter(ee.Filter.eq('WRS_ROW', row)).first());
var dn = thermalRaw.select('B10');
var radAdd = ee.Number(thermalRaw.get('RADIANCE_ADD_BAND_10'));
var radMult = ee.Number(thermalRaw.get('RADIANCE_MULT_BAND_10'));
var lsen = (dn.multiply(radMult)).add(radAdd);
var bg = ee.Number(1324);
var g = (bt10.pow(2)).divide(lsen.multiply(bg));
var d = bt10.subtract((bt10.pow(2)).divide(bg));
var wv2 = wv.pow(2);
var c11 = ee.Image(0.04019); var c12 = ee.Image(0.02916);
var c13 = ee.Image(1.01523); var c21 = ee.Image(-0.38333);
var c22 = ee.Image(-1.50294); var c23 = ee.Image(0.20324);
var c31 = ee.Image(0.00918); var c32 = ee.Image(1.36072);
var c33 = ee.Image(-0.27514);
var y1 = (wv2.multiply(c11)).add(wv.multiply(c12)).add(c13);
var y2 = (wv2.multiply(c21)).add(wv.multiply(c22)).add(c23);
var y3 = (wv2.multiply(c31)).add(wv.multiply(c32)).add(c33);
var lstSC =
((((lsen.multiply(y1)).add(y2)).divide(em)).add(y3)).multiply(g)).add(d).r
ename('lstSC');

return
landsat1.addBands(ndvi.rename('ndvi')).addBands(lstRTEsimple).addBands(lstS
W).addBands(lstSC);
};

//κλήση της συνάρτησης
var landsat = landsat.map(lstFunction);

```

Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των τριών παραπάνω μεθόδων χρησιμοποιήθηκε η θερμοκρασία του Modis την κάθε μέρα που μελετάται. Για τη σύγκριση αυτή, αρχικά, συγκρίθηκαν οι θερμοκρασίες ως έχουν, ενώ στη συνέχεια, οι θερμοκρασίες από τον Landsat-8 προσαρμόστηκαν σε αυτές του Modis και συγκρίθηκαν ξανά. Το βήμα αυτό, προκύπτει, καθώς οι δύο αυτές θερμοκρασίες, χρησιμοποιούνται μόνο με σκοπό την μεταξύ τους σύγκριση, οπότε θα πρέπει να είναι και συγκρίσιμες, καθώς παρατηρείται να διαφέρουν λόγω της διαφορετικής χωρικής και φασματικής ανάλυσης, τη διαφορά του χρόνου λήψης, τη γεωμετρία κατά τη λήψη και άλλα. Το βήμα αυτό πραγματοποιείται μέσα από την γραμμική

μετατροπή του Landsat-8 ως προς τον Modis, η οποία υπολογίζεται στην κλίμακα του Modis. Ακολουθεί το αντίστοιχο απόσπασμα για την περίπτωση μίας εκ των τριών θερμοκρασιών:

```
//εύρεση θερμοκρασίας τύπου modis
var lst = image.select('modis_lst');
var modisScale = lst.projection().nominalScale();
var modisCrs = lst.projection().crs();
var rte30 = image.select('lstRTEsimple');
var rte1000 = rte30
  .reduceResolution({
    reducer: ee.Reducer.mean(),
    maxPixels: 1000000000 })
  .reproject({
    crs: modisCrs,
    scale: modisScale });
var pairRTE = rte1000.addBands(lst);
var vRTE = pairRTE.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.linearFit(),
  geometry: roi,
  maxPixels: 1000000000,
  scale: modisScale,
  crs: modisCrs  });
var scRTE = ee.Number(vRTE.get('scale'));
var ofRTE = ee.Number(vRTE.get('offset'));
var lstRTEm = (rte30.multiply(scRTE)).add(ofRTE).rename('lstRTEm');
```

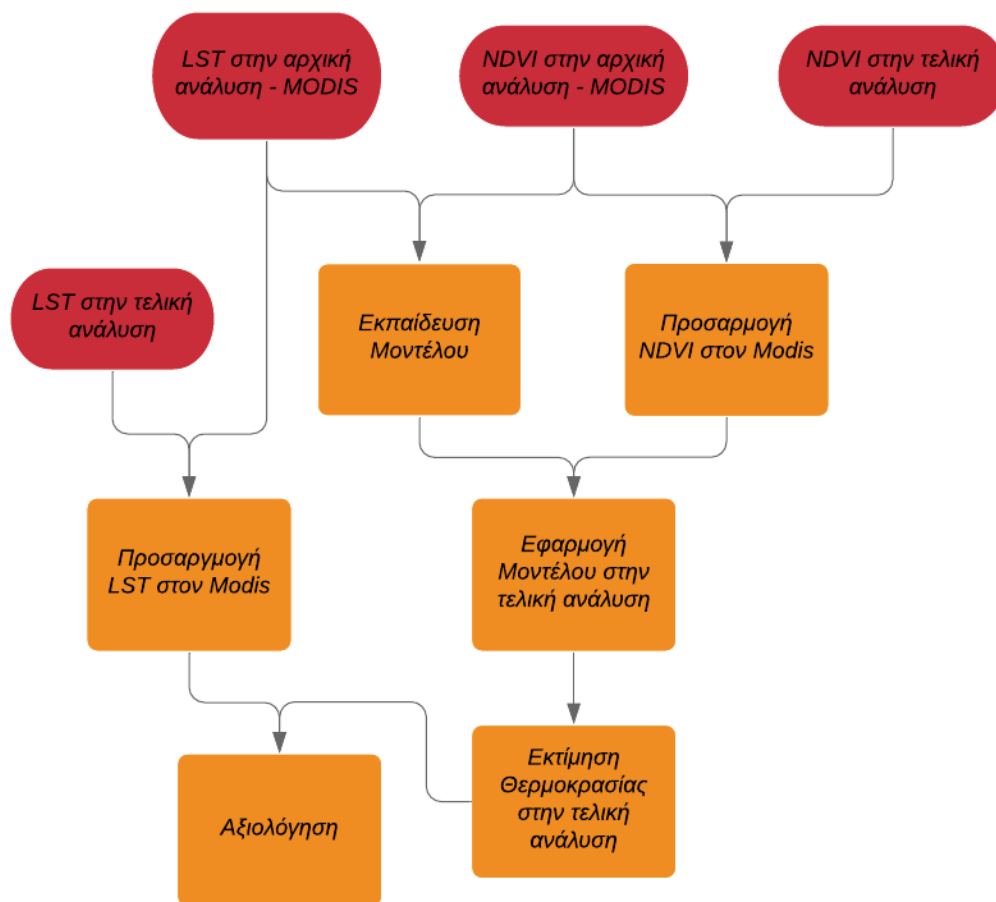
5.3. Χωρική Βελτίωση

Στη διαδικασία της χωρικής βελτίωσης, ακολουθείται η διαδικασία που προτείνεται κατά TsHARP και DisTRad, με βάση την γραμμικότητα που χαρακτηρίζει τη σχέση μεταξύ της θερμοκρασίας επιφάνειας και του δείκτη NDVI. Η σχέση αυτή προκύπτει ως αποδεκτή, αν και απλοϊκή, καθώς η περιοχή μελέτης αποτελεί μία περιοχή αποκλειστικά καλλιεργειών. Κατά συνέπεια, η λογική που ακολουθείται, ουσιαστικά πρόκειται για την εύρεση της σχέσης που διέπει τη θερμοκρασία και τον NDVI από τον δορυφόρο Modis και στην εφαρμογή της στον δείκτη NDVI του Landsat-8 με σκοπό την πρόβλεψη της θερμοκρασίας με βάση τον δείκτη. Η υπολογιζόμενη θερμοκρασία από τον Landsat-8 χρησιμοποιείται ως η αληθής θερμοκρασία που συγκρίνεται με την προβλεπόμενη με σκοπό την αξιολόγηση του μοντέλου.

Για την υλοποίηση των παραπάνω, πραγματοποιείται μία συγκεκριμένη ακολουθία βημάτων, η οποία αρχικά εφαρμόζεται και ελέγχεται στον δείκτη του Landsat-8 και στη συνέχεια στον δείκτη του Sentinel-2. Κατά συνέπεια, το πρώτο βήμα που υλοποιείται είναι ο υπολογισμός του δείκτη NDVI στην ανάλυση Modis και Landsat-8/Sentinel-2, ο υπολογισμός της θερμοκρασίας του Landsat-8 προς σύγκριση, και η αποθήκευση της θερμοκρασίας του Modis. Όπως αναφέρθηκε και στην προηγούμενη ενότητα, τόσο η θερμοκρασία όσο και ο δείκτης που χρησιμοποιείται πρέπει να προσαρμοστεί στα δεδομένα του Modis. Κατά συνέπεια, με την ίδια διαδικασία που περιγράφηκε πριν, η θερμοκρασία του Landsat-8 και ο δείκτης NDVI από τον επιλεγμένο δορυφόρο υψηλής ανάλυσης, μέσα από την γραμμική σχέση μεταξύ των δορυφόρων, προσαρμόζονται στις τιμές του Modis. Με την ολοκλήρωση αυτού του βήματος, όλα τα μεγέθη είναι στην ίδια κλίμακα και μπορούν να συνδυαστούν.

Στη συνέχεια, πραγματοποιείται το βήμα της εκπαίδευσης του μοντέλου, το οποίο στη συγκεκριμένη εφαρμογή, αφορά την εύρεση των συντελεστών της γραμμικής σχέσης μεταξύ της θερμοκρασίας και του δείκτη NDVI του Modis, στην χωρική ανάλυση της θερμοκρασίας, δηλαδή σε μέγεθος εικονοστοιχείου 1km. Για την πραγματοποίηση αυτού του βήματος, είναι αναγκαίο ο NDVI του Modis, από τα 500m που υπολογίζεται αρχικά, να υπολογιστεί στο 1km, με απλή αναδειγματοληψία, ως ο μέσος όρος των περιεχόμενων εικονοστοιχείων. Τέλος, οι γνωστοί, πλέον, συντελεστές, της γραμμικής σχέσης που διέπει τη θερμοκρασία και τον NDVI στην περιοχή της Κωπαΐδας την κάθε ημερομηνία, υπολογισμένοι από δεδομένα ανάλυσης 1km, εφαρμόζονται στον δείκτη NDVI του Landsat-8, με την υπόθεση ότι η σχέση αυτή είναι ανεξάρτητη της κλίμακας. Με τον τρόπο αυτό, υπολογίζεται η μόνη άγνωστη ποσότητα, δηλαδή η θερμοκρασία του Landsat-8, η οποία συγκρίνεται με την αρχικά υπολογιζόμενη, με σκοπό την αξιολόγηση εφαρμογής του μοντέλου.

Τα παραπάνω βήματα παρουσιάζονται πιο συνοπτικά και σχηματικά στο παρακάτω διάγραμμα ροής:



Διάγραμμα 1: Διάγραμμα ροής διαδικασίας χωρικής ενίσχυσης θερμικής εικόνας και αξιολόγησης

Στο σημείο αυτό, είναι σημαντικό να αναφερθεί, ότι η θερμοκρασία του Landsat-8 που προκύπτει από το θερμικό του κανάλι, υπολογίζεται στην ανάλυση των 100m, ενώ η θερμοκρασία που προκύπτει από τον δείκτη του υπολογίζεται στην ανάλυση των 30m. Η διαπίστωση αυτή, αυτομάτως υποδεικνύει την μη δυνατότητα ταύτισης των δύο αυτών θερμοκρασιών, καθώς παράγονται από δεδομένα με πληροφορία διαφορετικού επιπέδου

λεπτομέρειας. Για τον λόγο αυτό, υπολογίζεται, κανονικά, η θερμοκρασία από τον NDVI των 30m, αλλά, επιπρόσθετα, υπολογίζεται και η θερμοκρασία από τον NDVI των 100m, ο οποίος προκύπτει από τον αρχικό NDVI των 30m, ως ο μέσος όρος των περιεχόμενων εικονοστοιχείων.

Ακολουθεί απόσπασμα, που δείχνει ένα παράδειγμα του τρόπου υλοποίησης της διαδικασίας αυτής στο GEE. Το παράδειγμα αφορά τη συνάρτηση υπολογισμού των θερμοκρασιών με βάση τον NDVI του Landsat-8 στα 30 και στα 100m.

```
//πρόβλεψη θερμοκρασίας landsat
var predictionFunctionL = function(image) {

  //βήμα 1ο: υπολογισμός σχέσης ndvi και lst modis στο 1km
  var ndviM500 = image.select('modis_ndvi');
  var ndviM1000 = ndviM500
    .reduceResolution({
      reducer: ee.Reducer.mean(),
      maxPixels: 100000 })
    .reproject({
      crs: modisCrs,
      scale: modisScale });
  var lstM1000 = image.select('modis_lst');
  var pairLstNdvi1000 = ndviM1000.addBands(lstM1000);
  var vLstNdvi = pairLstNdvi1000.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.linearFit(),
    geometry: roi2,
    maxPixels: 100000,
    scale: modisScale,
    crs: modisCrs  });
  var scLstNdvi = ee.Number(vLstNdvi.get('scale'));
  var ofLstNdvi = ee.Number(vLstNdvi.get('offset'));

  //βήμα 2ο: μετατροπή ndvi landsat σε τύπου modis
  var landsatNDVI = image.select('ndvi');
  var landsatNDVI_500 = landsatNDVI
    .reduceResolution({
      reducer: ee.Reducer.mean(),
      maxPixels: 100000  })
    .reproject({
      crs: modisNdviCrs,
      scale: modisNdviScale  });
  var pairL = landsatNDVI_500.addBands(ndviM500);
  var vL = pairL.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.linearFit(),
    geometry: roi,
    maxPixels: 100000,
    scale: modisNdviScale,
    crs: modisNdviCrs  });
  var scL = ee.Number(vL.get('scale'));
  var ofL = ee.Number(vL.get('offset'));
  var ndvi_m = (landsatNDVI.multiply(scL)).add(ofL);
```

```

//βήμα 3ο: υπολογισμός landsat ndvi στα 100m
var landsatndvi30 = ndvi_m;
var landsatndvi100 = landsatndvi30
  .reduceResolution({
    reducer: ee.Reducer.mean(),
    maxPixels: 100000 })
  .reproject({
    crs: landsatCrs,
    scale: 100 });

//βήμα 4ο: εφαρμογή σχέσης
//στα 30m
var landsatlstPredicted30 =
(landsatndvi30.multiply(scLstNdvi)).add(ofLstNdvi).rename('landsatlstPredic
ted30');
//στα 100m
var landsatlstPredicted100 =
(landsatndvi100.multiply(scLstNdvi)).add(ofLstNdvi).rename('landsatlstPredi
cted100');

return
image.addBands(landsatlstPredicted30).addBands(landsatlstPredicted100);
};

//κλήση της συνάρτησης
var landsat = landsat.map(predictionFunctionL);

```

5.4. Χρονική Πύκνωση

Στη διαδικασία της χρονικής πύκνωσης επιχειρείται να προγραμματιστεί ο αλγόριθμος όσο πιο πιστά γίνεται στα πλαίσια του GEE. Τελικά, η ακολουθία βημάτων που ακολουθείται περιλαμβάνει ως αρχικά δεδομένα μόνο εικόνες θερμοκρασίας, και πιο συγκεκριμένα μία εικόνα Modis την επιθυμητή μέρα, δύο ζεύγη εικόνων Modis και Landsat-8/Sentinel-2 την εγγύτερη προηγούμενη και την εγγύτερη επόμενη ημερομηνία που αυτά υπάρχουν. Για τη διαδικασία αυτή, ως δεδομένα εισόδου της υψηλής κλίμακας μπορούν να επιλεγθούν οι υπολογισμένες θερμοκρασίες από το θερμικό κανάλι του Landsat-8, ή οι θερμοκρασίες που προκύπτουν από τον δείκτη NDVI, όπως υπολογίστηκαν στην προηγούμενη διαδικασία, από οποιοδήποτε δορυφόρο (Landsat-8 ή Sentinel-2) σε οποιαδήποτε χωρική ανάλυση (10, 30, 100m) επιθυμείται. Σε κάθε περίπτωση, η αξιολόγηση μπορεί να πραγματοποιηθεί μόνο μέσα από τη σύγκριση της πρόβλεψης με μία θερμική εικόνα Landsat-8 την επιθυμητή μέρα η οποία μπορεί προκύπτει από το θερμικό κανάλι του δορυφόρου και έχει προσαρμοστεί στην θερμοκρασία του δορυφόρου Modis, κατά τα γνωστά.

Για την εύρεση των προηγούμενων και επόμενων ζευγών εικόνων, στην περίπτωση του δορυφόρου Landsat χρησιμοποιήθηκε ο επόμενος κώδικας, κατά τον οποίο αναζητούνται ημερομηνίες με εικόνες Landsat-8 σε ένα διάστημα δεκαέξι ημερών πριν και μετά την ημέρα μελέτης:

```

var datePrevious = dateWanted.advance(-16, 'day');
var dateEndPrevious = dateWanted;

```

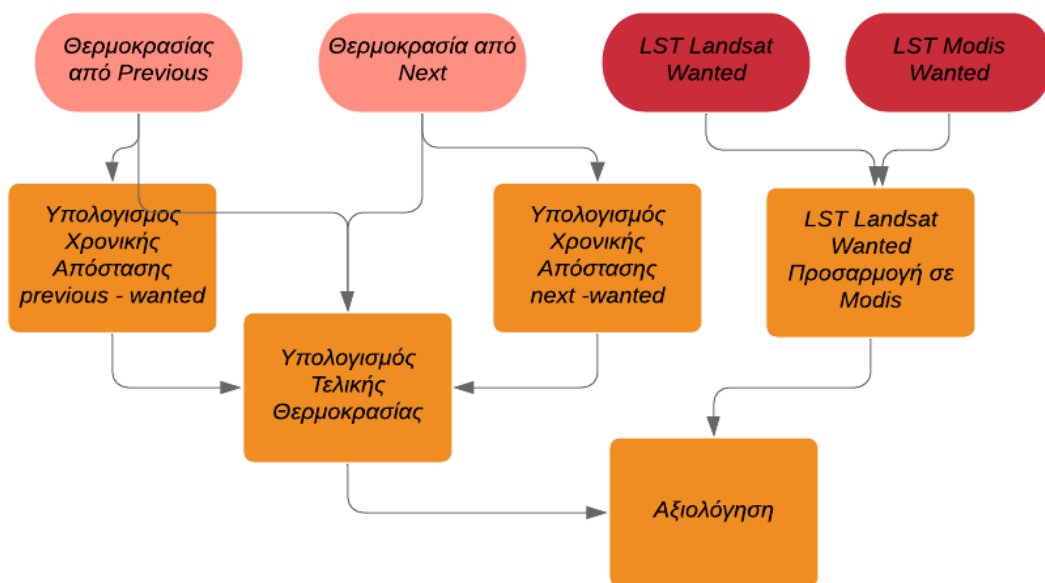
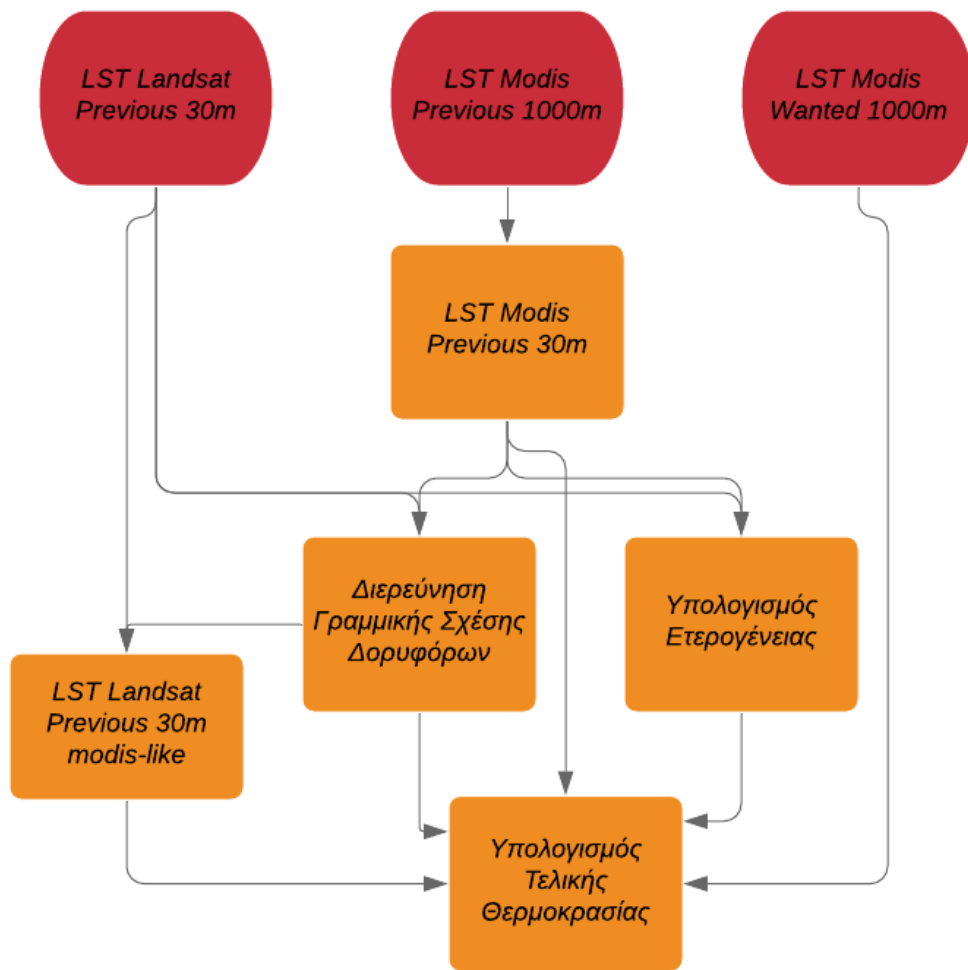
```
var dateNext = dateWanted.advance(1, 'day');
var dateEndNext = dateWanted.advance(17, 'day');
var landsatPrevious = ee.ImageCollection(landsatCollection8
.filterDate(datePrevious, dateEndPrevious).filterBounds(roi);
var landsatNext =
ee.ImageCollection(landsatCollection8.filterDate(dateNext,
dateEndNext).filterBounds(roi);
```

Για την πρόβλεψη της θερμοκρασίας στην υψηλή ανάλυση την επιθυμητή ημέρα, το πρώτο βήμα είναι η αναδειγματοληψία των θερμικών εικόνων Modis, από το 1km στην ανάλυση που βρίσκονται τα δεδομένα υψηλής κλίμακας, στη συγκεκριμένη περίπτωση, τα 30m του δορυφόρου Landsat-8. Με τρόπο παρόμοιο με τους προηγούμενους, όλες οι θερμικές εικόνες Landsat-8 προσαρμόζονται στον Modis.

Μετά την προεπεξεργασία των δεδομένων, υπολογίζεται ο βαθμός ετερογένειας του κάθε εικονοστοιχείου, ο οποίος είναι η διαφορά της τιμής του εικονοστοιχείου Landsat-8 από το αντίστοιχο Modis, όπως έχει οριστεί κατά την ανάπτυξη του θεωρητικού υποβάθρου της βιβλιογραφίας. Επίσης, υπολογίζεται η σχέση v των δύο δορυφόρων μέσα από γραμμική παρεμβολή. Για τον συνυπολογισμό πληροφoρίας από τα γειτονικά εικονοστοιχεία, σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, επιλέγονται όλα, χωρίς να γίνεται κάποιος έλεγχος ομοιότητας με το κεντρικό, σε ακτίνα δύο εικονοστοιχείων. Στα εικονοστοιχεία αυτά, δίνεται βάρος απόδοσης τιμής στο κεντρικό, πρώτον με βάση την απόσταση από αυτό, και δεύτερον με βάση τον βαθμό ετερογένειας που το χαρακτηρίζει, όπως ακριβώς ορίζει η βιβλιογραφία. Τελικά, έχοντας υπολογίσει όλα τα παραπάνω και με βάση την εξίσωση που έχει οριστεί υπολογίζεται η πρόβλεψη της επιθυμητής θερμοκρασίας.

Η παραπάνω διαδικασία ακολουθείται δύο φορές, καθώς η πρόβλεψη της θερμοκρασίας μπορεί να πραγματοποιηθεί, τόσο με βάση την εγγύτερη προηγούμενη ημερομηνία, όσο και με βάση την εγγύτερη επόμενη. Κατά συνέπεια, η πρόβλεψη γίνεται για κάθε μία από αυτές τις ημερομηνίες. Η τελική τιμή υπολογίζεται ως ο σταθμισμένος μέσος όρος και των δύο, με βάρος που υπολογίζεται από την χρονική διαφοράς της επιθυμητής ημερομηνίας και της ημερομηνίας αναφοράς. Στην συγκεκριμένη περίπτωση εφαρμογής, επειδή επιδιώκεται η αξιολόγηση του αλγορίθμου, επιλέγεται ως επιθυμητή μέρα, μία μέρα κατά την οποία υπάρχει εικόνα Landsat-8, ώστε να αποτελέσει την εικόνα προς σύγκριση, η προηγούμενη και η επόμενη ημερομηνία απέχουν και οι δύο ακριβώς δεκαέξι μέρες, γεγονός που σημαίνει ότι το βάρος και των δύο είναι ίσο, οπότε μπορεί και να απαλειφθεί. Σε κάθε άλλη περίπτωση, όμως, πέραν αυτής, το χρονικό βάρος αποτελεί μία πολύ σημαντική παράμετρο.

Ακολουθούν, τα διαγράμματα ροής, καθώς και ο κώδικας που εφαρμόστηκε στην περίπτωση πρόβλεψης της θερμοκρασίας από την προηγούμενη ημερομηνία:



Διάγραμμα 2: Διάγραμμα ροής χρονικής βελτίωσης / πύκνωσης θερμικών εικόνων και αξιολόγηση

```

//αναδειγματοληψία modis στην κλίμακα landsat
var modisPrevious30 = modisPrevious
    .reproject({
        crs: landsatCrs,
        scale: landsatScale
    }).resample('bicubic');
var modisWanted30 = modisWanted
    .reproject({
        crs: landsatCrs,
        scale: landsatScale
    }).resample('bicubic');
//pairs previous and next

//μετατροπή landsat σε τύπου modis
var pairPrevious = (landsatPrevious).addBands(modisPrevious30);
var vPrevious = pairPrevious.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.linearFit(),
    geometry: roi,
    maxPixels: 100000,
    scale: landsatScale,
    crs: landsatCrs });
var scPrevious = ee.Number(vPrevious.get('scale'));
var ofPrevious = ee.Number(vPrevious.get('offset'));
var landsatPreviousM =
(landsatPrevious.multiply(scPrevious)).add(ofPrevious);
var pairWanted = (landsatWanted).addBands(modisWanted30);
var vWanted = pairWanted.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.linearFit(),
    geometry: roi,
    maxPixels: 100000,
    scale: landsatScale,
    crs: landsatCrs });
var scWanted = ee.Number(vWanted.get('scale'));
var ofWanted = ee.Number(vWanted.get('offset'));
var landsatWantedM = (landsatWanted.multiply(scWanted)).add(ofWanted);

//βρίσκω εικόνα v*(M1-M0)
var eikPrevious =
(modisWanted.subtract(modisPrevious)).multiply(scPrevious);

//εισαγωγή πληροφορίας από τα γειτονικά pixels
//δημιουργία βάρους απόστασης
var list = [[1,1,1,1,1],[1,2,2,2,1],[1,2,0,2,1],[1,2,2,2,1],[1,1,1,1,1]];
var kernelM = ee.Kernel.fixed({
    height: 5,
    width: 5,
    weights: list,
    normalize: true
});
//δημιουργία βάρους λόγω ετερογένειας περιοχής
//δημιουργία εικόνας διαφοράς M-L που θα χρησιμοποιηθεί ως βάρος
var heteroPrevious =
((modisPrevious30.subtract(landsatPreviousM)).abs()).pow(-1);

```

```
//τελική τιμή στο κεντρικό pixel
//πρόκειται για την αρχική εικόνα v*(Mprevious/next-Mwanted)
//η οποία θα λάβει τιμές από τα γειτονικά pixel με βάση τα δύο παραπάνω
//βάρη
var eikPrevious = eikPrevious.addBands(heteroPrevious);
var finalPrevious = eikPrevious.reduceNeighborhood({
  reducer: (ee.Reducer.mean()).splitWeights(),
  kernel: kernelM,
  //inputWeight: kernelM
});
var wantedPrevious = finalPrevious.add(landsatPreviousM);
```

```
//υπολογισμός τελικής τιμής
//ως μέσος όρος των fromPrevious & fromNext
//με βάρη την χρονική απόσταση της κάθε μιας από την επιθυμητή
var diffP = dateWanted.difference(datePrevious, 'day');
var diffN = dateNext.difference(dateWanted, 'day');
var sumDiff = diffP.add(diffN);
var wP = diffN.divide(sumDiff);
var wN = diffP.divide(sumDiff);
var wantedFinal =
(wantedPrevious.multiply(wP)).add(wantedNext.multiply(wN));
```

6. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ & ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εργασίας, όπως προέκυψαν από την εφαρμογή της μεθοδολογίας που αναπτύχθηκε στην πλατφόρμα Google Earth Engine.

6.1. Επιλογή Εικόνων

Όπως αναφέρθηκε η επιλογή των εικόνων έγινε με βάση την περιοχή μελέτης, καθώς και τις κοινές ημερομηνίες των δορυφόρων Landsat-8 και Sentinel-2 στην συγκεκριμένη περιοχή. Το σύνολο των εικόνων που βρέθηκαν στην περιοχή από τον δορυφόρο Landsat-8 υπολογίστηκαν στις 145, ενώ από τον δορυφόρο Sentinel-2 στις 368. Παρά το γεγονός ότι ο δορυφόρος Sentinel-2 βρίσκεται σε τροχιά πολύ λιγότερα έτη, φαίνεται ότι έχει λάβει υπερδιπλάσιου πλήθους εικόνες από τον Landsat-8. Το γεγονός αυτό οφείλεται στη συχνότερη επαναφορά του, η οποία σε συνδυασμό με την χωρική ανάλυση των 10m που παρέχει, καθιστά την ανάγκη εισαγωγής θερμοκρασίας σε αυτόν ακόμα πιο μεγάλη. Από το σύνολο των εικόνων και των δύο δορυφόρων, μόνο 22 ημερομηνίες βρέθηκαν κοινές, από τις οποίες μόνο οι 11 επιλέχθηκαν, καθώς οι υπόλοιπες δεν εμφάνιζαν κοινά εικονοστοιχεία στην περιοχή μελέτης λόγω νεφοκάλυψης. Ακολουθεί η λίστα με τις ημερομηνίες, κατά την οποία φαίνεται πως οι εικόνες είναι καλώς κατανεμημένες στα διάφορα έτη, αλλά και εντός του κάθε έτους: 9/4/2017, 28/6/2017, 16/9/2017, 5/12.2017, 6/1/2018, 14/5/2018, 3/9/2018, 30/3/2019, 18/6/2019, 6/9/2019, 25/11/2019.

	Πλήθος εικόνων		Πλήθος εικόνων
2017	4	Χειμώνας	2
2018	3	Άνοιξη	3
2019	4	Καλοκαίρι	2
	11	Φθινόπωρο	4
			11

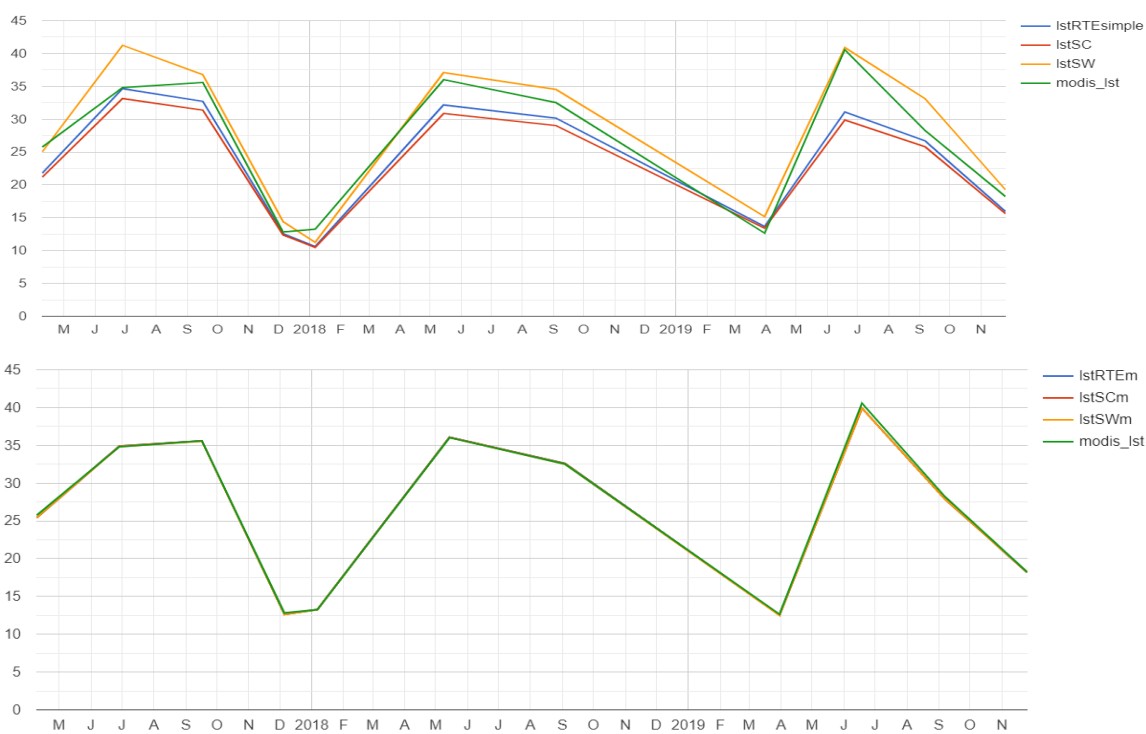
Πίνακας 3: Κατανομή επιλεγμένων εικόνων ανά έτος και κατά τη διάρκεια του έτους

6.2. Προσαρμογές Δορυφόρων

Το πρώτο βήμα, όπως αναφέρθηκε, είναι οι υπολογισμοί της θερμοκρασίας του Landsat-8, καθώς και του NDVI όλων των δορυφόρων. Τα μεγέθη, όμως, αυτά δε χρησιμοποιούνται αυτούσια, όπως υπολογίζονται, αλλά επιδέχονται μία προσαρμογή μεταξύ τους, ώστε να μπορούν να είναι συγκρίσιμα και συσχετίσιμα. Η προσαρμογή αυτή, πραγματοποιείται στα δεδομένα των δορυφόρων Landsat-8 και Sentinel-2 με σκοπό την μετατροπή τους στα πλαίσια του δορυφόρου Modis. Ακολουθούν ορισμένα στατιστικά των θερμοκρασιών και, στη συνέχεια, του NDVI, πριν και μετά την προσαρμογή των δορυφόρων στον Modis:

Ημερομηνία	LST							
	Mean πριν / μετά				Range πριν / μετά			
	Modis	RTE	SC	SW	Modis	RTE	SC	SW
9/4/2017	25.8	21.8 / 25.4	21.2 / 25.4	25.0 / 25.4	7.7	16.3 / 8.3	15.6 / 8.3	17.3 / 6.9
28/6/2017	34.8	34.6 / 34.9	33.1 / 34.9	41.3 / 34.8	7.1	10.6 / 6.2	10.1 / 6.3	16.4 / 6.2
16/9/2017	35.6	32.7 / 35.6	31.4 / 35.6	36.8 / 35.5	4.8	7.7 / 4.9	7.5 / 5.0	10.9 / 4.8
5/12/2017	12.8	12.6 / 12.6	12.4 / 12.6	14.4 / 12.6	6.3	11.6 / 0.8	11.4 / 0.8	12.9 / 1.4
6/1/2018	13.3	10.6 / 13.3	10.5 / 13.3	11.3 / 13.2	1.2	2.1 / 0.8	2.1 / 0.8	3.5 / 0.7
14/5/2018	36.0	32.2 / 36.1	30.9 / 36.1	37.1 / 36.0	11.1	13.5 / 10.8	12.7 / 10.7	17.6 / 11.1
2/9/2018	32.5	30.2 / 32.6	29.0 / 32.6	34.5 / 32.5	3.8	6.2 / 3.5	6.1 / 3.6	9.2 / 3.5
30/3/2019	12.7	13.7 / 12.5	13.4 / 12.5	15.2 / 12.5	5	8.1 / 1.2	7.9 / 1.1	9.1 / 0.4
18/6/2019	40.6	31.1 / 39.9	29.9 / 39.9	40.9 / 39.9	8.7	9.7 / 5.1	9.0 / 4.9	15.3 / 4.9
6/9/2019	28.3	26.7 / 28.0	25.8 / 28.0	33.1 / 27.9	4.8	9.1 / 6.5	8.7 / 6.6	11.7 / 5.8
25/11/2019	18.2	16.0 / 18.2	15.6 / 18.2	19.3 / 18.2	1.9	2.3 / 0.2	2.3 / 0.2	4.0 / 0.4
Mean	26.4	23.8 / 26.3	23.0 / 26.3	28.1 / 26.3	5.7	8.8 / 4.4	8.5 / 4.4	11.6 / 4.2

Πίνακας 4: Στατιστικά θερμοκρασίας πριν και μετά τη διαδικασία προσαρμογής

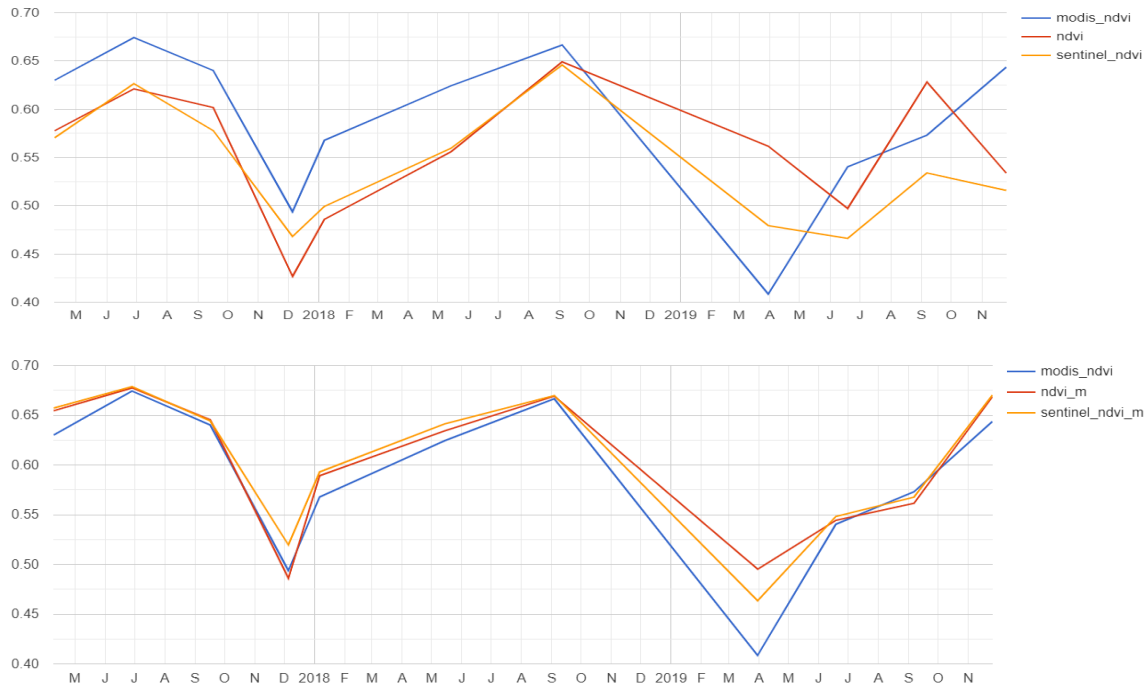


Διάγραμμα 3: Μέσος όρος θερμοκρασίας πριν και μετά τη διαδικασία προσαρμογής

Ημερομηνία	NDVI					
	Mean πριν / μετά			Range πριν / μετά		
	Modis	Landsat-8	Sentinel-2	Modis	Landsat-8	Sentinel-2
9/4/2017	0.6	0.6 / 0.7	0.6 / 0.7	0.7	0.6 / 0.2	0.7 / 0.2
28/6/2017	0.7	0.6 / 0.7	0.6 / 0.7	0.3	0.4 / 0.2	0.5 / 0.2
16/9/2017	0.6	0.6 / 0.6	0.6 / 0.6	0.2	0.3 / 0.1	0.4 / 0.1
5/12/2017	0.5	0.4 / 0.5	0.5 / 0.5	0.5	0.6 / 0.4	0.8 / 0.4
6/1/2018	0.6	0.5 / 0.6	0.5 / 0.6	0.3	0.5 / 0.2	0.5 / 0.2
14/5/2018	0.6	0.6 / 0.6	0.6 / 0.6	0.5	0.6 / 0.4	0.7 / 0.4

2/9/2018	0.7	0.6 / 0.7	0.6 / 0.7	0.2	0.3 / 0.1	0.5 / 0.1
30/3/2019	0.4	0.6 / 0.5	0.5 / 0.5	0.6	0.6 / 0.2	0.7 / 0.3
18/6/2019	0.5	0.5 / 0.5	0.5 / 0.5	0.4	0.5 / 0.3	0.6 / 0.4
6/9/2019	0.6	0.6 / 0.6	0.5 / 0.6	0.5	0.5 / 0.1	0.8 / 0.1
25/11/2019	0.6	0.5 / 0.7	0.5 / 0.7	0.4	0.6 / 0.2	0.7 / 0.3
Mean	0.6	0.6 / 0.6	0.5 / 0.6	0.4	0.5 / 0.2	0.6 / 0.2

Πίνακας 5: Στατιστικά NDVI πριν και μετά τη διαδικασία προσαρμογής



Διάγραμμα 4: Μέσος όρος NDVI πριν και μετά τη διαδικασία προσαρμογής

Από τα παραπάνω, τόσο από την προσαρμογή της θερμοκρασίας όσο και από αυτή του NDVI, φαίνεται ότι οι μέσες τιμές των μεγεθών προσεγγίζουν σε μεγάλο βαθμό αυτή του Modis που είναι η ζητούμενη, γεγονός που είναι ικανοποιητικό ως αποτέλεσμα της προσαρμογής. Πρέπει να σημειωθεί, όμως, πως, καθώς η προσαρμογή γίνεται με βάση τη γραμμική τους σχέση, ουσιαστικά, επιχειρεί να αποδώσει σωστά τις μέσες τιμές στις οποίες το μοντέλο αρχικά εκπαιδεύεται. Αυτός είναι και ο λόγος που τα εύρη τιμών μειώνονται πολύ σε σχέση με τις αρχικές τιμές τους, αλλά και σε σχέση με τις τιμές του Modis.

Στη βάση ότι, πλέον, τα δεδομένα είναι συγκρίσιμα, ακολουθεί πίνακας με τα σφάλματα και την συσχέτιση των προσαρμοζόμενων δεδομένων σε σχέση με τα αντίστοιχα του Modis:

Ημερομηνία	LST					
	RMSE			R ²		
	RTE	SC	SW	RTE	SC	SW
9/4/2017	1.8	1.8	1.7	0.5	0.5	0.6
28/6/2017	1.2	1.2	1.2	0.8	0.8	0.8
16/9/2017	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8
5/12/2017	1.4	1.4	1.4	-0.1	-0.1	0.0
6/1/2018	0.2	0.2	0.3	0.6	0.6	0.5
14/5/2018	1.8	1.8	1.9	0.9	0.9	0.8
2/9/2018	0.8	0.8	0.7	0.7	0.7	0.7
30/3/2019	0.9	0.9	1.0	0.4	0.4	0.3

18/6/2019	1.2	1.2	1.2	0.6	0.6	0.6
6/9/2019	1.3	1.3	1.1	0.5	0.5	0.6
25/11/2019	0.4	0.4	0.4	0.1	0.1	0.2
Mean	1.1	1.1	1.1	0.5	0.5	0.5
Ημερομηνία	NDVI					
	RMSE			R ²		
	Landsat-8	Sentinel-2		Landsat-8	Sentinel-2	
9/4/2017	0.1	0.1		0.4	0.4	
28/6/2017	0.0	0.1		0.8	0.7	
16/9/2017	0.0	0.0		0.7	0.6	
5/12/2017	0.1	0.1		0.7	0.6	
6/1/2018	0.1	0.1		0.7	0.7	
14/5/2018	0.1	0.1		0.8	0.8	
2/9/2018	0.0	0.0		0.5	0.5	
30/3/2019	0.2	0.2		0.4	0.5	
18/6/2019	0.1	0.1		0.8	0.8	
6/9/2019	0.1	0.1		0.1	0.0	
25/11/2019	0.1	0.1		0.7	0.7	
Mean	0.1	0.1		0.6	0.6	

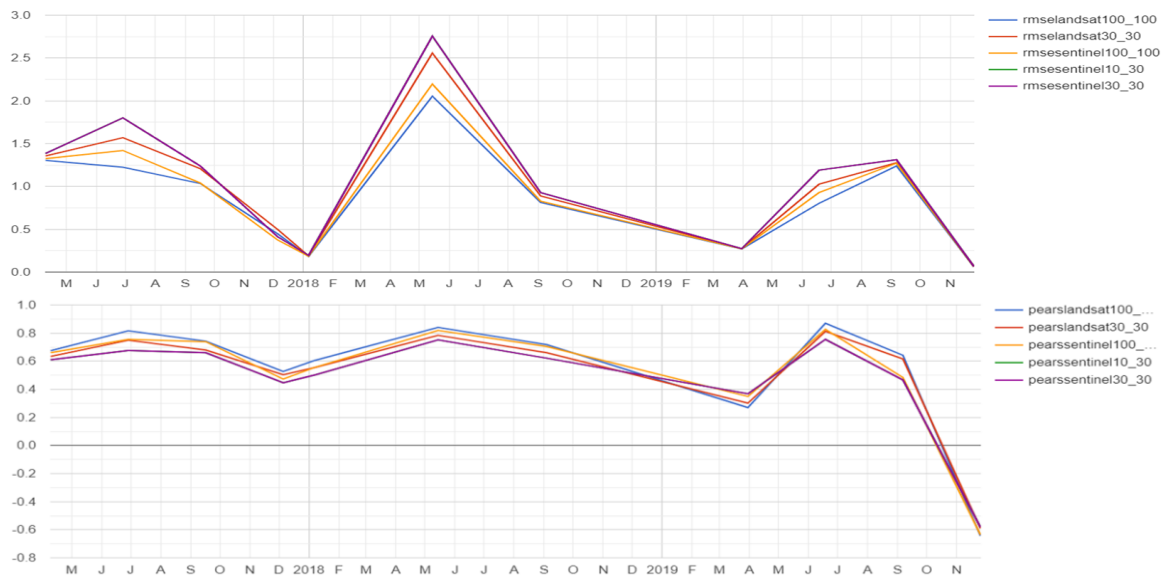
Πίνακας 6: Σφάλματα και βαθμός συσχέτισης προσαρμοσμένων μεγεθών με τα αντίστοιχα μεγέθη του Modis

Στο σημείο αυτό, ενδιαφέρον παρουσιάζει η απόδοση του κάθε αλγορίθμου εξαγωγής θερμοκρασίας από το θερμικό κανάλι του Landsat-8, Παρά το γεγονός ότι μετά την προσαρμογή τα βασικά στατιστικά των μεγεθών συγκλίνουν, φαίνεται ότι ο αλγόριθμος Split-Window αποκλίνει στο μέσο εύρος. Ο αλγόριθμος αυτός, είναι αναμενόμενο να αποκλίνει από τους άλλους δύο αλγορίθμους, καθώς χρησιμοποιεί πληροφορία μεγαλύτερου φασματικού εύρους, εντάσσοντας το κανάλι 11. Αν και το αναμενόμενο θα ήταν να οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα λόγω του συνδυασμού των δύο καναλιών που χρησιμοποιεί, στους προηγούμενους πίνακες φαίνεται να αποκλίνει και από τον δορυφόρο Modis. Το γεγονός αυτό, δεν είναι, τελικά, παράλογο, καθώς το κανάλι 11 του Landsat-8 φαίνεται να αντιμετωπίζει προβλήματα και δε συνίσταται βιβλιογραφικά για τη συμμετοχή του στον προσδιορισμό της θερμοκρασίας. Τελικά, από τους άλλους δύο αλγορίθμους επιλέχθηκε αυτός του single-channel, καθώς, ενώ χαρακτηρίζεται από την ίδια ακρίβεια με τον αλγόριθμο radiative-transfer-equation, εμπεριέχει ατμοσφαιρικές διορθώσεις που ακολουθεί και ο Modis.

6.3. Χωρική Βελτίωση

Έχοντας προσαρμόσει πλέον τα δεδομένα, η πρώτη βασική εφαρμογή είναι αυτή της χωρικής βελτίωσης. Όπως περιγράφηκε, η διαδικασία αυτή εφαρμόστηκε σε όλες τις ημερομηνίες και συγκρίθηκε ως προς το σφάλμα και τη συσχέτιση με εικόνα αναφοράς την εικόνα Landsat-8 από το θερμικό κανάλι των 100m. Καθώς το θερμικό κανάλι, άρα και η θερμοκρασία, παρέχονται στην ανάλυση των 30m με απλή αναδειγματολήψια από το GEE, οι συγκρίσεις γίνονται και στις δύο κλίμακες. Κατά συνέπεια, τα σφάλματα και οι συσχετίσεις που παρουσιάζονται στις εικόνες και στους πίνακες που ακολουθούν αφορούν τη σύγκριση των παρακάτω μεγεθών:

- Θερμοκρασία από Landsat-8 NDVI 100m – θερμοκρασία Landsat-8 100m
- Θερμοκρασία από Landsat-8 NDVI 30m – θερμοκρασία Landsat-8 30m
- Θερμοκρασία από Sentinel-2 NDVI 100m –θερμοκρασία Landsat-8 100m
- Θερμοκρασία από Sentinel-2 NDVI 30m – θερμοκρασία Landsat-8 30m
- Θερμοκρασία από Sentinel-2 NDVI 10m – θερμοκρασία Landsat-8 10m



Διάγραμμα 5: Σφάλματα (πάνω) και συσχετίσεις (κάτω) των προβλέψεων θερμοκρασίας κατά τη διαδικασία θερμικής ενίσχυσης

Ημερομηνία	RMSE				
	Landsat-8		Sentinel-2		
	100 – 100	30 – 30	100 – 100	30 – 30	10 – 30
9/4/2017	1.3	1.4	1.3	1.4	1.4
28/6/2017	1.2	1.6	1.4	1.8	1.8
16/9/2017	1.0	1.2	1.0	1.2	1.2
5/12/2017	0.4	0.5	0.4	0.4	0.4
6/1/2018	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
14/5/2018	2.1	2.6	2.2	2.8	2.8
3/9/2018	0.8	0.9	0.8	0.9	0.9
30/3/2019	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3
18/6/2019	0.8	1.0	0.9	1.2	1.2
6/9/2019	1.2	1.3	1.3	1.3	1.3
25/11/2019	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
Mean	0.9	1.0	0.9	1.1	1.1
Ημερομηνία	R ²				
	Landsat-8		Sentinel-2		
	100 – 100	30 – 30	100 – 100	30 – 30	10 – 30
9/4/2017	0.7	0.6	0.7	0.6	0.6
28/6/2017	0.8	0.7	0.8	0.7	0.7
16/9/2017	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7
5/12/2017	0.5	0.5	0.5	0.4	0.4
6/1/2018	0.6	0.6	0.6	0.5	0.5
14/5/2018	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8
3/9/2018	0.7	0.7	0.7	0.6	0.6
30/3/2019	0.3	0.3	0.3	0.4	0.4
18/6/2019	0.9	0.8	0.8	0.8	0.8
6/9/2019	0.6	0.6	0.5	0.5	0.5
25/11/2019	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
Mean	0.6	0.5	0.5	0.5	0.5

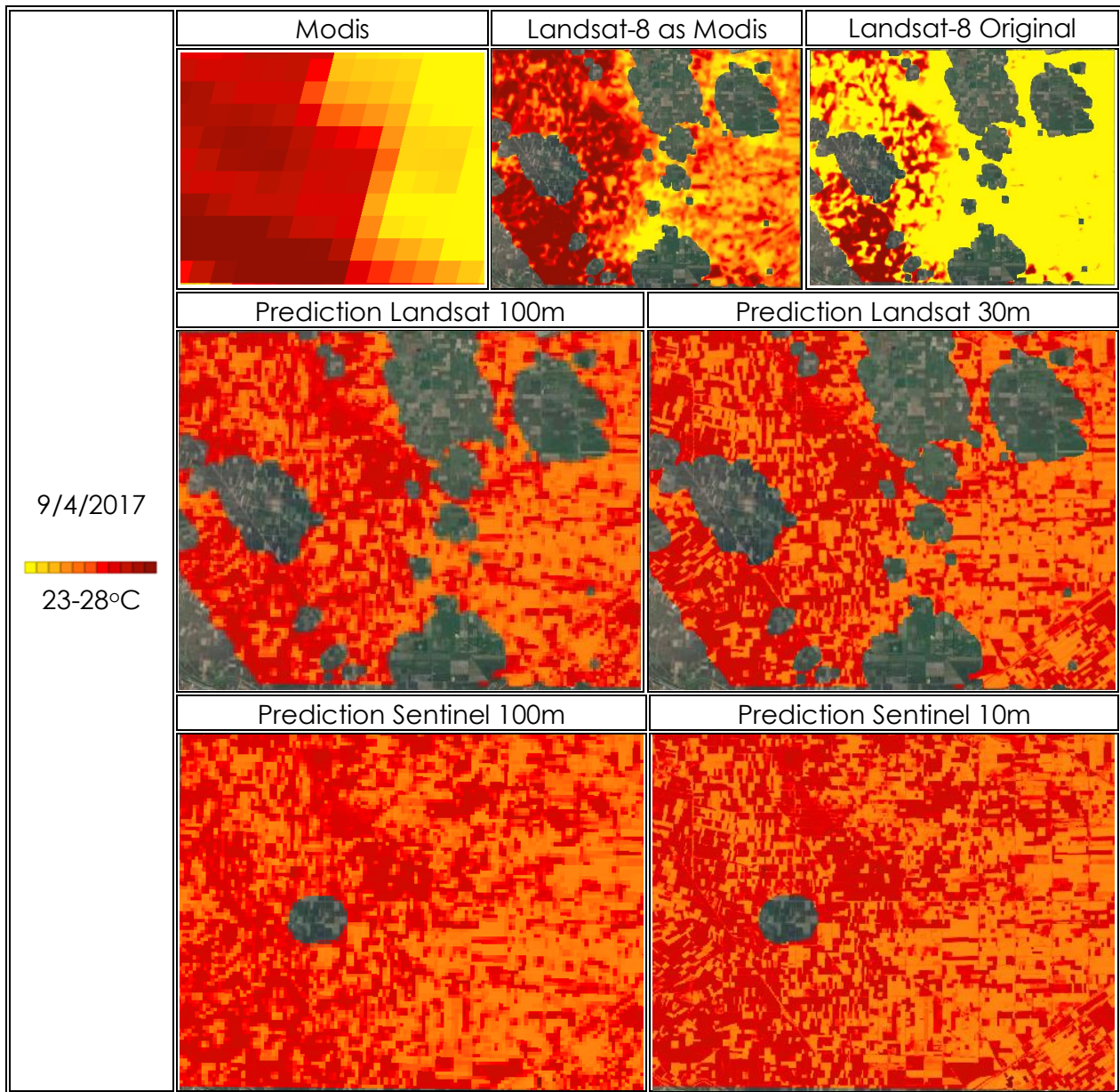
Πίνακας 7: Σφάλματα και συσχετίσεις των προβλέψεων θερμοκρασίας κατά τη διαδικασία θερμικής ενίσχυσης

Από τα παραπάνω, αρχικά παρατηρούνται είτε ημερομηνίες με υψηλά σφάλματα και υψηλές συσχετίσεις, είτε το αντίθετο. Οι τέσσερις ημερομηνίες με ιδιαίτερα χαμηλά σφάλματα, που, όμως, συνδυάζονται με, επίσης, χαμηλές συσχετίσεις είναι οι εξής: 5/12/2017, 6/1/2018, 30/3/2019 και 25/11/2019. Από την προηγούμενη ενότητα, φαίνεται πως και στις τέσσερις αυτές ημερομηνίες μετά την προσαρμογή της θερμοκρασίας χάνεται σε πολύ μεγάλο βαθμό το εύρος τιμών, το οποίο περιορίζεται σε τιμές κοντά στη μονάδα, κατά συνέπεια εξαφανίζονται οι διακυμάνσεις και οι διαφοροποιήσεις που τη χαρακτηρίζουν. Συνδυάζοντας όλα τα προηγούμενα, παρατηρείται πως οι ημερομηνίες αυτές αφορούν τις πιο ψυχρές μέρες από τις ημέρες παρατήρησης, ενώ παράλληλα οι πιο ψυχρές μέρες αποτελούν τις μέρες με τα χαμηλότερα εύρη τιμών θερμοκρασίας. Ακραία περίπτωση σε αυτές, φαίνεται να αποτελεί η ημερομηνία 25/11/2019, η οποία παρουσιάζει σχεδόν μηδενικό εύρος θερμοκρασίας μετά την προσαρμογή και αρνητική συσχέτιση..

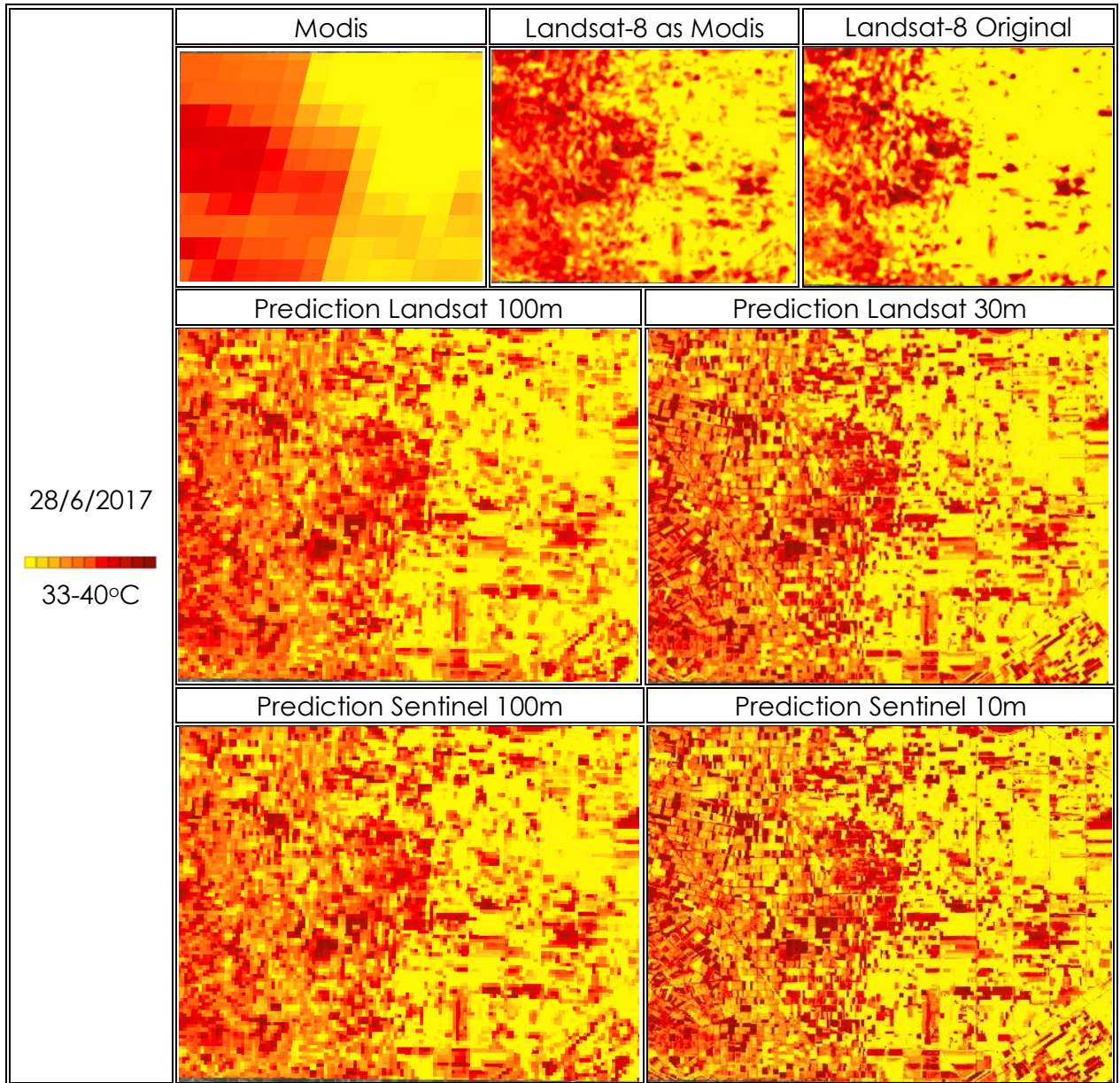
Το αντίθετο παρατηρείται στις υπόλοιπες ημερομηνίες, όπου συναντώνται υψηλότερα σφάλματα, αλλά και υψηλότερες συσχετίσεις. Στις ημερομηνίες αυτές, φαίνεται να αποδίδεται ορθότερα η σχετική κατανομή της θερμοκρασίας με πρότυπο τον Landsat-8, ενώ τα σφάλματα είναι, υψηλότερα μεν, αρκετά ικανοποιητικά δε, γύρω από τον 1°C. Εξαιρέση σε αυτές, αποτελεί η ημερομηνία 14/5/2018 κατά την οποία φαίνεται να δημιουργείται το υψηλότερο σφάλμα περί τους 2,5°C, με υψηλή επίσης συσχέτιση της τάξης του 0,8. Το χαρακτηριστικό που παρατηρείται να διακρίνει αυτή την ημερομηνία από τις υπόλοιπες είναι το υψηλό εύρος τιμών θερμοκρασίας και στους δύο δορυφόρους, τόσο πριν όσο και μετά την προσαρμογή των τιμών, η οποία, όμως, δε συνοδεύεται από μία αντίστοιχη έξαρση του εύρους τιμών του NDVI.

Σημαντική είναι, επίσης, η διακύμανση των σφαλμάτων ανάμεσα στις διαφορετικές κλίμακες σύγκρισης. Όπως είναι αναμενόμενο, η πιο ακριβής πρόβλεψη παρατηρείται από τους NDVI που αποδίδονται στην ανάλυση των 100m, καθώς αυτή είναι η πραγματική ανάλυση του θερμικού καναλιού του Landsat-8 που χρησιμοποιείται ως η βάση σύγκρισης, ενώ το σφάλμα αυξάνεται όσο η κλίμακα ανάλυσης απομακρύνεται από αυτή. Επίσης, φαίνεται τα σφάλματα της θερμοκρασίας προερχόμενης από τον NDVI του Landsat-8, να είναι σταθερά μικρότερα από τη θερμοκρασία προερχόμενη από τον αντίστοιχο NDVI του Sentinel-2.

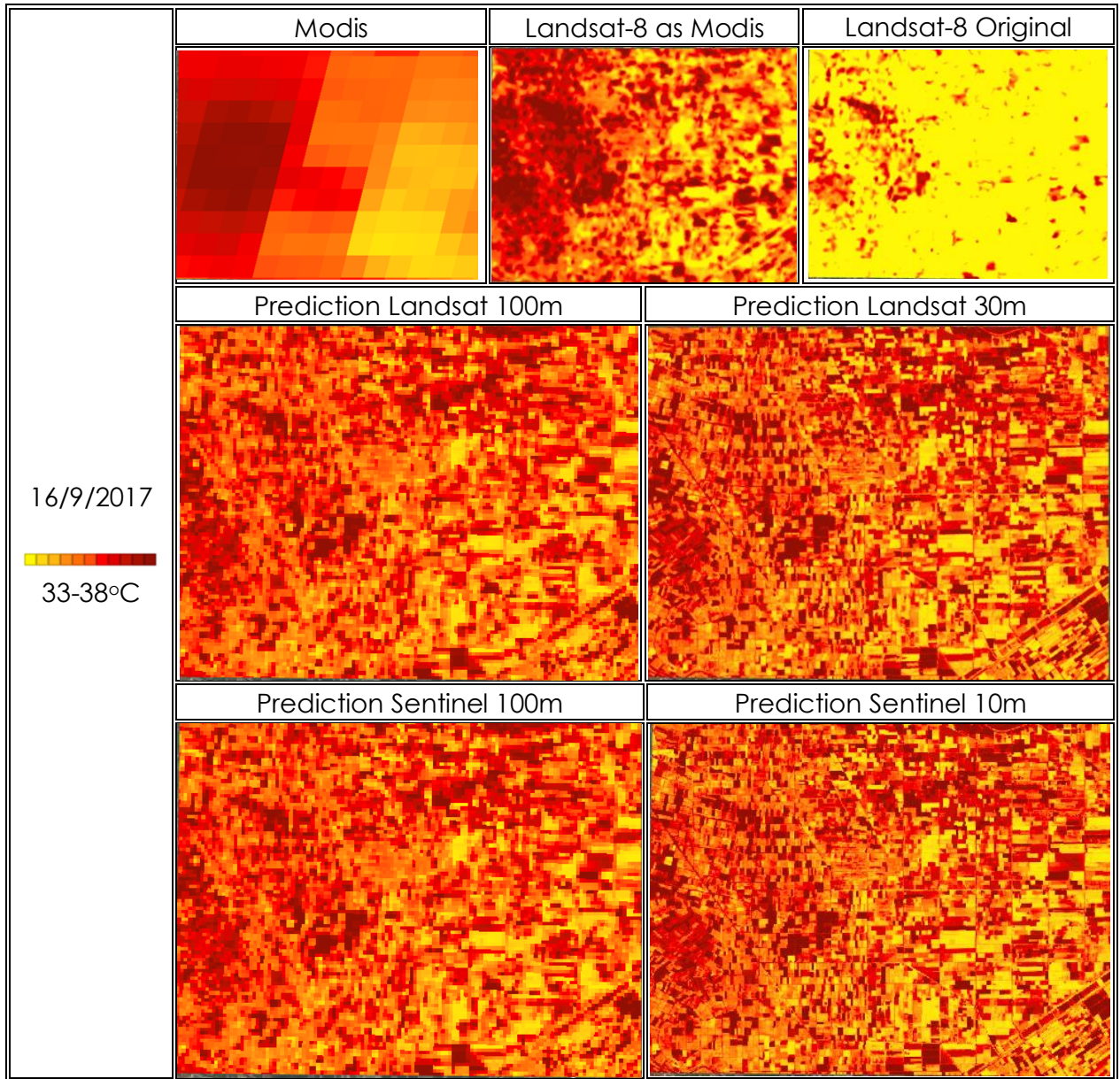
Στις επόμενες σελίδες παρουσιάζονται τα αποτελέσματα όλων των ημερομηνιών. Στις εικόνες αυτές επιχειρείται να αποδοθεί σε μία σταθερή χρωματική παλέτα, τόσο η προσαρμογή της θερμοκρασίας Landsat-8 στη Modis, όσο και οι τελικές προβλέψεις θερμοκρασίας:



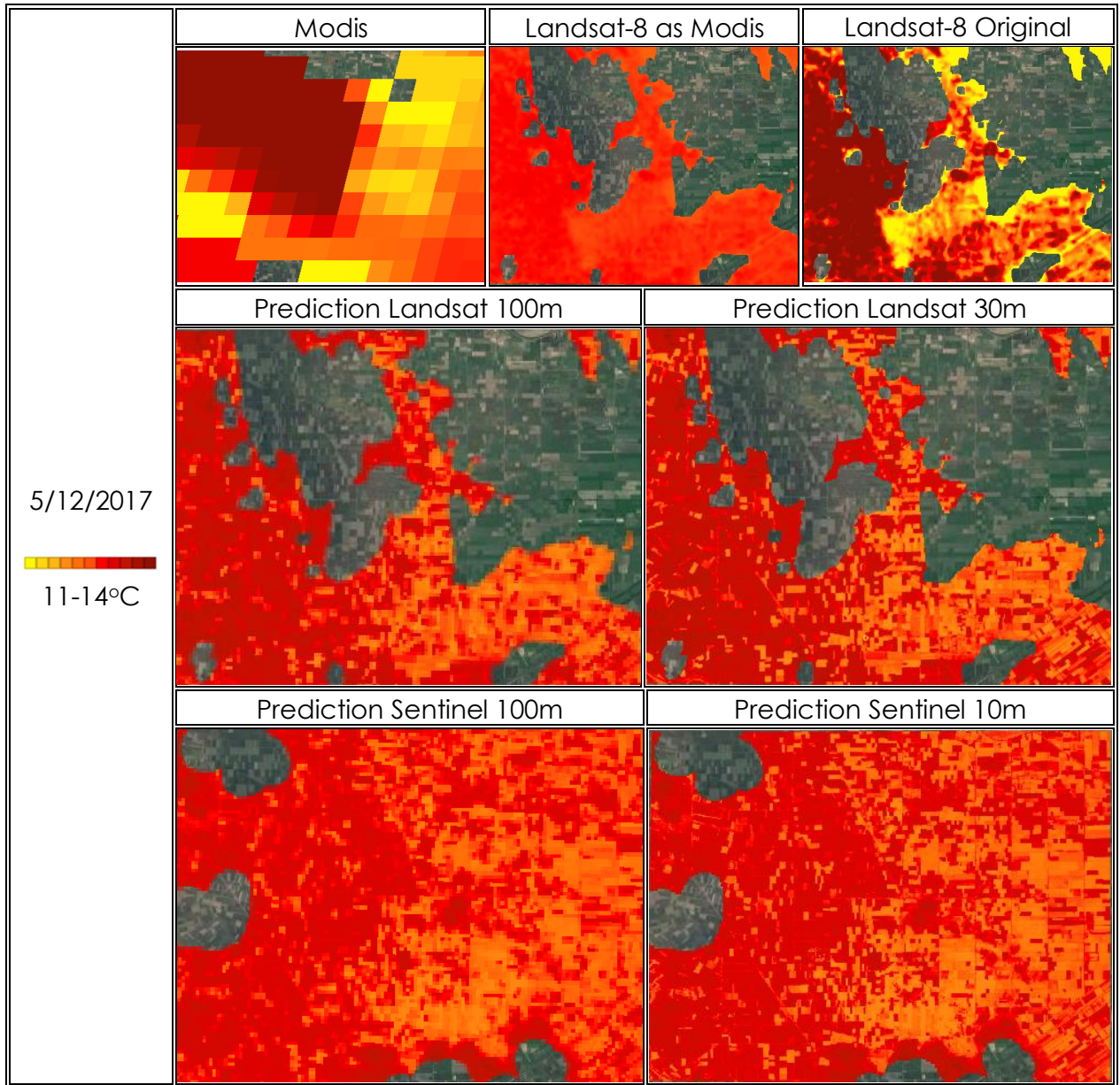
Πίνακας 8: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 9/4/2017



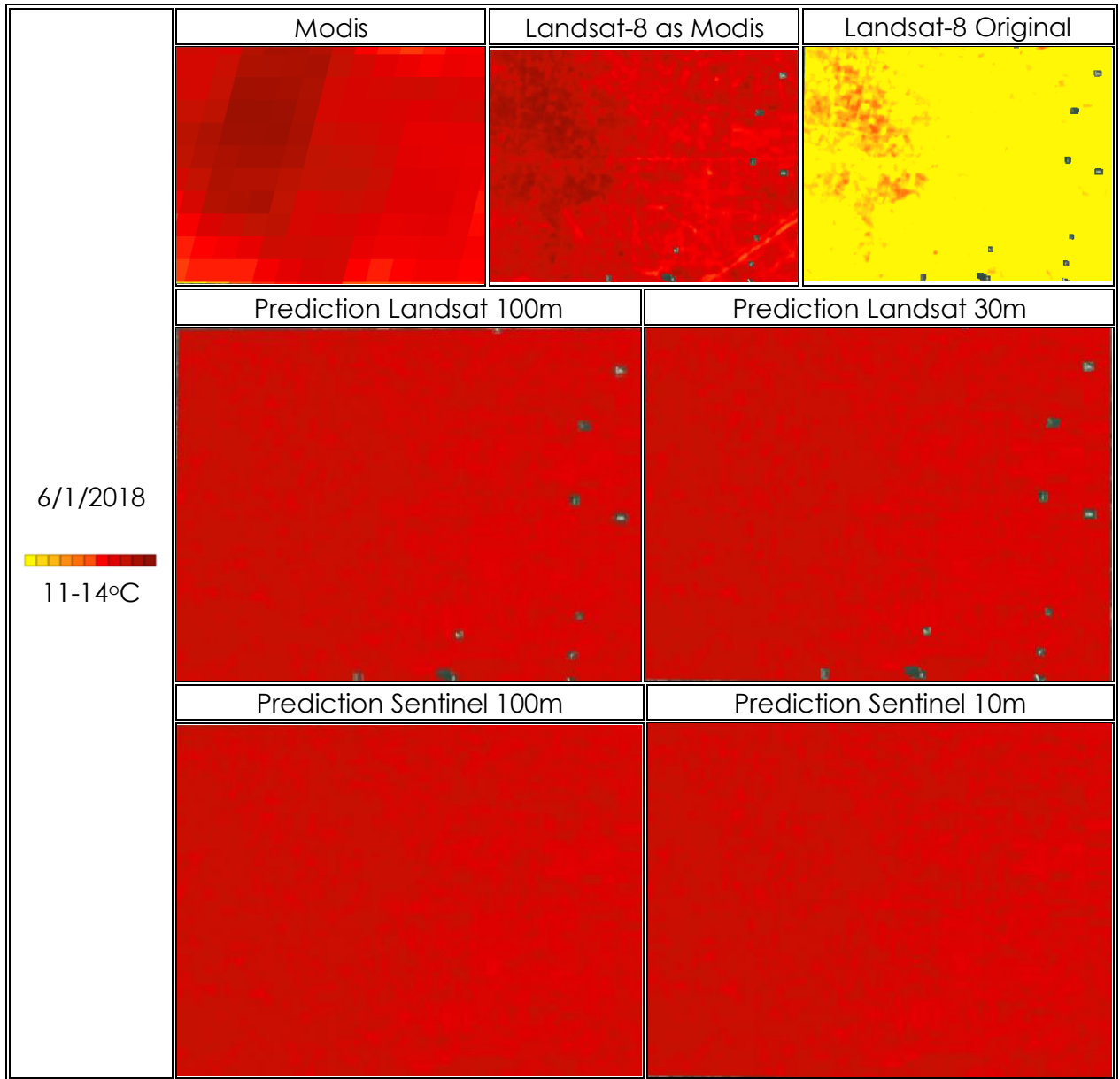
Πίνακας 9: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 28/6/2017



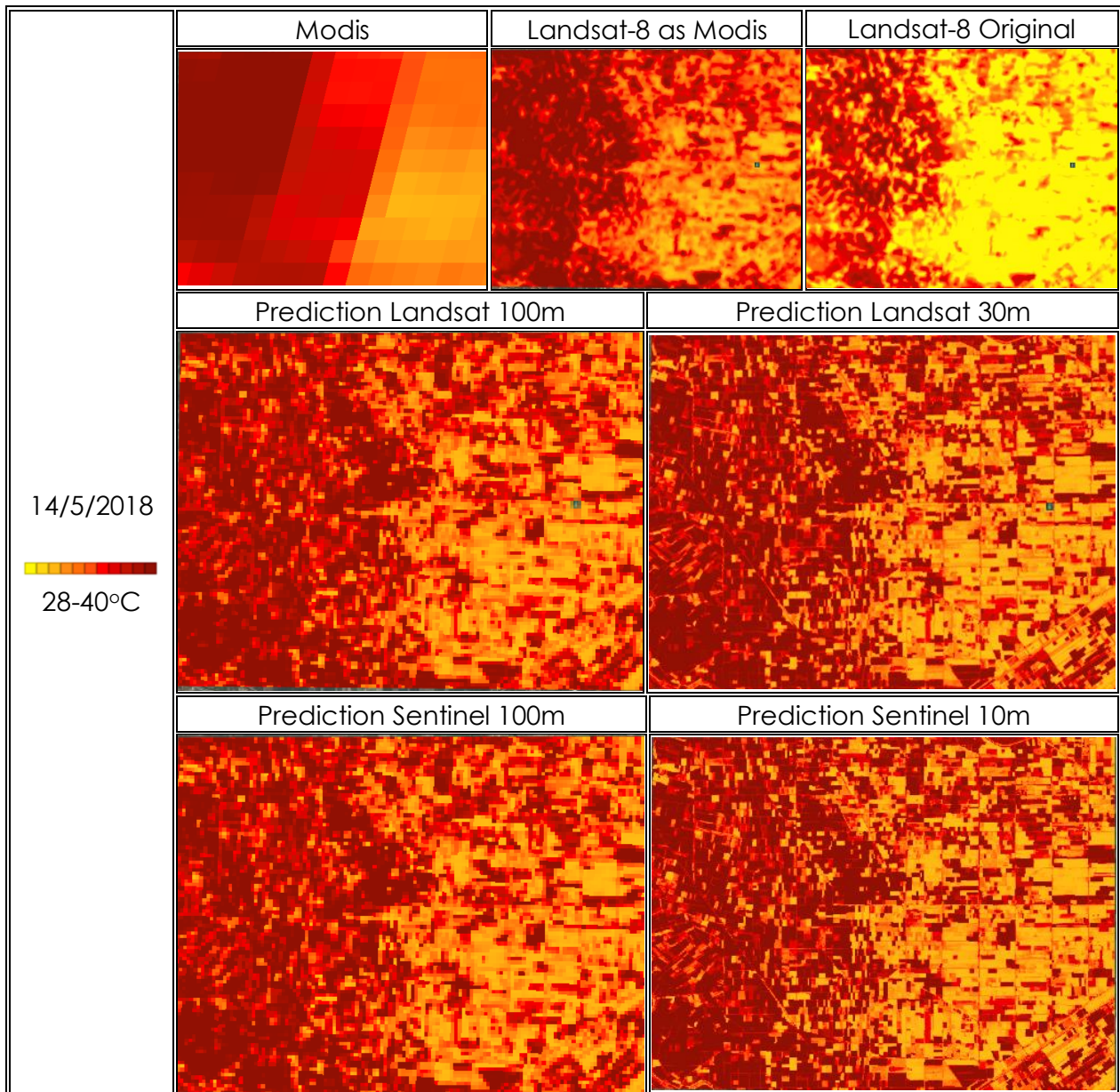
Πίνακας 10: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 16/9/2017



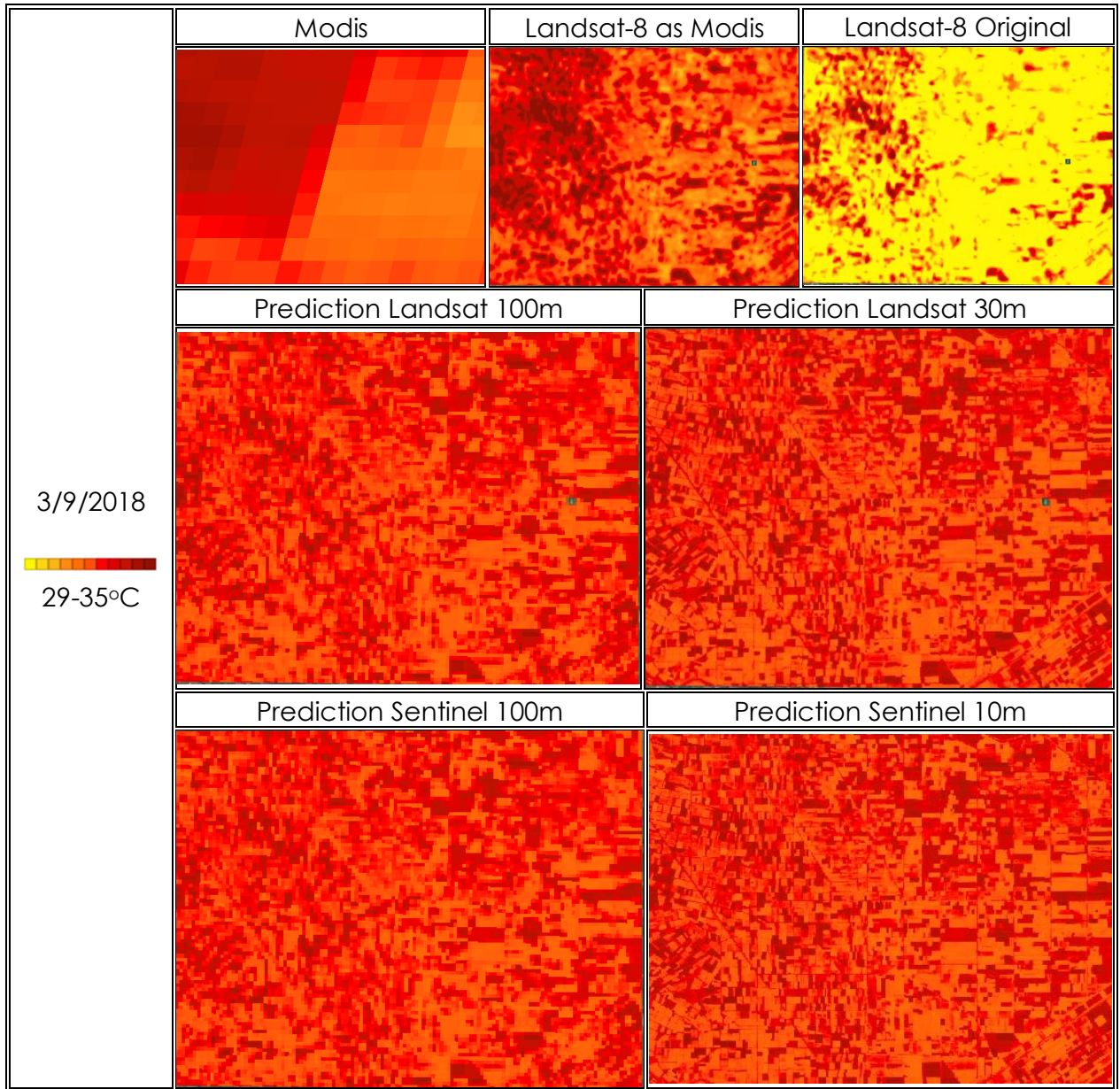
Πίνακας 11: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 5/12/2017



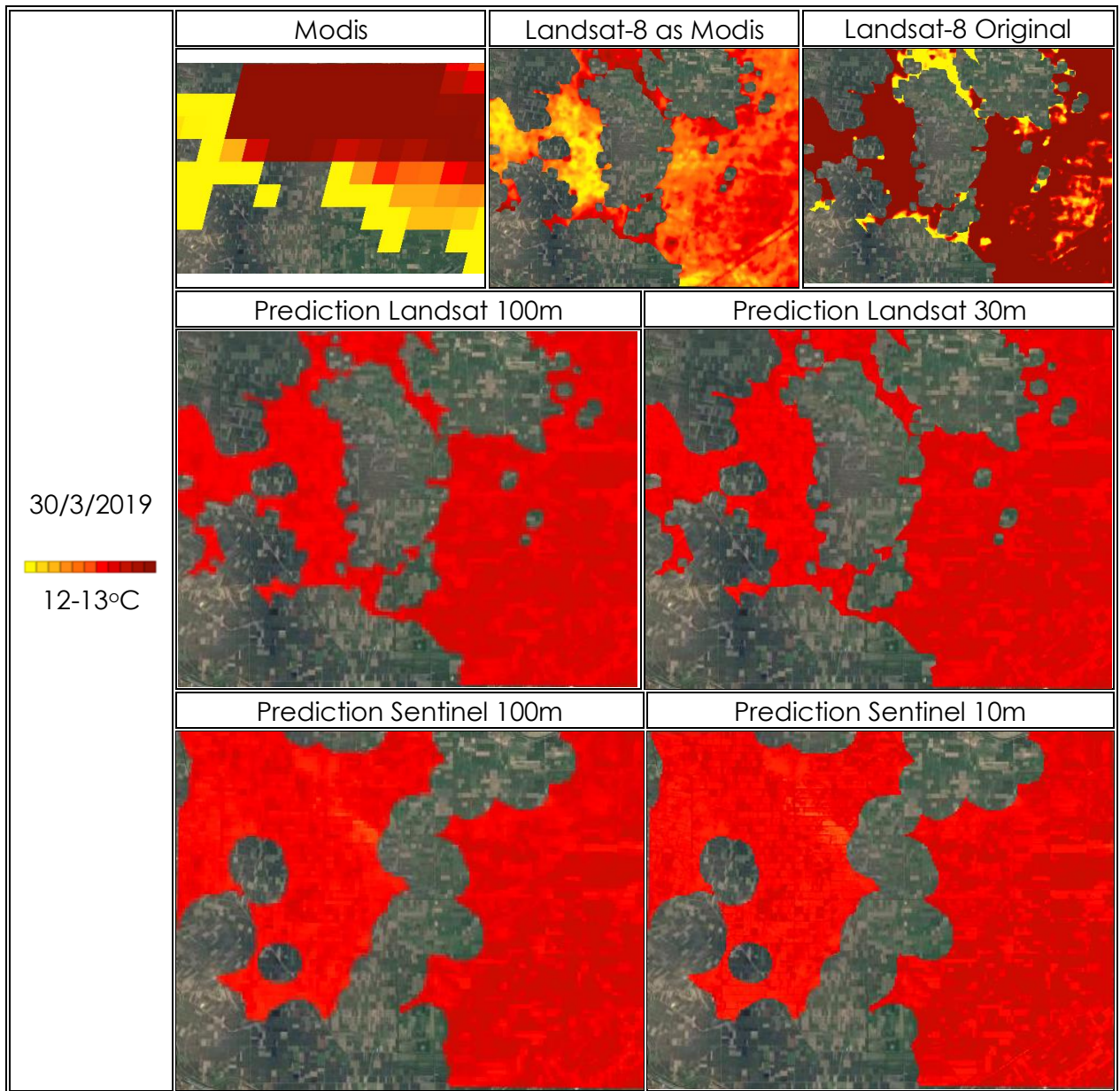
Πίνακας 12: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 6/1/2018



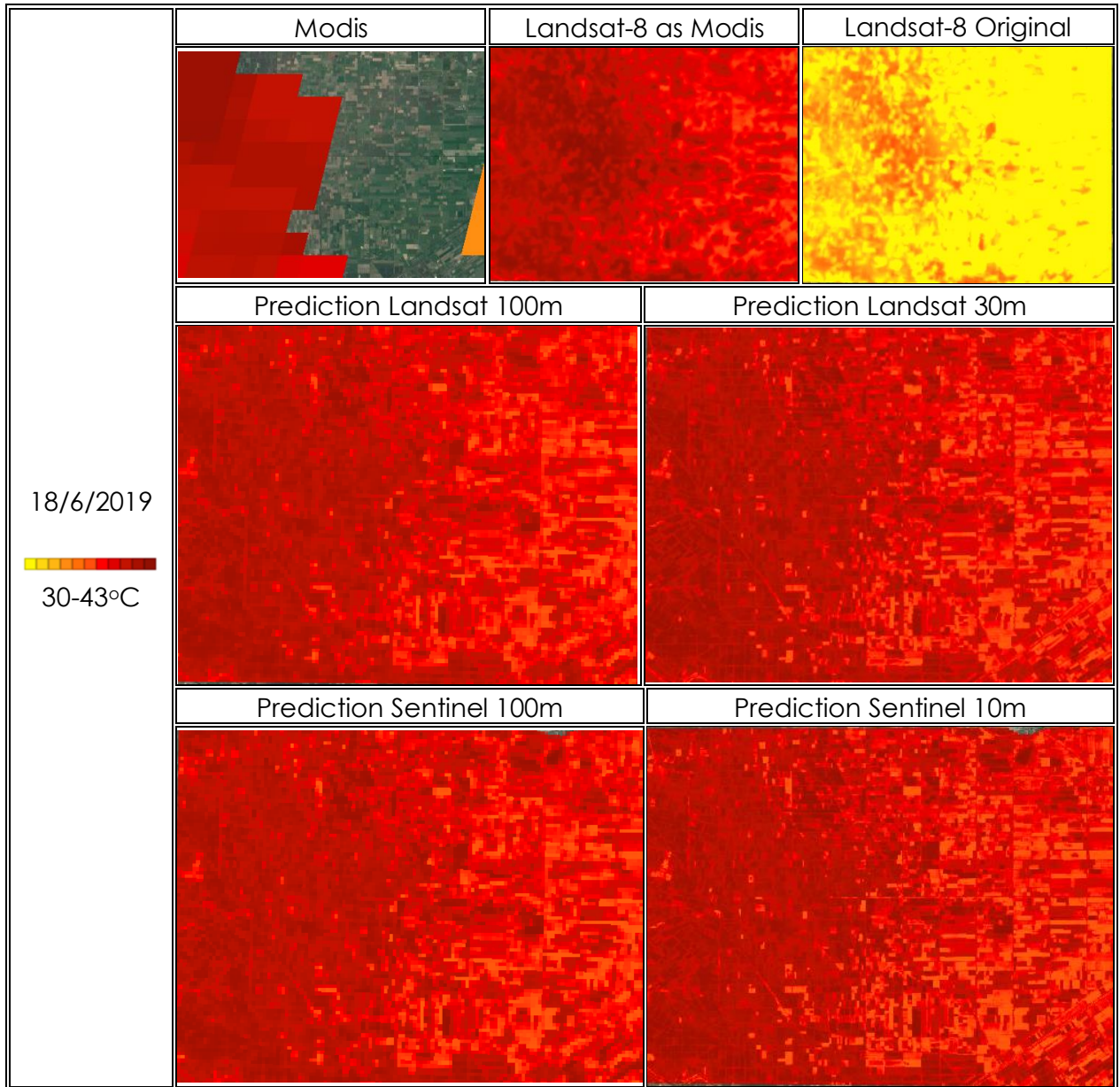
Πίνακας 13: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 14/5/2018



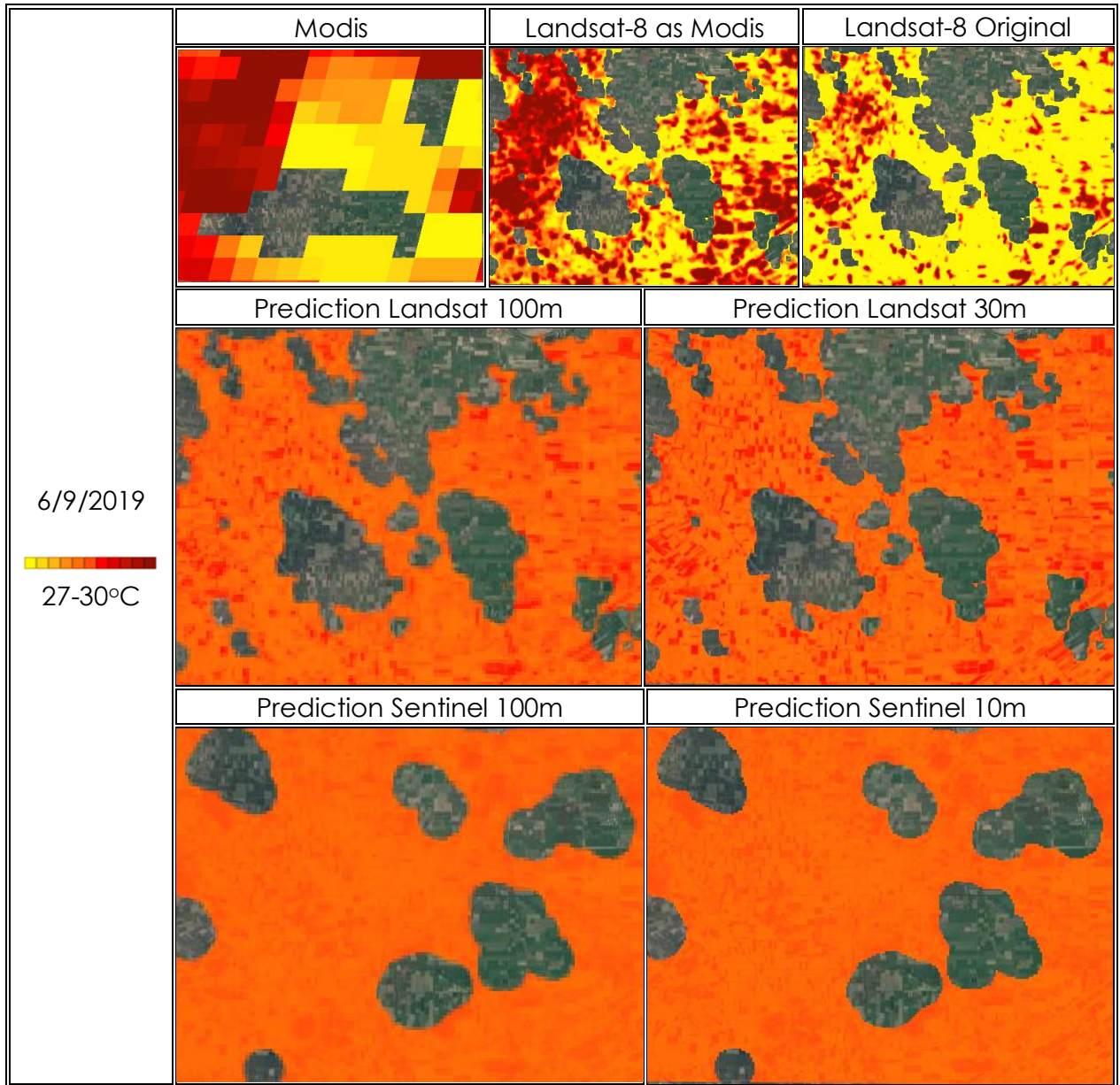
Πίνακας 14: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 3/9/2018



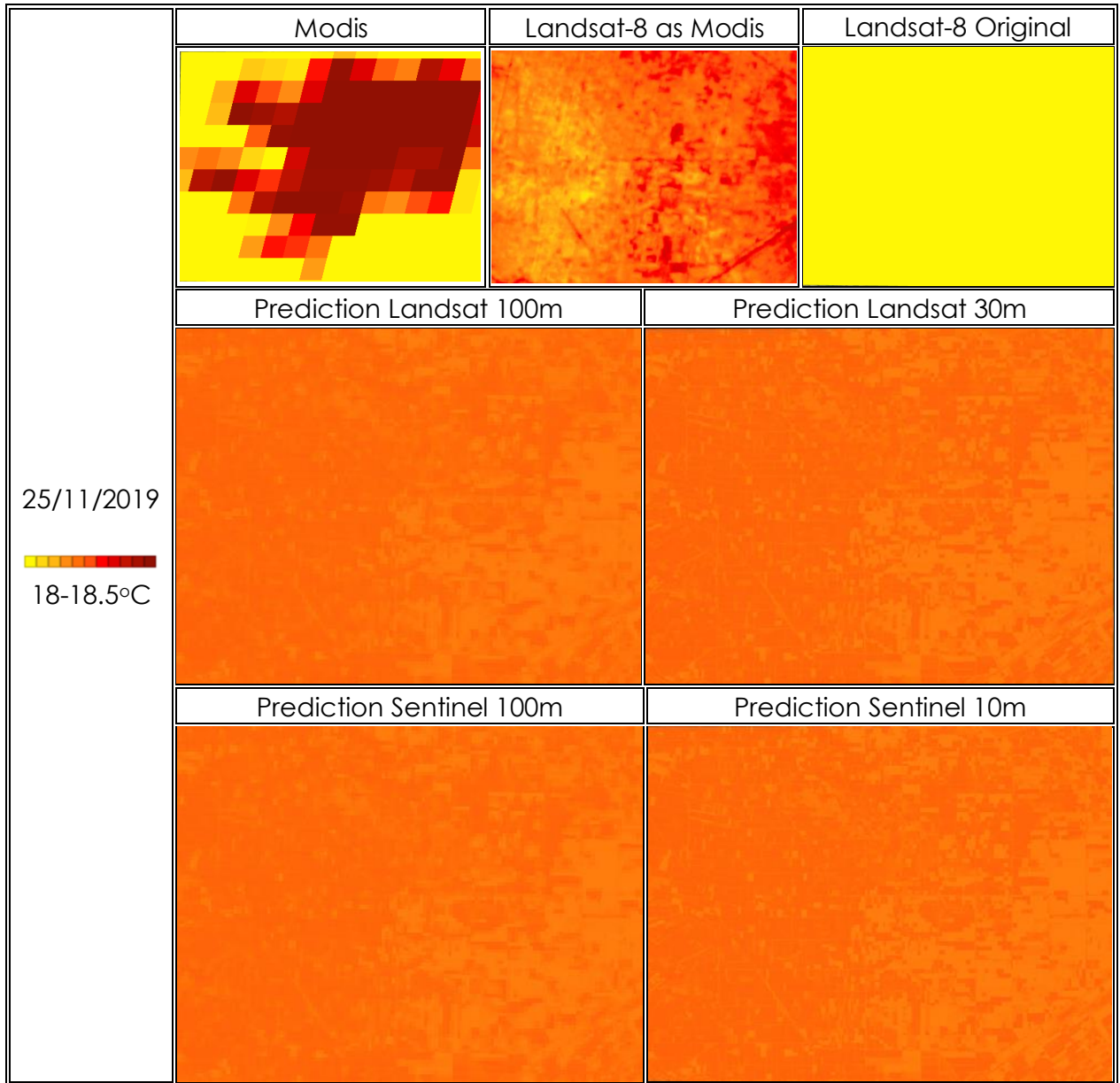
Πίνακας 15: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 30/3/2019



Πίνακας 16: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 18/6/2019



Πίνακας 17: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 6/9/2019



Πίνακας 18: Εικόνες - αποτελέσματα θερμικής ενίσχυσης: 25/11/2019

Από τις παραπάνω εικόνες προκύπτουν ορισμένες παρατηρήσεις που συμπληρώνουν και εξηγούν τα στατιστικά αποτελέσματα που προηγήθηκαν. Ουσιαστικά, τα αποτελέσματα φαίνεται να χωρίζονται σε δύο γενικευμένες ομάδες:

- 9/4/2017, 28/6/2017, 16/9/2017, 14/5/2018, 3/9/2018, 18/6/2019, 6/9/2019:
 - ο υψηλές τελικές συσχετίσεις
 - ο ικανοποιητικά τελικά σφάλματα
 - ο υψηλό αρχικό εύρος θερμοκρασιών
 - ο υψηλές θερμοκρασίες
- 5/12/2017, 6/1.2018, 30/3/2019, 25/11,2019:
 - ο χαμηλές τελικές συσχετίσεις
 - ο πολύ μικρά σφάλματα
 - ο χαμηλό αρχικό εύρος θερμοκρασιών
 - ο μεσαίες θερμοκρασίες

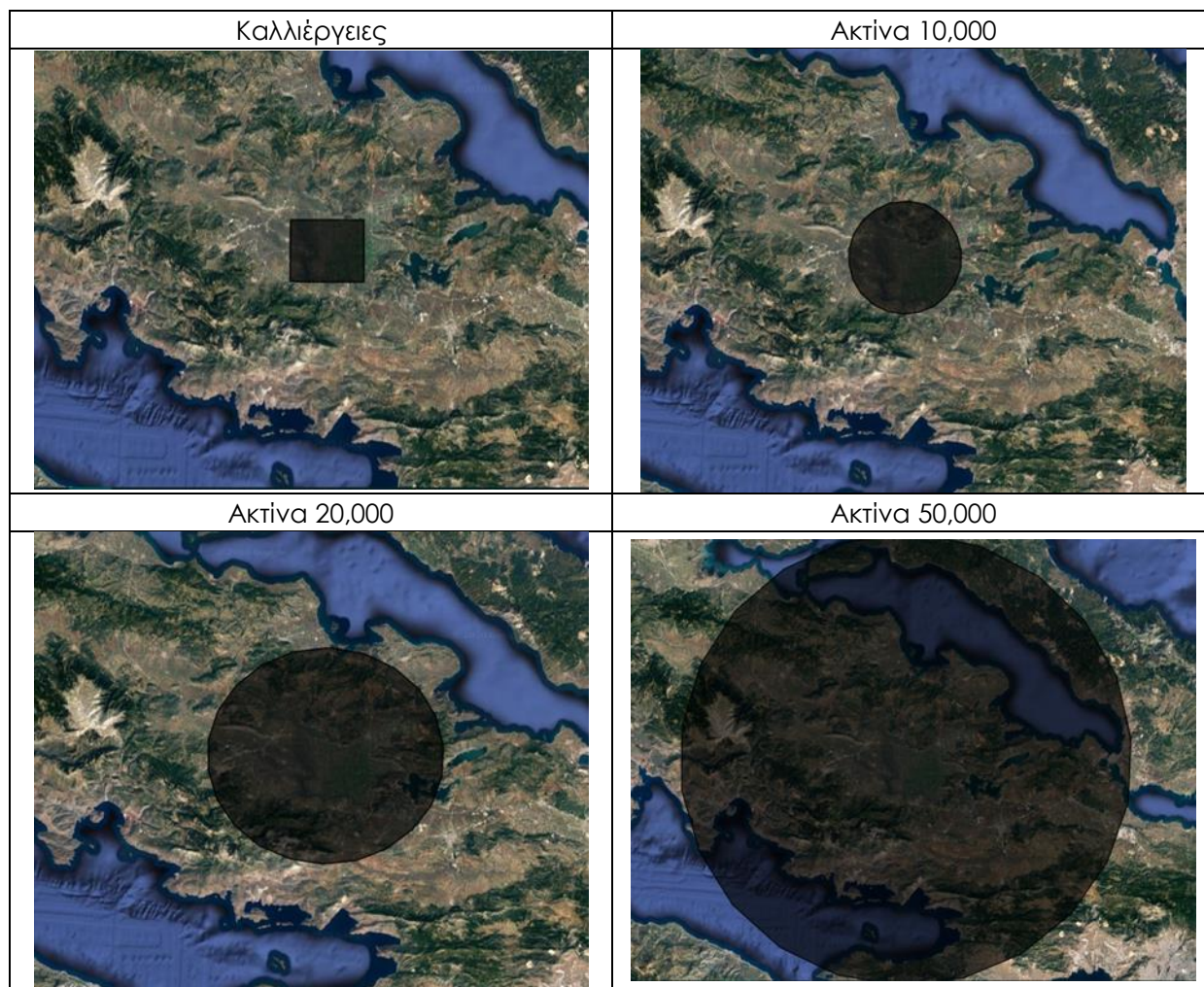
Κατά συνέπεια, προκύπτει, ότι, ενώ δεν υπάρχει μία μαθηματικά αυστηρή αναλογία, υπάρχει, όμως, μία σχέση μεταξύ των αρχικών τιμών της θερμοκρασίας και των τελικών αποτελεσμάτων. Όπως φαίνεται από την παραπάνω ομαδοποίηση ψηλές συσχετίσεις και ικανοποιητικά σφάλματα παρουσιάζονται κατά τις ημερομηνίες με αρχικές υψηλές μέσες τιμές θερμοκρασίας και υψηλά μέσα εύρη αυτών. Συμπερασματικά, προκύπτει ότι η χωρική βελτίωση είναι ασφαλέστερη στη χρήση τις θερμότερες ημερομηνίες, ειδικότερα όταν αυτές διακρίνονται από υψηλή διακύμανση. Το συμπέρασμα αυτό για το υψηλό εύρος τιμών, είναι λογικό και αναμενόμενο, καθώς η βάση του αλγορίθμου στηρίζεται στη σχέση μεταξύ δύο μεγεθών, οπότε όσο αυξάνεται η πληροφορία τόσο πιο αντιπροσωπευτική θα είναι και η σχέση που θα δημιουργηθεί.

6.4. Χρονική Πύκνωση

Η τελευταία διαδικασία που εφαρμόζεται, είναι αυτή της χρονικής πυκνωσης. Καθώς, η διαδικασία αυτή απαιτεί την ύπαρξη πέντε θερμικών εικόνων, των οποίων τα κοινά εικονοστοιχεία να είναι επαρκή ώστε να δημιουργούν αποτέλεσμα, από τις παραπάνω εικόνες επιλέχθηκαν προς μελέτη και ανάδειξη οι ημερομηνίες 9/4/2017, 14/5/2018, 18/6/2019 ενώ επιλέχθηκε ακόμη μία εκτός των παραπάνω η ημερομηνία 9/11/2019 στην προσπάθεια διερεύνησης των αποτελεσμάτων σε πιο ψυχρές θερμοκρασίας, αφού όπως φάνηκε από την προηγούμενη ενότητα κάτι τέτοιο είναι σημαντικό.

Επειδή, σε αυτή την περίπτωση η μόνη πληροφορία που διατίθεται είναι η θερμοκρασία η οποία επιχειρείται να παρεμβληθεί, χωρίς κάποιο άλλο βοηθητικό δεδομένο που να περιγράφει το κάθε εικονοστοιχείο που αναζητείται, έγινε η διεύρυνση της περιοχής μελέτης μόνο κατά το στάδιο διερεύνησης της γραμμικής σχέσης των δορυφόρων. Με τον τρόπο αυτόν, εντάσσονται στην γραμμική παλινδρόμηση εικονοστοιχεία, τα οποία περιλαμβάνουν νέα πληροφορία από διαφορετικές κατηγορίες κάλυψης γης, στην ευρύτερη περιοχή, ενώ διερευνάται το κατά πόσο αυτό μπορεί να προσφέρει στην βελτίωση των αποτελεσμάτων.

Οι αρχικές ακτίνες που επιλέχθηκαν είναι οι ακτίνες των 10000, 20000 και 50000m, όπως φαίνονται στις επόμενες εικόνες:



Πίνακας 19: Ακτίνες εκπαίδευσης χρονικής πύκνωσης

Από τα παραπάνω προκύπτει ότι ανάλογα την ακτίνα της περιοχής μελέτης προκύπτει διαφορετική εικόνα προσαρμογής της θερμοκρασίας Landsat-8 στην Modis. Για να είναι συγκρίσιμα τα αποτελέσματα, τα σφάλματα τα οποία έχουν παρουσιαστεί, προκύπτουν από την σύγκριση της κάθε πρόβλεψης ως προς την αντίστοιχη προσαρμοσμένη εικόνα, μόνο εντός της περιοχής μελέτης των καλλιεργειών της Κωπαΐδας, που έχουν οριστεί από την αρχή της εργασίας. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν σε κάθε μία από τις παραπάνω περιπτώσεις συνοψίζονται στον ακόλουθο πίνακα:

Ακτίνα	9/4/2017		14/5/2018		18/6/2019		9/11/2019	
	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²
Καλλιέργειες	2,71	0,82	1,91	0,87	3,33	0,70	0,54	0,55
10.000	2,43	0,82	1,72	0,88	3,08	0,69	0,56	0,73
20.000	2,07	0,81	1,83	0,88	2,13	0,68	0,77	0,73
50.000	2,69	0,81	2,24	0,88	1,74	0,69	0,64	0,72

Πίνακας 20: Σφάλματα και συσχετίσεις αποτελεσμάτων αρχικών ακτινών χρονικής πύκνωσης

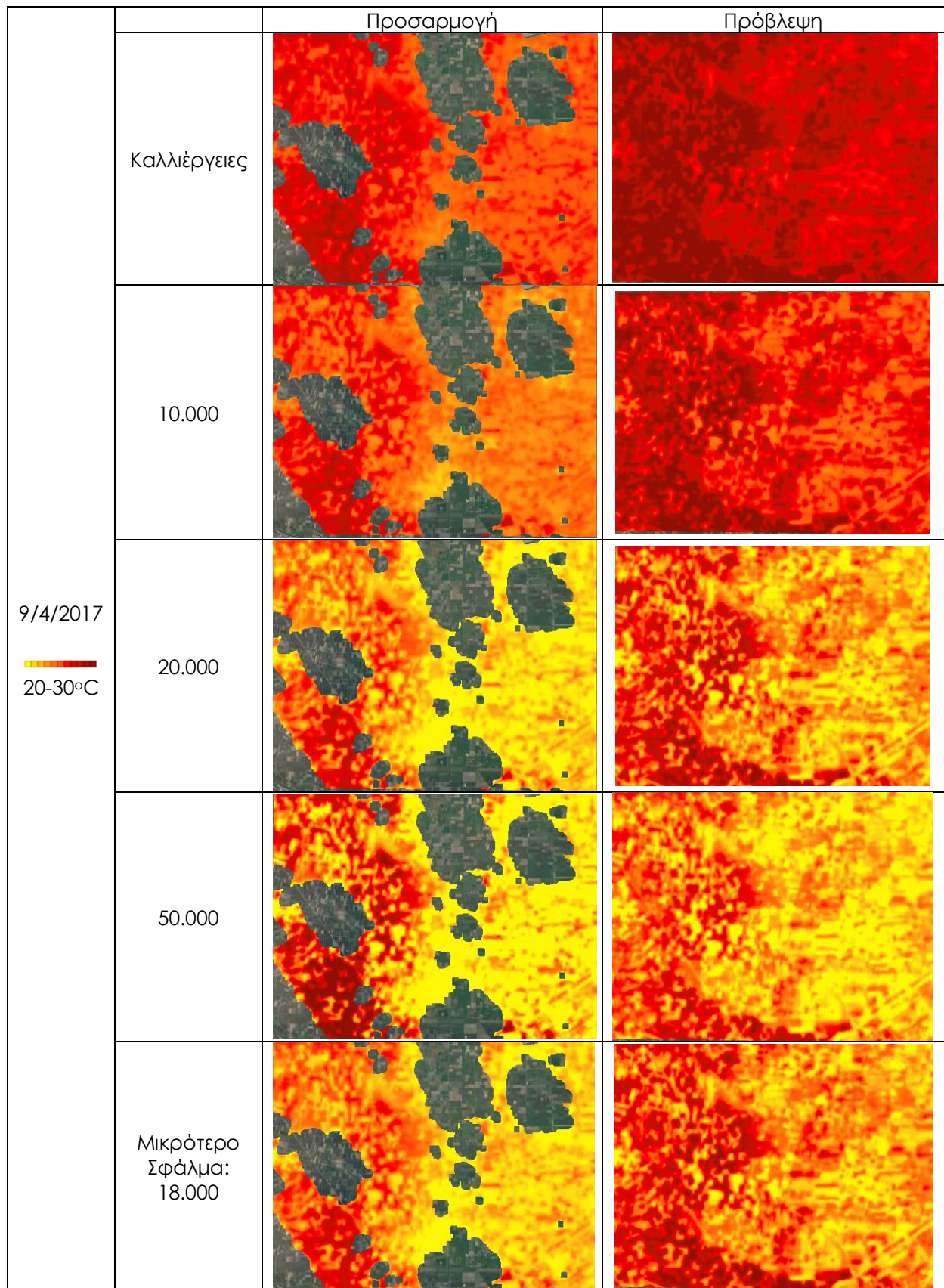
Από τα παραπάνω αποτελέσματα φαίνεται, η ακρίβεια των αποτελεσμάτων φαίνεται να αυξάνει όταν συνυπολογίζεται μία πιο διευρυμένη περιοχή. Όμως, η περιοχή αυτή, φαίνεται να έχει και όρια, καθώς, μετά από ένα όριο ακτίνας, η ακρίβεια αρχίζει ξανά να υποχωρεί στα αρχικά της μέγεθη. Από τον πίνακα φαίνεται να προκύπτει ότι η ιδανική ακτίνα βρίσκεται κάπου

ανάμεσα στα 10.000 και στα 20.000 μέτρα. Για τον λόγο αυτό, επαναλήφθηκαν οι υπολογισμοί με βήμα 1.000 μέτρων μεταξύ αυτών των ορίων, για κάθε ημερομηνία. Τα αποτελέσματα ακολουθούν στον παρακάτω πίνακα:

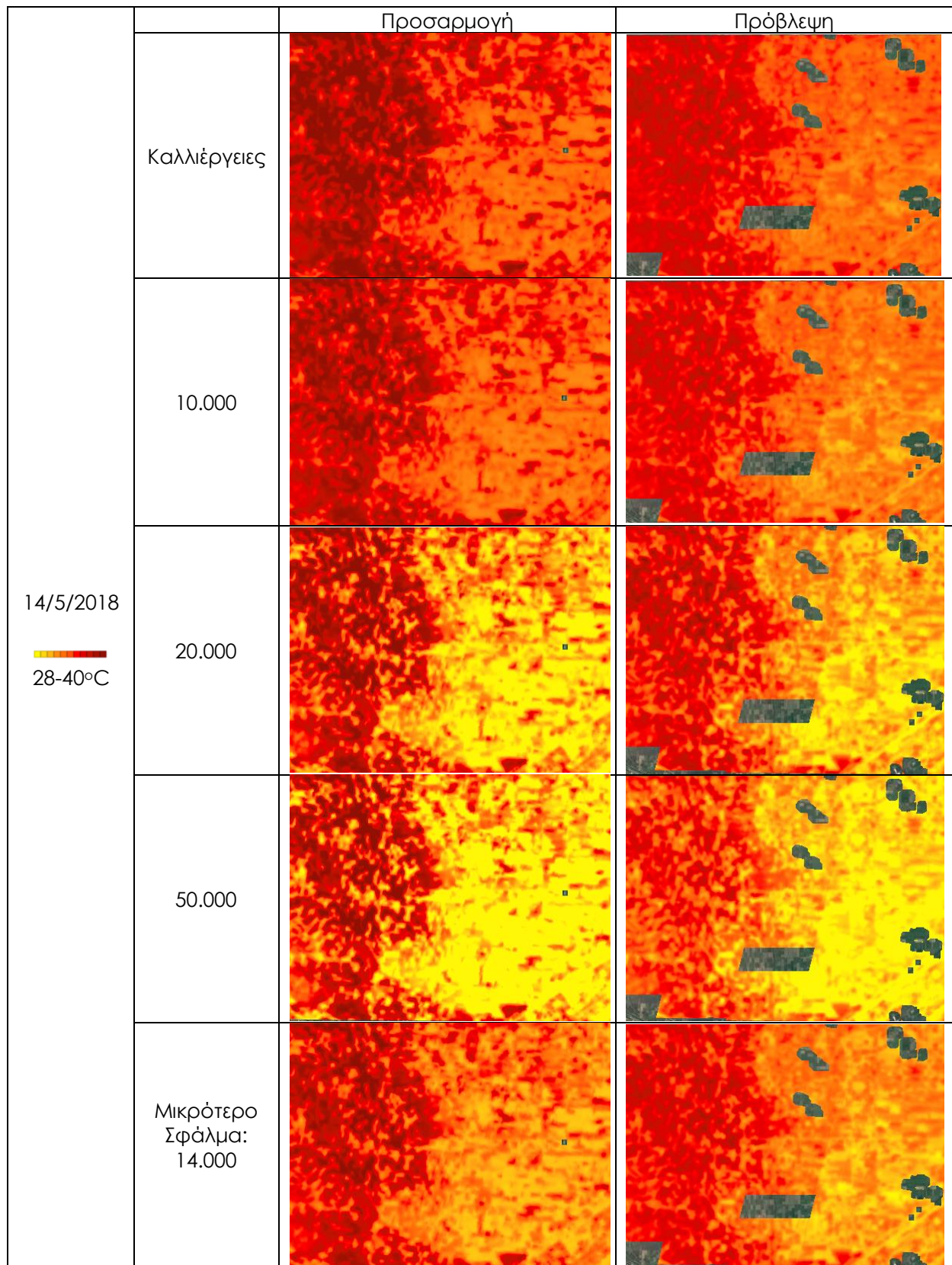
Ακτίνα	9/4/2017		14/5/2018		18/6/2019		9/11/2019	
	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²
10.000	2.43	0.82	1.72	0.88	3.08	0.69	0.56	0.73
11.000	2.37	0.82	1.61	0.88	3.00	0.69	0,61	0,73
12.000	2.32	0.81	1.50	0.88	2.92	0.69	0,73	0,74
13.000	2.26	0.81	1.47	0.88	2,86	0,69	0,77	0,74
14.000	2.22	0.81	1.46	0.88	2,78	0,69	0,81	0,74
15.000	2.13	0.81	1.49	0.88	2,71	0,69	0,93	0,74
16.000	2.04	0.81	1.56	0.88	2,66	0,69	0,81	0,73
17.000	2.01	0.81	1.62	0.88	2,47	0,69	0,81	0,73
18.000	2.00	0.81	1.71	0.88	2,34	0,68	0,81	0,73
19.000	2.03	0.81	1.78	0.88	2,25	0,68	0,77	0,73
20.000	2.07	0.81	1.83	0.88	2,13	0,68	0,77	0,73
21.000	2.14	0.81	1.87	0.88	2,01	0,68	0,76	0,73
22.000	2.21	0.81	1.91	0.88	1,87	0,68	0,76	0,73
23.000	2.26	0.81	1.94	0.88	1,77	0,68	0,77	0,73
24.000	2.32	0.81	1.97	0.88	1,73	0,68	0,78	0,73
25.000	2.37	0.81	2.00	0.88	1,70	0,68	0,78	0,73
26.000	2.41	0.81	2.02	0.88	1,68	0,68	0,78	0,73
27.000	2.44	0.81	2.05	0.88	1,67	0,69	0,77	0,73
28.000	2.47	0.81	2.08	0.88	1,65	0,69	0,77	0,73
29.000	2.49	0.81	2.09	0.88	1,63	0,69	0,76	0,73
30.000	2.51	0.81	2.10	0.88	1,58	0,69	0,74	0,73
31.000	2.53	0.81	2.12	0.88	1,56	0,68	0,71	0,73
32.000	2.55	0.81	2.14	0.88	1,54	0,68	0,70	0,73
33.000	2.57	0.81	2.16	0.88	1,53	0,68	0,70	0,73
34.000	2.58	0.81	2.18	0.88	1,53	0,68	0,69	0,73
35.000	2.59	0.81	2.21	0.88	1,54	0,69	0,69	0,73

Πίνακας 21: Σφάλματα και συσχετίσεις ενδιάμεσων ακτινών χρονικής πυκνώσης

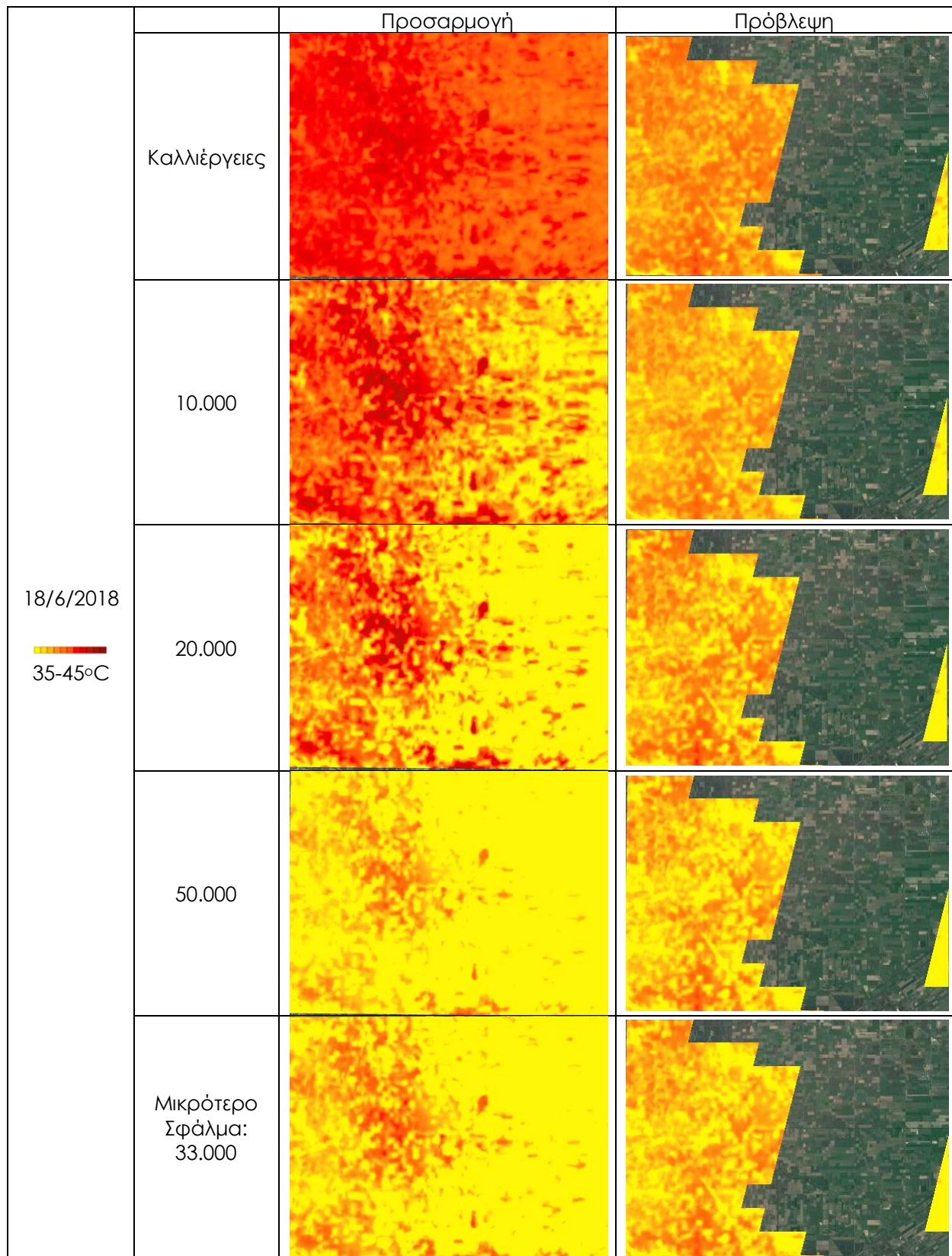
Από τα παραπάνω προκύπτει, ότι στατιστικά δεν υπάρχει κάποια ακτίνα που να δημιουργεί τα βέλτιστα αποτελέσματα. Καθώς, όμως, το αποτέλεσμα εξαρτάται από πέντε αρχικές εικόνες, ακολουθούν τα αποτελέσματα των εικόνων στις επόμενες σελίδες, ώστε να συνδυαστούν:




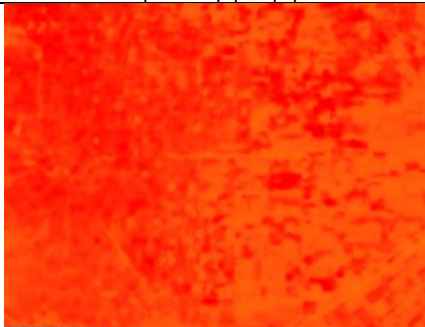
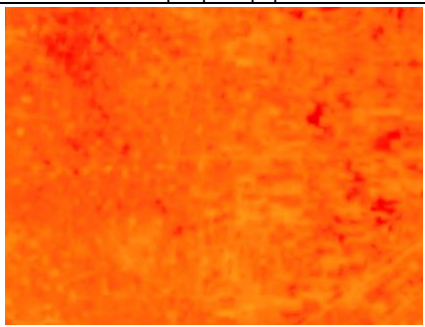
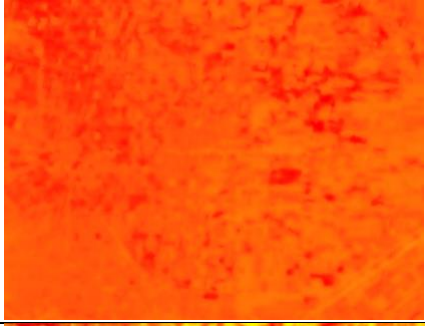
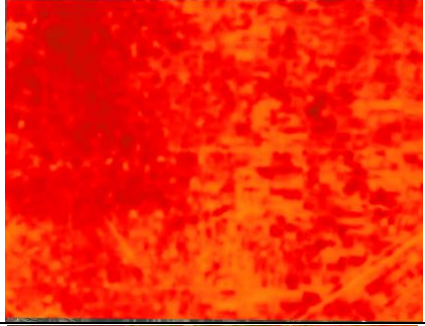
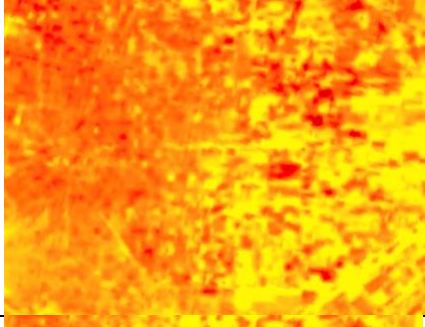
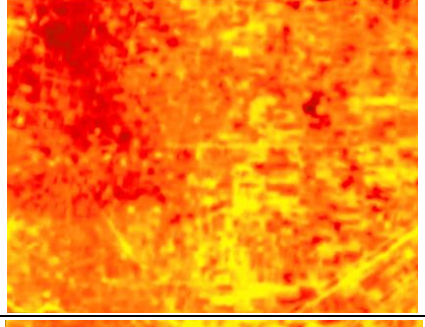
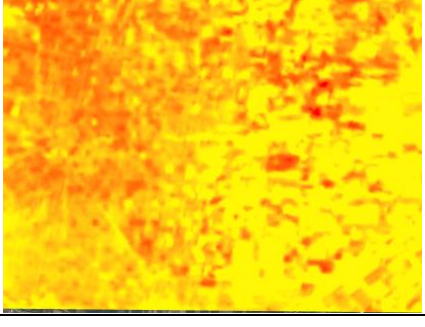
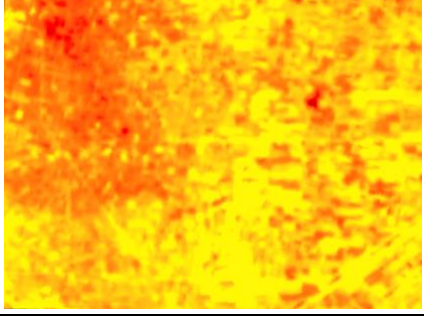
Πίνακας 22: Εικόνες - αποτελέσματα χρονικής πύκνωσης: 9/4/2017



Πίνακας 23: Εικόνες - αποτελέσματα χρονικής πύκνωσης: 14/5/2018



Πίνακας 24: Εικόνες - αποτελέσματα χρονικής πύκνωσης: 18/6/2018

		Προσαρμογή	Πρόβλεψη
9/11/2019  20-25°C	Καλλιέργειες - Μικρότερο Σφάλμα		
	10,000		
	20,000		
	50,000		

Πίνακας 25: Εικόνες - αποτελέσματα χρονικής πύκνωσης: 9/11/2019

Οι παραπάνω εικόνες σε συνδυασμό με τα σφάλματα, επιβεβαιώνουν και σε αυτή τη διαδικασία, ότι όσο ψυχρότερες οι θερμοκρασίες, τόσο μικρότερο το εύρος τιμών κατά την προσαρμογή και την πρόβλεψη, ανεξάρτητα την ακτίνα της περιοχής εκπαίδευσης. Βασικό, όμως, σε αυτή τη διαδικασία, είναι ότι, επειδή απαιτούνται πέντε εικόνες, είναι δύσκολο να παραχθεί εικόνα πρόβλεψης το χειμώνα, καθώς για τη δημιουργία της χρησιμοποιούνται μόνο τα κοινά εικονοστοιχεία, τα οποία σπανίζουν την περίοδο αυτή λόγω νεφοκάλυψης. Κατά συνέπεια, η διαδικασία αυτή, ευνοείται τους θερμότερους μήνες. Στην περίπτωση που απαιτείται να εφαρμοστεί χειμώνα, είναι και πάλι αυτό δυνατό να επιτευχθεί, μόνο αν συνδυαστεί με αλγόριθμους gap-filling οι οποίοι μπορεί είτε να εμπεριέχουν είτε όχι τη μοντελοποίηση της διαφοράς θερμοκρασίας υπό συνθήκες καθαρού ουρανού και υπό νεφών.

Και σε αυτή τη διαδικασία, τα σφάλματα και οι συσχετίσεις φαίνεται να δίνουν ικανοποιητικά αποτελέσματα στην πρόβλεψη της θερμοκρασίας χωρίς βοηθητικά δεδομένα. Παρ' όλα αυτά η απόδοσή τους φαίνεται να επηρεάζεται από την περιοχή στην οποία εκπαιδεύεται ο αλγόριθμος. Στην περίπτωση των δύο πρώτων ημερομηνιών φαίνεται η ιδανική ακτίνα να βρίσκεται περί τα 15.000m, ακτίνα η οποία αποτελεί την περιοχή μελέτης και μία μικρή διεύρυνσή της, τόση ώστε ο αλγόριθμος να εμπλουτιστεί με την άμεσα γειτονική πληροφορία. Στην τρίτη εικόνα, όμως, προκύπτει ότι η καταλληλότερη ακτίνα είναι τα 33.000m. Η ακτίνα αυτή προκύπτει ως καταλληλότερη από τη σύγκριση της εικόνας πρόβλεψης με την εικόνα προσαρμογής. Κατά συνέπεια, πρόκειται για σύγκριση των εικονοστοιχείων που βρίσκονται στο αριστερό μέρος της εικόνας, δηλαδή για εικονοστοιχεία που αφορούν το λιγότερο καλλιεργήσιμο τμήμα της περιοχής μελέτης, το οποίο, κυρίως, χαρακτηρίζεται ως έδαφος – χώμα. Έτσι, πιθανότατα, δικαιολογείται η ακρίβεια που παρέχει η ακτίνα αυτή, καθώς δίνει τη δυνατότητα στον αλγόριθμο να εκπαιδευτεί σε περιοχές παρόμοιες με το έδαφος, καθώς η γύρω περιοχή αποτελείται, κυρίως από ορεινές και όχι καλλιεργήσιμες περιοχές. Τέλος, η τελευταία εικόνα που αφορά τη χειμερινή περίοδο, αποτελεί τη μοναδική χειμερινή εικόνα που μπόρεσε να αντληθεί, αναδεικνύει το μικρό εύρος που χαρακτηρίζει τις χαμηλές θερμοκρασίες το οποίο συνοδεύεται με μικρά σφάλματα, όπως και στην προηγούμενη διαδικασία. Σημαντικό είναι να αναφερθεί, ότι στη χειμερινή εικόνα, ακριβέστερη ακτίνα φαίνεται να είναι αυτή των αρχικών δεδομένων, χωρίς καμία διεύρυνση της περιοχής, ορίζοντας έτσι, διαφορετική ανάγκη αντιμετώπισης της διαδικασίας, ανάλογα με την εποχή.

Ακόμα, είναι σημαντικό να αναφερθεί πως παρατηρείται στην πρόβλεψη να διαθέτουν τιμή κάποια εικονοστοιχεία τα οποία στην αρχική εικόνα (ή στην προσαρμογή) να χαρακτηρίζονται ως ακατάλληλα λόγω νεφοκάλυψης. Η πληροφορία της νεφοκάλυψης, κανονικά προέρχεται από την εικόνα Modis, της ίδιας ημέρας, όμως λόγω των διαφορετικών γωνιών και χρόνων λήψης, τα σικονοστοιχεία με σύννεφα δεν ταυτίζονται πάντα. Το γεγονός αυτό, έχει ως αποτέλεσμα να υπάρχει πρόβλεψη θερμοκρασίας, η οποία δε θα έπρεπε και θα πρέπει να θεωρηθεί ως εσφαλμένη, καθώς η θερμοκρασία υπό συνθήκες καθαρού ουρανού και υπό σύννεφων είναι πολύ διαφορετική.

7

● ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ & ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

Στο παρόν και τελευταίο κεφάλαιο, συνοψίζονται τα αποτελέσματα του συνόλου της εργασίας με σκοπό την εξαγωγή συμπερασμάτων. Από τα συμπεράσματα αυτά, προκύπτουν οι αντίστοιχες σκέψεις για προτάσεις και προοπτικές, οι οποίες εκφράζονται στη συνέχεια.

7.1. Σύνοψη Αποτελεσμάτων & Συμπεράσματα

Από το σύνολο των προηγούμενων κεφαλαίων προκύπτει, ότι οι δύο διαδικασίες που εφαρμόστηκαν, αποτελούν μία σχετικά αποτελεσματική, εύκολη, προσιτή και οικονομική λύση δημιουργίας πληροφορίας που ανταποκρίνεται στην ανάγκη της υψηλής χωρικής ανάλυσης σε ημερήσια βάση. Είναι προφανές, ότι κάτι τέτοιο θα ήταν ακόμα πιο ακριβές αν υπήρχε ο ιδανικός δορυφόρος που να περιλαμβάνει όλα αυτά, κάτι που θεωρείται δυσκολότερο να συμβεί λόγω οικονομικών και τεχνολογικών δυσκολιών. Επίσης, οι παραπάνω διαδικασίες σε συνδυασμό με την πλατφόρμα του Google Earth Engine στην οποία προγραμματίστηκαν και εκτελέστηκαν, μπορούν να οδηγήσουν στην αυτοματοποίηση της διαδικασίας, παρέχοντας σε καθημερινή βάση υψηλής χωρικής ανάλυσης θερμικά δεδομένα, μέσα από την επιλογή μιας περιοχής και μιας ημέρας, χωρίς να απαιτείται η γνώση της ημέρας κάλυψης της περιοχής από κάποιον δορυφόρο με θερμικό κανάλι. Φυσικά, σε όλα αυτά, πρέπει να επισημαίνονται και να συνυπολογίζονται, τόσο οι πηγές σφαλμάτων κατά την εξαγωγή της θερμοκρασίας, όσο και κατά την βελτίωση της ανάλυσης της ή την χρονική της πυκνωση και να διερευνάται αν η ακρίβεια που μπορεί να αποκτηθεί είναι επαρκής για την κάθε εφαρμογή στην οποία θα χρησιμοποιηθεί η παραγόμενη πληροφορία.

Αναλυτικότερα, όσο αφορά την εξαγωγή της θερμοκρασία από τους δορυφόρους, η περιγραφή της διαδικασίας υπολογισμού και αξιολόγησης που πραγματοποιείται κατά την εξαγωγή της θερμοκρασίας από τον Modis, μέσα από προσαρμογές ανά περιοχές, καθώς και το σύνολο των βοηθητικών δεδομένων που απαιτούνται, καθιστά αμέσως την διαδικασία αυτή ως δύσκολη και απαιτητική. Όπως φάνηκε, από τις συσχετίσεις μεταξύ των διαφόρων αλγορίθμων θερμοκρασιακής εκτίμησης από τον Landsat-8, καθώς και από τις συσχετίσεις όλων αυτών με τη θερμοκρασία του Modis, η σχετική σύγκριση των θερμοκρασιών, όπως προκύπτουν, είναι ικανοποιητική, καθώς ακολουθεί παρόμοια μοτίβα, η απόλυτη σύγκριση, όμως, χρήζει ανάλυσης και μελέτης. Τα βασικότερα συμπεράσματα που προκύπτουν από αυτό το στάδιο της εργασίας, είναι η ανικανότητα του καναλιού 11 να αποδώσει, όπως θα έπρεπε, ή η ανικανότητα του αλγορίθμου που τον χρησιμοποιεί. Οι άλλοι δύο αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν το κανάλι 10 φαίνεται να έχουν αρκετά κοινά αποτελέσματα με υψηλή συσχέτιση, γεγονός που οδηγεί στο συμπέρασμα, ότι η ατμοσφαιρική διόρθωση δεν δημιουργεί μεγάλες βελτιώσεις στο προϊόν της θερμοκρασίας σε μικρές περιοχές με όμοιες ατμοσφαιρικές συνθήκες, ενώ ίσως απλά περιπλέκει τη διαδικασία υπολογισμού της, καθώς ο ένας αλγόριθμος εκ των δύο τη συμπεριλάμβανε, ενώ ο άλλος όχι. Παρ' όλα αυτά στη συγκεκριμένη εργασία, επιλέχθηκε ο αλγόριθμος single –channel με την ατμοσφαιρική

διόρθωση κατά Jimenez-Munoz et al., στη λογική ότι συγκρίνεται με τη θερμοκρασία του Modis, που εξίσου τη συμπεριλαμβάνει.

Η επόμενη διαδικασία που αφορά την προετοιμασία των δεδομένων ήταν αυτή της προσαρμογής του Landsat-8 και του Sentinel-2 στα αντίστοιχα δεδομένα του Modis. Η ανάγκη αυτή προέκυψε, τόσο βιβλιογραφικά, όσο και από την παρατήρηση των δεδομένων, κυρίως των μέσων τιμών και των εύρων αυτών, τα οποία είναι εμφανή από τα αντίστοιχα στατιστικά μεγέθη καθώς και από την οπτική απόδοση των ίδιων των μεταβλητών. Η προσαρμογή, κατά συνέπεια, πραγματοποιήθηκε με γραμμική παλινδρόμηση, ώστε να διατηρηθούν οι γραμμικές σχέσεις που χαρακτηρίζουν τους δορυφόρους, οι οποίες επρόκειτο να χρησιμοποιηθούν στις επόμενες διαδικασίες, αλλά και να μειωθούν τα σφάλματα που υπάρχουν μεταξύ τους, ώστε να μπορούν να συγκριθούν στατιστικά και οπτικά τα αποτελέσματα. Οι διαφοροποιήσεις που παρατηρούνται πριν από την προσαρμογή, πιθανότατα οφείλονται, κατά κύριο λόγο, στη χρονική διαφορά που μεσολαβεί από τη μία στιγμή λήψης στην άλλη, στη μετακίνηση των νεφών που μεσολαβεί, στις διαφορές στη γεωμετρία κατά τη στιγμή της λήψης ακόμα και αν αυτή ήταν κοινή (π.χ. γωνία λήψης), στις διαφορές στην χωρική ανάλυση και στο φασματικό εύρος που χαρακτηρίζουν τα κανάλια των δορυφόρων, λόγοι οι οποίοι είναι αδύνατον να αποφευχθούν, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι αποτυπώνονται εσφαλμένες τιμές. Σημαντική παρατήρηση στη διαδικασία αυτή, είναι ότι μετά το πέρας της προσαρμογής, οι μέσες τιμές ταυτίζονται με τις επιθυμητές, με τις τιμές, δηλαδή, του δορυφόρου που λειτουργεί ως πρότυπο, το εύρος, όμως, των τιμών που δημιουργούνται ελαττώνεται σημαντικά. Το γεγονός αυτό, πρέπει να είναι αναμενόμενο, καθώς κάθε σχέση που μπορεί να προσεγγίσει τη σχέση των δορυφόρων απεικονίζει τις μέσες τιμές αυτών, τις οποίες προσπαθεί να αποδώσει. Κατά συνέπεια, οι μέσες τιμές αποδίδονται σωστά και όλες οι υπόλοιπες τις πλησιάζουν. Τέλος, η μείωση του εύρους, όταν αυτό είναι από την αρχή μειωμένο, γεγονός που συναντιέται κυρίως στις ημερομηνίες με χαμηλές θερμοκρασίες, μπορεί να προκαλέσει την σχεδόν εκμηδένισή του, με αποτέλεσμα να είναι αδύνατη η κατανόηση των εσωτερικών διακυμάνσεων που χαρακτηρίζουν την περιοχή μελέτης, πάνω στις οποίες στηρίζονται και οι ίδιες οι διαδικασίες.

Η πρώτη βασική διαδικασία που ακολουθείται, είναι η διαδικασία της θερμικής – χωρικής βελτίωσης. Κατά τη διαδικασία αυτή, φαίνεται να αποδίδονται σωστά οι διακυμάνσεις της θερμοκρασίας με βάση τον δείκτη NDVI στην ανάλυση που επιθυμείται, είτε αυτή είναι τα 100m, είτε η υψηλή ανάλυση των 10m, κατά την οποία είναι, ουσιαστικά, εφικτό, να αντιστοιχηθούν οι καλλιέργειες με τις θερμοκρασίες τους, καθώς στην τελική θερμική εικόνα είναι σαφώς εμφανή τα όρια των καλλιεργειών. Κάτι τέτοιο φαίνεται πολύ σημαντικό, για την γεωργία ακριβείας, στη συγκεκριμένη περίπτωση, συμπληρώνοντάς την με νέα πληροφορία σε επίπεδο καλλιέργειας, καθώς η θερμοκρασία είναι ένα μέγεθος το οποίο, όπως επισημάνθηκε, επηρεάζει την ποιότητα του εδάφους και άρα την ανάπτυξη του κάθε φυτού και τελικά την απόδοση της παραγωγής. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων έδειξε πως τα σφάλματα αυξάνονται συστηματικά όσο η διαφορά της κλίμακας αυξάνει, το οποίο κατά συνέπεια σημαίνει ότι τα σφάλματα είναι ανάλογα της διαφοράς των συγκρινόμενων εικόνων και όχι της διαδικασίας. Άρα με την ίδια ασφάλεια που η διαδικασία αυτή επιλέγεται να εφαρμοστεί στα 100m, μπορεί να εφαρμοστεί και στα 10m.

Όσο αφορά την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων στις διάφορες ημερομηνίες, από τα αποτελέσματα αναδείχτηκε μία διάκριση μεταξύ θερμότερων και ψυχρότερων ημερομηνιών. Πιο συγκεκριμένα, τα σφάλματα διαχώρισαν τις ημερομηνίες σε δύο ομάδες οι οποίες κατά κύριο λόγο χαρακτηρίζονται από υψηλά σφάλματα – υψηλές συσχετίσεις – υψηλές θερμοκρασίες – υψηλά εύρη, ή το αντίθετο. Τα σφάλματα προέκυψαν να βρίσκονται σε μια σχετική αναλογία με τα εύρη τιμών, γεγονός που δεν αποδεικνύει άμεσα ότι τα μικρά σφάλματα αντιστοιχούν σε

ορθότερες προβλέψεις, αλλά το αντίθετο, καθώς συνοδεύονται από χαμηλές συσχετίσεις με βάση την εικόνα που έχει τεθεί ως μέτρο σύγκρισης. Συμπερασματικά, οι πιο σωστές προβλέψεις παρατηρείται να συμβαίνουν τις θερμότερες ημέρες, και αυτό μάλλον οφείλεται στα υψηλότερα εύρη τιμών που τις συνοδεύουν, μέσω των οποίων είναι πιο εύκολη η κατανόηση της διακύμανσης των τιμών και της απόδοσής τους μέσα από μία γραμμική σχέση.

Η τελευταία διαδικασία είναι η διαδικασία της χρονικής πύκνωσης των δεδομένων, μέσα από τις τεχνικές των image fusion, όπως προτείνονται στις αντίστοιχες περιπτώσεις, βιβλιογραφικά. Το πρώτο συμπέρασμα για αυτή τη διαδικασία είναι ότι είναι πολύ δύσκολο να εφαρμοστεί σε χειμερινή περίοδο, καθώς απαιτεί την ύπαρξη πέντε δεδομένων εικόνων, μόνο στα κοινά εικονοστοιχεία των οποίων μπορεί να εφαρμοστεί η διαδικασία. Ο λόγος που κάτι τέτοιο θεωρείται δύσκολο την χειμερινή περίοδο είναι η υψηλή συγκέντρωση της ατμόσφαιρας σε σύννεφα, γεγονός που καθιστά αδύνατο τον υπολογισμό της θερμοκρασίας στα καλυπτόμενα εικονοστοιχεία. Για τον λόγο αυτό, από τις 11 εικόνες της πρώτης διαδικασίας μόνο 3 κατάφεραν να βρεθούν στις οποίες να μπορεί να εφαρμοστεί η δεύτερη, καμία, όμως, εκ των οποίων σε χειμερινή περίοδο. Για την ολοκληρωμένη αξιολόγηση της διαδικασίας προστέθηκε μία επί πλέον εικόνα στα τέλη Νοεμβρίου, εκτός των αρχικών.

Η αξιολόγηση της χρονικής πύκνωσης έδειξε, πως επειδή δε στηρίζεται σε κανένα βοηθητικό δεδομένο, όπως η χωρική βελτίωση, χρειάζεται περισσότερα στοιχεία που να αφορούν τη σχέση μεταξύ των δορυφόρων, το οποίο αντιμετωπίστηκε με την αύξηση της περιοχής εκπαίδευσης γύρω από την αρχική. Στις θερμές ημερομηνίες φάνηκε πως μία ακτίνα από το κέντρο της περιοχής περί τα 15.000m είναι αυτή που φέρνει τα μικρότερα δυνατά σφάλματα. Με τη διεύρυνση της περιοχής, εντάσσονται περισσότερα εικονοστοιχεία, δηλαδή μεγαλύτερη πληροφορία, η οποία αντιστοιχεί, μάλιστα, σε διαφορετικές καλύψεις γης, όπως μικρούς οικισμούς, δασικές εκτάσεις, γυμνό έδαφος, με αποτέλεσμα να αποδίδεται ορθότερα η σχέση μεταξύ των θερμοκρασιών των δορυφόρων. Αυτό, έγινε εντονότερα εμφανές στην τρίτη περίπτωση, όπου τα εικονοστοιχεία προς σύγκριση αφορούσαν μόνο το τμήμα της περιοχής μελέτης που χαρακτηρίζεται από έδαφος και όχι τόσο από καλλιέργειες. Η καλύτερη ακτίνα φάνηκε να φτάνει τα 33.000m καθώς με αυτό τον τρόπο η περιοχή εκπαίδευσης περιελάμβανε κυρίως περιοχές με έδαφος και λιγότερο με καλλιέργειες. Τέλος, στη διαδικασία αυτή πρέπει να επισημανθεί, ότι είναι δυνατόν να δημιουργήσει αποτελέσματα σε εικονοστοιχεία, τα οποία κανονικά καλύπτονται από σύννεφα. Στην περίπτωση αυτή, η θερμοκρασία θα πρέπει να θεωρείται ως εσφαλμένη, ή να γίνεται αποδεκτή με γνώση ότι το αποτέλεσμα αυτό δεν αφορά την πραγματική θερμοκρασία του εδάφους, αλλά τη θερμοκρασία που θα είχε το έδαφος αν δεν καλυπτόταν από σύννεφα ή από τις σκιές τους.

Σε όλα τα παραπάνω, σημαντικά είναι και τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την επιλογή της πλατφόρμας του Google Earth Engine, ως το μέσο πραγματοποίησής τους. Το Google Earth Engine αποδείχτηκε ένα μέσο που παρείχε στη συγκεκριμένη εργασία μεγάλη ευκολία κατά τη διαχείριση πολλών και διαφορετικών δεδομένων, και ειδικά κατά την επιλογή των ημερομηνιών, η οποία βασίστηκε στον συνδυασμό των υφιστάμενων δεδομένων. Επίσης, προσέδωσε τη δυνατότητα εύκολης διαχείρισης πολλών εικόνων, οι οποίες εντάχθηκαν σε μία συλλογή και διαχειρίζονταν όλες μαζί ως μία, χωρίς να χρειάζεται να αποθηκευτεί τοπικά όλος αυτός ο όγκος δεδομένων. Παράλληλα, το GEE δίνει τη δυνατότητα εύκολης εναλλαγής από περιοχή σε περιοχή και εκτέλεσης των ίδιων εντολών, δυνατότητα η οποία αξιοποιήθηκε κατά την επιλογή και οριοθέτηση της περιοχής μελέτης. Σημαντικό να προστεθεί σε αυτά, είναι η συνεχής εξέλιξη που παρουσιάζει το GEE την περίοδο αυτή, με αποτέλεσμα από μέρα σε μέρα να προστίθενται νέοι αλγόριθμοι και εντολές, εκτός των συνεχώς ενημερωμένων δεδομένων που έχει αναφερθεί. Ως προς κάποια μειονεκτήματα του GEE, στο πλαίσιο των διαδικασιών που

πραγματοποιήθηκαν, παρατηρήθηκε να είναι η δυσκολία κατά τη διαχείριση pixel-based υπολογισμών, και πιο συγκεκριμένα στην εκτέλεση πολλών εντολών μέσα από συνθήκες (if conditions) στα πλαίσια ενός κινούμενου παραθύρου. Οι αλγόριθμοι που διερευνήθηκαν βιβλιογραφικά και επιλέχτηκαν να εκτελεστούν εμπεριέχουν τέτοιους υπολογισμούς, οι οποίοι δεν μπόρεσαν να επιτευχθούν προγραμματιστικά, γεγονός το οποίο οφείλεται στη λογική διαχείρισης των big data στην οποία στηρίζεται το GEE και όχι σε αδυναμία του.

7.2. Προτάσεις & Προοπτικές

Οι επεκτάσεις και οι εμβραθύνσεις τις παρούσας εργασίας είναι πολλές. Αρχικά, η εργασία αυτή μπορεί να επαναληφθεί σε άλλες καλλιεργητικές περιοχές, με σκοπό να αναδειχτεί, αν τα αποτελέσματα και τα συμπεράσματα αποτελούν τυχαίες παρατηρήσεις ή όχι. Επίσης, καθώς η θερμοκρασία μπορεί πράγματι να εξαρτάται και να σχετίζεται σημαντικά με τον δείκτη βλάστησης NDVI, είναι σημαντικό να ενταχθούν και άλλες μεταβλητές που καταρχήν την επηρεάζουν, όπως το υψόμετρο, η κλίση της επιφάνειας, η κάλυψη γης και άλλα, δεδομένα τα οποία μπορούν να ενταχθούν ακόμα και στη δεύτερη διαδικασία, καθώς αποτελούν βασικά στοιχεία και δεν χρειάζεται η καταγραφή τους την ίδια μέρα, αλλά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ταξινόμηση των περιοχών ως προς τη θερμοκρασιακή τους κατάσταση και μεταβολή. Στη λογική αυτή, μπορούν να ενσωματωθούν, αντί της γραμμικής σχέσης, πιο πολύπλοκες μαθηματικές σχέσεις μεταξύ των μεγεθών, ή ακόμα καλύτερα τεχνικές μηχανικής μάθησης με εφαρμογή στην παλινδρόμηση, οι οποίες είναι δυνατό να περιγράψουν τη σχέση της θερμοκρασίας και των βοηθητικών δεδομένων με μεγαλύτερη λεπτομέρεια και ακρίβεια. Ιδιαίτερα σημαντική, φαίνεται να είναι η εφαρμογή των παραπάνω διαδικασιών σε διαφορετικές περιοχές, και ειδικότερα σε αστικές, καθώς η θερμοκρασιακή κατάσταση των πόλεων είναι ένα θέμα που απασχολεί όλο και περισσότερο τη διεθνή κοινότητα εν μέσω μίας παρατηρούμενης κλιματικής αλλαγής, καθώς τα τελευταία χρόνια παρατηρείται και μελετάται το φαινόμενο της αστικής θερμικής νησίδας στις μητροπολιτικές περιοχές, η οποία επηρεάζει τη διαβίωση των ανθρώπων στις πόλεις. Η εφαρμογή της χωρικής βελτίωσης στις αστικές περιοχές επιτάσσει την εισαγωγή νέων δεικτών, όπως τον Normalized Difference Building Index – NDBI, και κατά την εφαρμογή της χρονικής πυκνώσης επιτάσσει τη μελέτη και αντιμετώπιση της υψηλής ετερογένειας των μεγάλων εικονοστοιχείων χαμηλής ανάλυσης.

Όπως φάνηκε από τα παραπάνω, η θερμοκρασία είναι ένα μέγεθος που απαιτεί συνθήκες καθαρού ουρανού, κατά συνέπεια οι παραπάνω αλγόριθμοι θα μπορούσαν να συνδυαστούν με αλγόριθμους κάλυψης τέτοιων κενών (gap-filling) ή να εφαρμοστούν μετά από αυτούς. Στην περίπτωση αυτή, πρέπει να γίνει η διάκριση της θερμοκρασίας σε συνθήκες καθαρού ουρανού και σε συνθήκες νεφοκάλυψης, καθώς έχουν διαφορετική φυσική σημασία και δημιουργία, ενώ η πρώτη είναι πάντα αρκετά χαμηλότερη της δεύτερης. Τέλος, σε κάθε περίπτωση και σε κάθε παραλλαγή τόπου ή τρόπου εφαρμογής νέων πειραμάτων, προτείνεται η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων όλων των αλγορίθμων, δηλαδή από το στάδιο εξαγωγής και προσαρμογής της θερμοκρασίας, με in situ δεδομένα, είτε αυτά αφορούν θερμοκρασίες αέρα είτε πραγματικές θερμοκρασίες επιφάνειας.

Όσο αφορά την εξέλιξη της παρούσας εφαρμογής, το επόμενο βήμα είναι η βελτίωση των αλγορίθμων και η πλήρης αυτοματοποίηση της διαδικασίας, ώστε να εκμεταλλευτούν πλήρως οι δυνατότητες του GEE και να δημιουργηθεί μία εφαρμογή απόκτησης της θερμοκρασίας στην περιοχή της Κωπαΐδας σε οποιοδήποτε σημείο της και ανά πάσα χρονική στιγμή σε υψηλή χωρική ανάλυση.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Παρχαρίδης Ι., Αρχές δορυφορικής τηλεπισκόπησης: Θεωρία και εφαρμογές», Κάλλιπος, 2015
- Παυλάκης Κ., «Ενεργειακό ισοζύγιο του πλανήτη και κλιματικές αλλαγές»
- Περάκης Κ., Φαρασλής Ι., Μωυσιάδης Α., «Η τηλεπισκόπηση σε 13 ενότητες», Κάλλιπος, 2015
- Σαρέλλη Α., «Συσχέτιση βλάστησης και θερμοκρασιών αέρα και εδάφους από ταυτόχρονες δορυφορικές και επίγειες παρατηρήσεις στην Αττική», διπλωματική εργασία ΣΑΤΜ, 2016
- Agam N., Kustas W., Anderson M., Li F., Neale C., «A vegetation index based technique for spatial sharpening of thermal imagery», in *Remote Sensing of Environment*, 2007
- Becker F., Li Z., «Surface temperature and emissivity at various scales: Definition, measurement and related problems», in *Remote Sensing Reviews*, 1995
- Bindhu V., Narasimhan B., Sudheer K., «Development and verification of a non-linear disaggregation method (NL-DisTrad) to downscale Modis land surface temperature to the spatial scale of Landsat thermal data to estimate evapotranspiration», in *Remote Sensing of Environment*, 2013
- Bonafoni S., «Downscaling of Landsat and Modis land surface temperature over the heterogeneous urban area of Milan», in *IEEE*, 2016
- Campos-Taberner M., Moreno-Martinez A., Garcia-Haro F., Camps-Valls G., Robinson N., Kattge J., Running S., «Global estimation of biophysical variables from Google Earth Engine platform», in *Remote Sensing*, 2018
- Gao F., Masek J., Schwaller M., Hall F., «On the blending of the Landsat and Modis surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance», in *IEEE*, 2006
- Gao L., Zhan W., Huang F., Quan J., Lu X., Wang F., Ju W., Zhou J., «Localization or globalization? Determination of the optimal regression window for disaggregation of land surface temperature», in *IEEE*, 2017
- Gorelick N., Hancher M., Dixon M., Ilyushchenko S., Thau D., Moore R., «Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone», in *Remote Sensing of Environment*, 2017
- Jimenez-Munoz J., Cristobal J., Sobrino J., Soria G., Ninyerola M., Pons X., «Revision of the single – channel algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat thermal – infrared data», in *IEEE*, 2009
- Jimenez-Munoz J., Sobrino J., Skokovic D., Mattar C., Cristobal J., «Land surface temperature retrieval methods from Landsat-8 thermal infrared sensor data», in *IEEE*, 2014
- Kuenzer C., «Physical principles of remote sensing: Thermal remote sensing», *Universitat Wurzburg*
- Kumar L., Mutanga O., «Google Earth Engine applications», in *Remote Sensing*, 2019

Kustas W., Norman J., Anderson M., French A., «Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index – radiometric temperature relationship», in *Remote Sensing of Environment*, 2003

Kyalo D., «Sentinel-2 and Modis land surface temperature based evapotranspiration for irrigation efficiency calculations», *thesis in University of Twente*, 2017

Landsat 8 Data Users Handbook, version 4.0, 2019

Li Q., Ding F., Wu W., Chen J., «Improvement of ESTARFM and its application to fusion of Landsat-8 and Modis land surface temperature images», in *IEEE*, 2016

Li W., Wu H., Duan S., Li Z., Liu Q., «Selection of predictor variables in downscaling land surface temperature using random forest algorithm», in *IEEE*, 2019

Li W., Ni L., Li Z., Duan S., Wu H., «Evaluation of machine learning algorithms in spatial downscaling of Modis land surface temperature», in *IEEE*, 2019

Li Z., Tang B., Wu H., Ren H., Yan G., Wan Z., Trigo I., Sobrino Z., «Satellite – derived land surface temperature: Current status and perspectives», in *Remote Sensing of Environment*, 2013

Moosavi V., Talebi A., Mokhtari M., Shamsi S., Niazi Y., «A wavelet-artificial intelligence fusion approach (WAIFA) for blending Landsat and Modis surface temperature», in *Remote Sensing of Environment*, 2015

Parastatidis D., Mitraka Z., Chrysoulakis N., Abrams M., «Online global land surface temperature estimation from Landsat», in *Remote Sensing*, 2017

Quan J., Zhan W., Ma T., Du Y., Guo Z., Qin B., «An integrated model for generating hourly Landsat-like land surface temperatures over heterogeneous landscapes», in *Remote Sensing of Environment*, 2017

Sismanidis P., «Applying computational methods for processing thermal satellite images of urban areas», *doctoral dissertation in NTUA*, 2018

Sobrino J., Jimenez-Munoz J., Soria G., Romaguera M., Guanter L., Moreno J., Plaza A., Martinez P., «Land surface emissivity retrieval from different VNIR and TIR sensors», in *IEEE*, 2008

Sobrino J., Li Z., Stoll M., Becker F., «Multi-channel and multi-angle algorithms for estimating sea and land surface temperature with ATSR data», in *Remote Sensing*, 1996

Stathopoulou M., Cartalis C., «Daytime urban heat islands from Landsat ETM+ and corine land cover data: An application to major cities in Greece», in *Solar Energy*, 2006

Wan Z., «Modis land surface temperature products users' guide», *University of California*, 2013

Wang Q., Atkinson P., «Spatio-temporal fusion for daily Sentinel-2 images», in *Remote Sensing of Environment*, 2017

Weng Q., Fu P., Gao F., «Generating daily land surface temperature at Landsat resolution by fusing Landsat and Modis data», in *Remote Sensing of Environment*, 2014

Xia H., Chen Y., Li Y., Quan J., «Combining kernel-driven and fusion-based methods to generate daily high-spatial-resolution land surface temperatures», in *Remote Sensing of Environment*, 2019

Yu X., Guo X., Wu Z., «Land surface retrieval from Landsat-8 TIRS – Comparison between radiative transfer equation – based method, split window algorithm and single channel method», in *Remote Sensing*, 2014

Zhan W., Chen Y., Zhou J., Wang J., Liu W., Voogt J., Zhu X., Quan J., Li J., «Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: Literature survey, taxonomy, issues and caveats», in *Remote Sensing of Environment*, 2013

Zhan W., Huang F., Quan J., Zhu X., Gao L., Zhou J., Ju W., «Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: A new dynamic methodology», in *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2016

Zhu X., Helmer E., Gao F., Liu D., Chen J., Lefsky A., «A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions», in *Remote Sensing of Environment*, 2015

Zhu X., Chen J., Gao F., Chen X., Masek J., «An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions», in *Remote Sensing of Environment*, 2010

