



# **ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**

**ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**

**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

## **ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Αυτοματοποιημένη αναγνώριση δημιουργού ψηφιοποιημένων έργων τέχνης**

**Γεώργιος Λόγγος  
Α.Μ. 151143**

**Επιβλέπων Καθηγητής: Χριστίνα Γεωργουλάκη, ΕΔΙΠ ΠΑΔΑ**

**Διπλωματική εργασία υποβληθείσα στο Τμήμα**

**ΑΙΓΑΛΕΩ, Σεπτέμβρης 2024**

Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής,  
Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών  
Γεώργιος Λόγγος  
© 2024 – Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**  
**ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**  
**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

Η παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάστηκε  
από τον

**Γεώργιο Λόγγο**  
151143

την 30/9/2024

**Επιβλέπων Καθηγητής: Χριστίνα Γεωργουλάκη, ΕΔΙΠ ΠΑΔΑ**

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την Δευτέρα 30/9/2024.

(Υπογραφή)

.....

Χριστίνα Γεωργουλάκη  
ΕΔΙΠ ΠΑΔΑ

(Υπογραφή)

.....

Παναγιώτα Τσελέντη  
ΕΔΙΠ ΠΑΔΑ

(Υπογραφή)


.....

Κωνσταντίνος Μαυρομμάτης  
Λέκτορας

**ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ**

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Γεώργιος Λόγγος του Μιχαήλ, με αριθμό μητρώου 151143 φοιτητής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής Μηχανικών του Τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών, δηλώνω υπεύθυνα ότι: «Είμαι συγγραφέας αυτής της πτυχιακής/διπλωματικής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της, είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος. Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου».

Ο Δηλών



.....  
Γεώργιος Λόγγος

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η διπλωματική εργασία πραγματεύεται την Αυτοματοποιημένη ταξινόμηση έργων τέχνης ως προς το δημιουργό με χρήση τεχνικών επεξεργασίας εικόνας και αναγνώρισης προτύπων. Η μελέτη εξετάζει τις δυνατότητες της μηχανικής όρασης και των αλγορίθμων ταξινόμησης στη διαδικασία αναγνώρισης και κατηγοριοποίησης καλλιτεχνικών έργων, ειδικά όταν πρόκειται για πίνακες ζωγραφικής από διάφορους καλλιτέχνες. Για την επίτευξη του στόχου αυτού, δημιουργήθηκε μια βάση δεδομένων ψηφιοποιημένων έργων τέχνης από το Wikiart, περιλαμβάνοντας έργα πέντε διάσημων καλλιτεχνών. Ακολουθώντας, τα έργα επεξεργάστηκαν στο περιβάλλον Matlab, με στόχο την εξαγωγή χαρακτηριστικών που αναδεικνύουν την τεχνοτροπία των καλλιτεχνών αυτών. Οι ταξινομητές που χρησιμοποιήθηκαν περιλαμβάνουν τους K-NN, Decision Trees, Linear Discriminant Classifier, και SVM, με τα δεδομένα να χωρίζονται σε σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η χρήση χαρακτηριστικών εικόνας και προηγμένων αλγορίθμων ταξινόμησης μπορεί να προσφέρει αξιόπιστη κατηγοριοποίηση έργων τέχνης, ενώ προτείνονται βελτιώσεις όπως η ενσωμάτωση τεχνικών βαθιάς μάθησης και η διεύρυνση της βάσης δεδομένων για καλύτερη γενίκευση και απόδοση του συστήματος ταξινόμησης.

Λέξεις κλειδιά:

Μηχανική Μάθηση, Μηχανική Όραση, Ταξινόμηση Έργων Τέχνης

## ABSTRACT

The thesis deals with the Automated Classification of Artworks by Creator using Image Processing and Pattern Recognition Techniques. The study explores the capabilities of computer vision and classification algorithms in the process of recognizing and categorizing artistic works, particularly paintings by various artists. To achieve this goal, a database of digitized artworks from Wikiart was created, including works by five renowned artists. Subsequently, the artworks were processed in the Matlab environment, aiming to extract features that highlight the style of these artists. The classifiers used include K-NN, Decision Trees, Linear Discriminant Classifier, and SVM, with the data split into training and evaluation sets. The results indicated that the use of image features and advanced classification algorithms can provide reliable categorization of artworks. Future improvements are suggested, such as the integration of deep learning techniques and the expansion of the database with more artists and works for better generalization and performance of the classification system.

### Key Words

Machine Learning, Machine Vision, Art Classification

**ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Θα ήθελα να ευχαριστήσω την επιβλέπουσα καθηγήτρια της διπλωματικής μου την κ.Χριστίνα Γεωργουλάκη για την μεγάλη βοήθεια και την καθοδήγηση που μου προσέφερε, καθώς και την άριστη συνεργασία που είχαμε.Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια και τους φίλους μου, που με στήριξαν καθ'όλη τη διάρκεια της εκπόνησης και της συγγραφής της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>1. Εισαγωγή .....</b>	<b>11</b>
1.1. Περιγραφή του προβλήματος.....	11
1.2. Δομή της εργασίας.....	11
1.3. Συνεισφορά της εργασίας .....	12
<b>2. Θεωρητικό Υπόβαθρο .....</b>	<b>13</b>
2.1. Ψηφιακή εικόνα.....	13
2.2. Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας.....	15
2.3. Όραση Υπολογιστών .....	19
2.3.1 Βασικά στάδια σχεδιασμού συστήματος ταξινόμησης .....	20
2.3.1.1 Εξαγωγή χαρακτηριστικών:.....	20
2.3.1.2 Μείωση Διαστασιμότητας .....	23
2.3.1.3 Κύριοι αλγόριθμοι ταξινόμησης για την όραση υπολογιστών .....	24
2.3.1.3.1 Linear Discriminant Classifier .....	25
2.3.1.3.2 Ταξινομητές πλησιέστερης γεινιάσης.....	25
2.3.1.3.3 Ταξινομητές Support Vector Machine (SVM) .....	26
2.3.1.3.4 Decision Tree (Δέντρα αποφάσεων).....	27
<b>3. Υλοποίηση, Πειραματικό μέρος και Αποτελέσματα .....</b>	<b>28</b>
3.1. Μεθοδολογία έρευνας.....	28
3.1.1. Βιβλιογραφική ανασκόπηση .....	31
3.1.2. Δημιουργία βάσης δεδομένων.....	31
3.1.3. Επιλογή χαρακτηριστικών .....	32
3.1.4. Κλιμάκωση των επιλεγμένων χαρακτηριστικών .....	32
3.1.5. Επιλογή ταξινομητών .....	33
3.2. Μεθοδολογία κώδικα.....	33
3.2.1. Σύνοψη περιγραφή της δομής του προγράμματος .....	33
3.2.2. Φόρτωση των εικόνων σε imagedatastore .....	33
3.2.3. Εξαγωγή χαρακτηριστικών .....	33



3.2.4.	Κλιμάκωση των χαρακτηριστικών.....	34
3.2.5.	Διαχωρισμός Δεδομένων σε Σύνολα Εκπαίδευσης και Αξιολόγησης.....	34
3.2.6.	Εκπαίδευση και αξιολόγηση των ταξινομητών σε πλήρη δεδομένα .....	34
3.2.7.	PCA για μείωση διαστάσεων .....	34
3.2.8.	Επανεκπαίδευση και αξιολόγηση των ταξινομητών σε μειωμένα δεδομένα .....	35
3.2.9.	Αξιολόγηση των μοντέλων .....	35
<b>4.</b>	<b>Πειραματικό μέρος και Αποτελέσματα.....</b>	<b>35</b>
4.1.	Εκπαίδευση σε πλήρη δεδομένα .....	36
4.1.1.	Linear Discriminant Classifier.....	36
4.1.2.	Quadratic SVM Classifier.....	37
4.1.3.	Weighted kNN Classifier .....	39
4.1.4.	Fine Tree Classifier.....	40
4.2.	Εκπαίδευση σε μειωμένο σετ δεδομένων έπειτα από εφαρμογή PCA.....	41
4.2.1.	Linear Discriminant Classifier (PCA).....	41
4.2.2.	Quadratic SVM Classifier (PCA) .....	42
4.2.3.	Weighted kNN classifier (PCA) .....	43
4.2.4.	Fine Tree classifier (PCA).....	44
4.3.	Σύγκριση διαφορετικών μοντέλων.....	46
<b>5.</b>	<b>Συμπεράσματα και μελλοντικές κατευθύνσεις .....</b>	<b>47</b>
<b>6.</b>	<b>Βιβλιογραφία.....</b>	<b>48</b>
<b>7.</b>	<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ- Καλλιτέχνες.....</b>	<b>52</b>

## ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1. Επίπεδα βάθους ψηφιακής εικόνας [2] .....	14
Εικόνα 2. Χρωματικά μοντέλα ψηφιακής εικόνας [6].....	18
Εικόνα 3. Βασική λειτουργία PCA [15].....	24
Εικόνα 4. Βασική λειτουργία K-NN [21] .....	26
Εικόνα 5. Βασική λειτουργία Support Vector Machine (SVM) [23].....	27
Εικόνα 6. Βασική λειτουργία Decision Tree [24] .....	28
Εικόνα 7. Διάγραμμα ροής για την ερευνητική διαδικασία .....	31
Εικόνα 8. Απόδοση του LDC επάνω στο test set .....	37
Εικόνα 9. Απόδοση του SVM επάνω στο test set.....	38
Εικόνα 10. Απόδοση του Weighted kNN επάνω στο test set.....	40
Εικόνα 11. Απόδοση του Fine Tree επάνω στο test set.....	41
Εικόνα 12. Απόδοση του LDC επάνω στο test set μετά την εφαρμογή PCA .....	42
Εικόνα 13. Απόδοση του SVM επάνω στο test set μετά την εφαρμογή PCA .....	43
Εικόνα 14. Απόδοση του weighted kNN επάνω στο test set μετά την εφαρμογή PCA..	44
Εικόνα 15, Απόδοση του Fine Tree επάνω στο test set μετά την εφαρμογή PCA.....	45

## 1. Εισαγωγή

### 1.1. Περιγραφή του προβλήματος

Οι ραγδαίες εξελίξεις στην τεχνολογία της μηχανικής όρασης έχουν ανοίξει το δρόμο για εξελιγμένες εφαρμογές στην αυτοματοποιημένη ανάλυση και ταξινόμηση εικόνων. Μεταξύ αυτών, ένας ιδιαίτερα απαιτητικός τομέας είναι η ταξινόμηση πινάκων τέχνης. Αυτό περιλαμβάνει μια σειρά από διαφορετικές εφαρμογές όπως η αυθεντικοποίηση έργων τέχνης, η εξέταση των επιρροών μεταξύ διαφορετικών καλλιτεχνών και η κατηγοριοποίηση έργων τέχνης με βάση τους δημιουργούς τους, τα καλλιτεχνικά κινήματα, τα θέματα και άλλα. Η αυξανόμενη τάση ψηφιοποίησης συλλογών έργων τέχνης και παρουσιάσής τους στο διαδίκτυο από πολυάριθμα μουσεία έχει υπογραμμίσει τη σημασία της αυτοματοποιημένης ανάλυσης και ταξινόμησης έργων τέχνης. Η παρούσα εργασία ασχολείται με την αυτοματοποιημένη κατηγοριοποίηση έργων τέχνης ως προς τον δημιουργό.

### 1.2. Δομή της εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία οργανώνεται στα ακόλουθα κύρια κεφάλαια:

**Θεωρητικό υπόβαθρο :** Περιλαμβάνει μια σύντομη επισκόπηση της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας και της μηχανικής όρασης, μαζί με τις θεμελιώδεις αρχές πίσω από το σχεδιασμό ενός συστήματος ταξινόμησης. Επίσης περιλαμβάνει περιγραφή της πιο πρόσφατης έρευνας και τις μεθοδολογίες στην αυτοματοποιημένη ταξινόμηση έργων τέχνης, με αναφορά σε διεθνείς επιστημονικές εργασίες. Αυτή η ενότητα θα περιγράψει μερικά χαρακτηριστικά (features) που χρησιμοποιούνται στην ταξινόμηση έργων τέχνης και θα παρουσιάσει κάποια μοντέλα ταξινόμησης που χρησιμοποιούνται σε αυτό το περίπλοκο έργο.

#### Υλοποίηση, Πειραματικό μέρος και Αποτελέσματα:

Στην ενότητα αυτή δίνεται η περιγραφή του συστήματος που υιοθετήθηκε στην παρούσα εργασία, με στόχο την κατηγοριοποίηση πινάκων ζωγραφικής από διαφορετικούς καλλιτέχνες. Συγκεκριμένα στην παρούσα διπλωματική, θα δημιουργήσουμε μια βάση δεδομένων με ψηφιοποιημένα έργα τέχνης, τα οποία προέρχονται από τη διαδικτυακή γκαλερί «Wikiart» που προσφέρει ελεύθερη πρόσβαση σε ψηφιοποιημένα έργα τέχνης. Αυτά τα έργα τέχνης θα υποβληθούν σε επεξεργασία στο περιβάλλον του Matlab, το οποίο είναι πλούσιο σε μαθηματικά εργαλεία και λειτουργίες για ανάλυση εικόνας και αναγνώριση προτύπων. Θα υλοποιήσω την εξαγωγή κάποιων χαρακτηριστικών που αναδεικνύουν την τεχνοτροπία συγκεκριμένων καλλιτεχνών. Τα δεδομένα αυτά θα τροφοδοτήσουν στη συνέχεια ταξινομητές όπως οι K-NN, Decision Trees, Linear Discriminant Classifier και SVM. Τα δεδομένα θα χωριστούν σε ένα σύνολο εκπαίδευσης για την εκπαίδευση του μοντέλου και σε ένα σύνολο δοκιμής για την αξιολόγηση της ικανότητας του ταξινομητή στην αναγνώριση καλλιτεχνών.

#### Συμπεράσματα και μελλοντικές κατευθύνσεις:

Τα αποτελέσματα της έρευνας δείχνουν ότι η χρήση χαρακτηριστικών εικόνας και προηγμένων αλγορίθμων ταξινόμησης μπορεί να προσφέρει αξιόπιστη κατηγοριοποίηση έργων τέχνης. Προτείνονται μελλοντικές βελτιώσεις, όπως η ενσωμάτωση πιο εξελιγμένων τεχνικών βαθιάς μάθησης και η διεύρυνση της βάσης δεδομένων με περισσότερους καλλιτέχνες και έργα για καλύτερη γενίκευση και απόδοση του συστήματος ταξινόμησης.

### 1.3. Συνεισφορά της εργασίας

Για να κατηγοριοποιήσουμε επιτυχώς τα έργα τέχνης με βάση τον καλλιτέχνη, ακολουθήσαμε τα ακόλουθα βήματα:

- **Ανάπτυξη μιας βάσης δεδομένων έργων τέχνης:** Συγκεντρώσαμε μια συλλογή ψηφιακών έργων τέχνης 5 διαφορετικών καλλιτεχνών
- Σχεδιασμός ενός συστήματος ταξινόμησης έργων τέχνης που περιλαμβάνει:
  - Χρήση αλγορίθμων για την ανάλυση των εικόνων και την εξαγωγή σχετικών χαρακτηριστικών.
  - Αξιοποίηση του εργαλείου **Classification Learner του Matlab** για την κατηγοριοποίηση των έργων τέχνης.
  - **Σύγκριση ταξινομητών:** Πραγματοποιήσαμε διεξοδικές συγκρίσεις μεταξύ διάφορων ταξινομητών για να προσδιορίσουμε την πιο αποτελεσματική προσέγγιση.
  - **Αξιολόγηση αποτελεσμάτων:** Η τελική φάση περιελάμβανε μια κριτική αξιολόγηση των επιδόσεων του συστήματός μας στην ακριβή ταξινόμηση των έργων τέχνης.

## 2. Θεωρητικό Υπόβαθρο

### 2.1. Ψηφιακή εικόνα

Η ψηφιακή εικόνα είναι μια δισδιάστατη αναπαράσταση οπτικών πληροφοριών σε μορφή που μπορεί να αποθηκευτεί, να μεταδοθεί και να χειριστεί από ηλεκτρονικές συσκευές, όπως οι υπολογιστές. Αποτελείται από ένα πλέγμα διακριτών στοιχείων εικόνας, που συνήθως αναφέρονται ως εικονοστοιχεία, τοποθετημένα σε σειρές και στήλες. Κάθε εικονοστοιχείο αντιπροσωπεύει ένα συγκεκριμένο χρώμα ή μια συγκεκριμένη τιμή κλίμακας του γκρι, επιτρέποντας στην εικόνα να μεταφέρει οπτικό περιεχόμενο, όπως φωτογραφίες, εικονογραφήσεις ή γραφικά.

Με μαθηματικούς όρους, μπορεί να αναπαρασταθεί ως συνάρτηση  $f(x,y)$ , όπου  $x,y$  είναι ακέραιες συντεταγμένες που αντιστοιχούν στις γραμμές και τις στήλες του πλέγματος εικόνας και η συνάρτηση  $f$  αντιπροσωπεύει την ένταση ή την τιμή της εικόνας σε μια συγκεκριμένη θέση. Τα βασικά χαρακτηριστικά μιας ψηφιακής εικόνας περιλαμβάνουν την ανάλυση, η οποία καθορίζει τον αριθμό των εικονοστοιχείων σε κάθε διάσταση (πλάτος και ύψος), και το βάθος χρώματος.

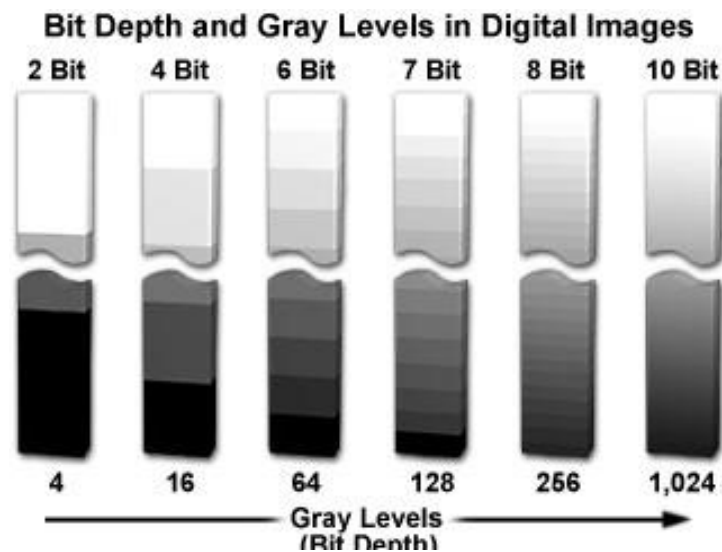
Το βάθος χρώματος [1], επίσης γνωστό ως βάθος bit ή βάθος εικονοστοιχείου, αναφέρεται στον αριθμό των bit που χρησιμοποιούνται για την αναπαράσταση κάθε εικονοστοιχείου σε μια ψηφιακή εικόνα ή οθόνη. Ποσοτικοποιεί το εύρος και την ακρίβεια των χρωμάτων που μπορούν να εμφανιστούν ή να αποθηκευτούν στην εικόνα. Το βάθος χρώματος αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για τον καθορισμό της οπτικής ποιότητας και της πιστότητας των εικόνων και των οθονών. Η επιλογή του βάθους χρώματος εξαρτάται από τις συγκεκριμένες απαιτήσεις της εκάστοτε εφαρμογής. Ενώ τα χαμηλότερα βάθη χρώματος, όπως το 1-bit και το 8-bit, είναι κατάλληλα για σενάρια όπου η απλότητα και η αποδοτικότητα είναι πρωταρχικής σημασίας, τα υψηλότερα βάθη χρώματος, όπως τα 24-bit και τα 32-bit, παρέχουν μεγαλύτερη οπτική πιστότητα και ευελιξία για εργασίες που αφορούν τη φωτογραφία, τη γραφιστική σχεδίαση και το περιεχόμενο πολυμέσων. Η επιλογή του κατάλληλου βάθους χρώματος περιλαμβάνει την εξέταση παραγόντων όπως η πολυπλοκότητα της εικόνας, οι περιορισμοί αποθήκευσης και το επιθυμητό επίπεδο χρωματικής ακρίβειας.

Το βάθος χρώματος μιας εικόνας ή οθόνης εκφράζεται συνήθως ως δύναμη του 2, όπως 1-bit, 8-bit, 16-bit, 24-bit ή 32-bit (Εικόνα 1). Κάθε bit στο βάθος χρώματος αντιπροσωπεύει ένα δυαδικό ψηφίο, το οποίο μπορεί να έχει δύο πιθανές τιμές (0 ή 1). Όσο περισσότερα bit χρησιμοποιούνται για την αναπαράσταση χρώματος, τόσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των χρωμάτων ή των αποχρώσεων που μπορούν να αναπαρασταθούν. Ακολουθεί μια ανάλυση των κοινών μεγεθών βάθους χρώματος:

- **Χρώμα 1 bit (2 χρώματα):** Σε μια εικόνα 1 bit, κάθε εικονοστοιχείο μπορεί να είναι είτε μαύρο (0) είτε λευκό (1). Αυτή η δυαδική αναπαράσταση χρησιμοποιείται συχνά για απλά γραφικά ή γραμμική τέχνη.
- **Χρώμα 8-bit (256 χρώματα):** Μια εικόνα 8-bit μπορεί να αναπαραστήσει 256 διαφορετικά χρώματα ή αποχρώσεις. Χρησιμοποιεί μια παλέτα χρωμάτων με ευρετήριο, όπου η τιμή κάθε εικονοστοιχείου αντιστοιχεί σε μια καταχώρηση στην παλέτα. Αυτό χρησιμοποιείται συνήθως για βασικά γραφικά και ορισμένες εικόνες στο διαδίκτυο.

- **Χρώμα 16-bit (65.536 χρώματα):** Μια εικόνα 16-bit επιτρέπει ένα πολύ ευρύτερο φάσμα χρωμάτων και αποχρώσεων. Χρησιμοποιείται συχνά σε εφαρμογές όπως τα πρώτα βιντεοπαιχνίδια και ορισμένες παλαιότερες ψηφιακές φωτογραφικές μηχανές.
- **Χρώμα 24-bit (16,8 εκατομμύρια χρώματα):** Το χρώμα 24-bit είναι το πρότυπο για τις περισσότερες έγχρωμες εικόνες στους υπολογιστές και στον ιστό. Μπορεί να αναπαραστήσει πάνω από 16 εκατομμύρια χρώματα χρησιμοποιώντας 8 bit το καθένα για τα κανάλια κόκκινου, πράσινου και μπλε (RGB).
- **Χρώμα 32 bit (16,8 εκατομμύρια χρώματα + διαφάνεια):** Μια εικόνα 32-bit είναι παρόμοια με το χρώμα 24-bit, αλλά περιλαμβάνει ένα επιπλέον κανάλι άλφα 8-bit για πληροφορίες διαφάνειας. Αυτό χρησιμοποιείται συνήθως για εικόνες με διαφανές φόντο.

Τα υψηλότερα βάθη χρώματος παρέχουν ευρύτερη γκάμα χρωμάτων και λεπτότερες μεταβάσεις χρωμάτων, με αποτέλεσμα πιο ακριβείς και λεπτομερείς αναπαραστάσεις εικόνων. Ωστόσο, απαιτούν επίσης περισσότερο χώρο αποθήκευσης και επεξεργαστική ισχύ. Η επιλογή του βάθους χρώματος εξαρτάται από τη συγκεκριμένη εφαρμογή και την επιθυμητή ισορροπία μεταξύ της ποιότητας της εικόνας και των απαιτήσεων σε πόρους.



**Εικόνα 1. Επίπεδα βάθους ψηφιακής εικόνας [2]**

Οι συνήθεις μορφές αρχείων εικόνας, όπως JPEG, PNG και TIFF, αποθηκεύουν ψηφιακές εικόνες με τρόπο που διατηρεί το οπτικό τους περιεχόμενο και επιτρέπει την αποτελεσματική αποθήκευση και μετάδοση. Οι ψηφιακές εικόνες είναι ευέλικτες και χρησιμοποιούνται ευρέως σε διάφορες εφαρμογές, όπως η φωτογραφία, τα γραφικά υπολογιστών, η ιατρική απεικόνιση, η τηλεπισκόπηση, η όραση υπολογιστών και τα πολυμέσα. Χρησιμεύουν ως θεμελιώδες μέσο για τη σύλληψη και την αναπαραστάση οπτικών πληροφοριών στην ψηφιακή εποχή, επιτρέποντας τον χειρισμό, την ανάλυση και την κοινή χρήση οπτικού περιεχομένου σε όλες τις ηλεκτρονικές πλατφόρμες.

## 2.2. Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας

Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας είναι ένας τομέας μελέτης που έχει γνωρίσει αξιοσημείωτη ανάπτυξη και καινοτομία τις τελευταίες δεκαετίες, λόγω της αυξανόμενης διαθεσιμότητας ψηφιακών συσκευών απεικόνισης και της αυξανόμενης ζήτησης για προηγμένες τεχνικές ανάλυσης εικόνας. Αυτό το διεπιστημονικό πεδίο έχει βρει εφαρμογές σε διάφορους τομείς, από την ιατρική απεικόνιση και την τηλεπισκόπηση έως την όραση υπολογιστών και την ψυχαγωγία, αλλάζοντας ριζικά τον τρόπο με τον οποίο συλλαμβάνουμε, επεξεργαζόμαστε και ερμηνεύουμε τις οπτικές πληροφορίες. Στην ψηφιακή εποχή, το πεδίο των οπτικών πληροφοριών έχει υποστεί μια βαθιά μεταμόρφωση, με την ψηφιακή επεξεργασία εικόνας να αναδεικνύεται σε ακρογωνιαίο λίθο της σύγχρονης τεχνολογίας και καινοτομίας.

Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας, ως ένας πολύπλευρος κλάδος, περιλαμβάνει μια πληθώρα τεχνικών και αλγορίθμων που έχουν σχεδιαστεί για τον χειρισμό, την ανάλυση και την εξαγωγή πολύτιμων πληροφοριών από εικόνες. Όλα ξεκινούν με την απόκτηση εικόνας, που περιλαμβάνει διάφορες συσκευές όπως κάμερες, σαρωτές και αισθητήρες που καταγράφουν ψηφιακές εικόνες. Μόλις αποκτηθούν, οι εικόνες συχνά υποβάλλονται σε προεπεξεργασία, η οποία περιλαμβάνει μείωση του θορύβου, διόρθωση της παραμόρφωσης και ενίσχυση της αντίθεσης για τη βελτίωση της ποιότητάς τους [3]. Οι τεχνικές βελτίωσης εικόνας βελτιώνουν περαιτέρω την οπτική εμφάνιση ρυθμίζοντας παραμέτρους όπως η φωτεινότητα και η ευκρίνεια. Η τμηματοποίηση της εικόνας είναι ένα κρίσιμο βήμα, το οποίο χωρίζει τις εικόνες σε σημαντικές περιοχές για ανάλυση, ενώ η εξαγωγή χαρακτηριστικών προσδιορίζει και ποσοτικοποιεί τα σχετικά χαρακτηριστικά μέσα σε αυτές τις περιοχές.

Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας βρίσκει ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών σε διάφορους τομείς λόγω της ικανότητάς της να χειρίζεται και να αναλύει οπτικά δεδομένα. Ακολουθούν παραδείγματα από μερικές μόνο εφαρμογές της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας:

- a) **Όραση υπολογιστών:** Η όραση υπολογιστών βασίζεται στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας για να μπορέσουν οι μηχανές να κατανοήσουν τις οπτικές πληροφορίες. Οι εφαρμογές περιλαμβάνουν αναγνώριση προσώπου, ανίχνευση και παρακολούθηση αντικειμένων, αυτόνομα οχήματα, αναγνώριση χειρονομιών και ρομποτική.
- b) **Ψυχαγωγία και πολυμέσα:** Η βιομηχανία ψυχαγωγίας χρησιμοποιεί την ψηφιακή επεξεργασία εικόνας για τη δημιουργία οπτικών εφέ σε ταινίες και βιντεοπαιχνίδια. Οι τεχνικές συμπίεσης εικόνας είναι απαραίτητες για την αποτελεσματική αποθήκευση και μετάδοση περιεχομένου πολυμέσων, συμπεριλαμβανομένων εικόνων και βίντεο.
- c) **Συστήματα γεωγραφικών πληροφοριών (Geographic Information System - GIS):** Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας βοηθά στη δημιουργία λεπτομερών χαρτών, στην ταξινόμηση χρήσεων γης και στη γεωχωρική ανάλυση. Οι εφαρμογές των ΓΣΠ περιλαμβάνουν τον αστικό σχεδιασμό, τη διαχείριση πόρων και την περιβαλλοντική μοντελοποίηση.
- d) **Επεξεργασία εγγράφων:** Τα σαρωμένα έγγραφα υποβάλλονται σε επεξεργασία για την εξαγωγή κειμένου (OCR - Optical Character Recognition), την ανίχνευση γραφής και την ταξινόμηση εγγράφων. Αυτό είναι πολύτιμο για την ψηφιοποίηση αρχείων και την αυτοματοποίηση της γραφειοκρατίας.

- e) **Τεχνητή νοημοσύνη και μηχανική μάθηση:** Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας είναι αναπόσπαστο μέρος των εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης. Χρησιμοποιείται για την ανάλυση δεδομένων με βάση την εικόνα, την εκπαίδευση μοντέλων βαθιάς μάθησης και την ενίσχυση μηχανών αναζήτησης με βάση την εικόνα.
- f) **Επαυξημένη πραγματικότητα (Augmented Reality - AR) και εικονική πραγματικότητα (Virtual Reality - VR):** Οι εφαρμογές AR και VR χρησιμοποιούν την επεξεργασία εικόνας για την επικάλυψη ψηφιακού περιεχομένου στον πραγματικό κόσμο, δημιουργώντας καθηλωτικές εμπειρίες. Αυτό περιλαμβάνει παιχνίδια, προσομοιώσεις εκπαίδευσης και αρχιτεκτονική απεικόνιση.
- g) **Αρχαιολογία και πολιτιστική κληρονομιά:** Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας βοηθά στην ανάλυση αρχαιολογικών χώρων, στην αποκατάσταση αντικειμένων και στη διατήρηση της πολιτιστικής κληρονομιάς μέσω τεχνικών όπως η συρραφή εικόνων και η τρισδιάστατη μοντελοποίηση. Στη διαφύλαξη της πολιτιστικής κληρονομιάς συμβάλει επίσης και η ταξινόμηση και αναλυση ψηφιοποιημένων έργων τέχνης

Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας περιλαμβάνει διάφορες τεχνικές και μεθόδους που αποσκοπούν στον χειρισμό και την ανάλυση εικόνων. Αυτοί οι κύριοι τύποι τεχνικών ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας χρησιμεύουν ως δομικά στοιχεία για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών σε διάφορους τομείς (όπως αναφέρθηκαν προηγουμένως), επιτρέποντας την εξαγωγή πολύτιμων πληροφοριών και γνώσεων από οπτικά δεδομένα. Η επιλογή της τεχνικής εξαρτάται από τη συγκεκριμένη εργασία επεξεργασίας εικόνας και τους στόχους.

Χρωματικά μοντέλα ψηφιακής εικόνας

Τα χρωματικά μοντέλα, επίσης γνωστά ως χρωματικοί χώροι ή χρωματικές αναπαραστάσεις [4], είναι μαθηματικά μοντέλα που καθορίζουν τον τρόπο αναπαράστασης και οργάνωσης των χρωμάτων στις ψηφιακές εικόνες. Κάθε χρωματικό μοντέλο έχει το δικό του σύνολο συντεταγμένων ή συνιστωσών που περιγράφουν το χρώμα ενός εικονοστοιχείου στην εικόνα (Εικόνα 2). Τα χρωματικά μοντέλα είναι απαραίτητα για διάφορες εργασίες επεξεργασίας εικόνας, αναπαραγωγής χρωμάτων και διαχείρισης χρωμάτων. Ακολουθούν ορισμένα μοντέλα χρωμάτων που χρησιμοποιούνται συνήθως στην επεξεργασία ψηφιακών εικόνων:

RGB (Red, Green, Blue - κόκκινο, πράσινο, μπλε):

- **Συνιστώσες:** RGB αναπαριστά τα χρώματα χρησιμοποιώντας τρία βασικά προσθετικά χρώματα: κόκκινο, πράσινο και μπλε. Το χρώμα κάθε εικονοστοιχείου περιγράφεται από την ένταση αυτών των τριών καναλιών [5].
- **Χρήση:** Το RGB χρησιμοποιείται ευρέως για ηλεκτρονικές οθόνες, ψηφιακές φωτογραφικές μηχανές και γραφικά υπολογιστών. Είναι το πρότυπο χρωματικό μοντέλο για τις περισσότερες ψηφιακές εικόνες, συμπεριλαμβανομένων των φωτογραφιών.

CMY (Cyan, Magenda, Yellow - κυανό, ματζέντα, κίτρινο):

- **Συνιστώσες:** Το χρωματικό μοντέλο CMY αναπαριστά τα χρώματα χρησιμοποιώντας τρία αφαιρετικά βασικά χρώματα: κυανό, ματζέντα και κίτρινο. Είναι συμπληρωματικό του μοντέλου RGB, όπου χρησιμοποιούνται αφαιρετικά χρώματα για την παραγωγή διαφόρων χρωμάτων.



- **Χρήση:** Το CMY χρησιμοποιείται συχνά στην έγχρωμη εκτύπωση και στα μελάνια ανάμειξης χρωμάτων. Χρησιμοποιείται σε έγχρωμους εκτυπωτές και σε εφαρμογές γραφιστικής σχεδίασης.

CMYK (Cyan, Magenda, Yellow, Key - κυανό, ματζέντα, κίτρινο, κλειδί/μαύρο):

- **Συνιστώσες:** Το CMYK είναι μια επέκταση του μοντέλου CMY με ένα πρόσθετο συστατικό για το μαύρο (Key). Χρησιμοποιείται συνήθως στις έγχρωμες εκτυπώσεις για την παραγωγή εκτυπώσεων υψηλής ποιότητας. Το μαύρο συστατικό ενισχύει το κείμενο και τη λεπτομέρεια.
- **Χρήση:** Η CMYK είναι το τυπικό μοντέλο χρώματος για διαδικασίες έγχρωμης εκτύπωσης, συμπεριλαμβανομένης της εκτύπωσης offset και των έγχρωμων εκτυπωτών λείζερ.

HSV (hue, saturation, value - απόχρωση, κορεσμός, τιμή):

- **Συνιστώσες:** Το χρωματικό μοντέλο HSV αναπαριστά τα χρώματα χρησιμοποιώντας τρία συστατικά: Απόχρωση, η οποία ορίζει το ίδιο το χρώμα- κορεσμός, ο οποίος υποδεικνύει την ένταση ή την καθαρότητα του χρώματος- και τιμή (ή φωτεινότητα), η οποία αντιπροσωπεύει τη φωτεινότητα του χρώματος.
- **Χρήση:** Το HSV χρησιμοποιείται συχνά σε εφαρμογές επιλογής χρωμάτων, επεξεργασίας εικόνας και γραφικών υπολογιστών. Παρέχει έναν διαισθητικό τρόπο ρύθμισης των χαρακτηριστικών χρώματος.

HSL (hue, saturation, lightness - απόχρωση, κορεσμός, φωτεινότητα):

- **Συνιστώσες:** Το HSL είναι παρόμοιο με το HSV, αλλά χρησιμοποιεί τη φωτεινότητα αντί της τιμής. Η φωτεινότητα αντιπροσωπεύει την αντιληπτή φωτεινότητα του χρώματος, η οποία μπορεί να είναι πιο διαισθητική για ορισμένες εργασίες χειρισμού χρωμάτων.
- **Χρήση:** Η HSL χρησιμοποιείται σε λογισμικό επεξεργασίας εικόνας και σε εργαλεία γραφικού σχεδιασμού για την προσαρμογή και τον χειρισμό των χρωμάτων, διατηρώντας την αντιληπτή φωτεινότητα.

YUV/YCbCr:

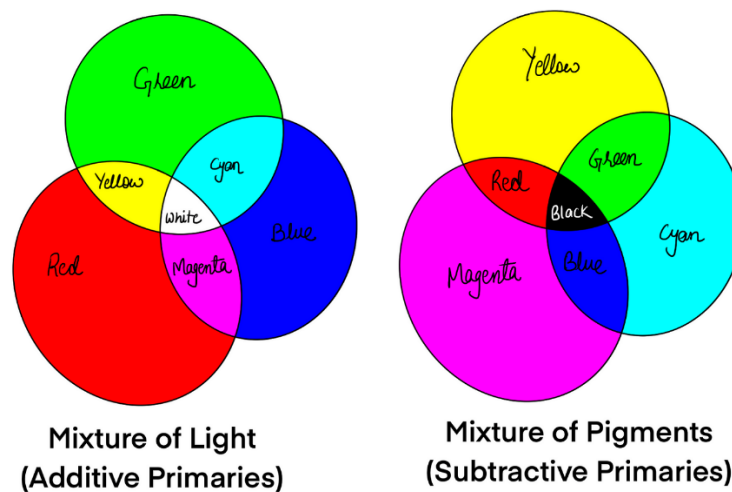
- **Συνιστώσες:** Τα YUV και YCbCr είναι χρωματικά μοντέλα που διαχωρίζουν την πληροφορία χρώματος (χρωμικότητα) από την πληροφορία φωτεινότητας (φωτεινότητα). Το Y αντιπροσωπεύει τη φωτεινότητα, ενώ τα U (Cb) και V (Cr) αντιπροσωπεύουν τη χρωματική ένταση (διαφορά χρώματος).
- **Χρήση:** Τα YUV και YCbCr χρησιμοποιούνται συχνά στην κωδικοποίηση και συμπίεση βίντεο, καθώς επιτρέπουν τον αποτελεσματικό διαχωρισμό των πληροφοριών χρώματος και φωτεινότητας, μειώνοντας το εύρος ζώνης αποθήκευσης και μετάδοσης.

LAB (CIELAB ή Lab):\*

- **Συνιστώσες:** Το χρωματικό μοντέλο LAB έχει σχεδιαστεί για να προσεγγίζει την ανθρώπινη αντίληψη του χρώματος. Αποτελείται από τρία στοιχεία: L\* (φωτεινότητα), a\* (άξονας πράσινου-κόκκινου) και b\* (άξονας μπλε-κίτρινου).

- **Χρήση:** Το LAB χρησιμοποιείται στη διαχείριση χρωμάτων, τη διόρθωση χρωμάτων και την ανάλυση χρωμάτων, καθώς παρέχει αντιληπτικά ομοιόμορφους χρωματικούς χώρους, καθιστώντας το κατάλληλο για την αντιστοίχιση χρωμάτων και τη βαθμονόμηση.

Αυτά τα χρωματικά μοντέλα εξυπηρετούν διαφορετικούς σκοπούς και επιλέγονται με βάση τις συγκεκριμένες απαιτήσεις μιας εφαρμογής. Επιτρέπουν την ακριβή αναπαράσταση, επεξεργασία και αναπαραγωγή χρωμάτων στις βιομηχανίες ψηφιακής απεικόνισης και εκτύπωσης.



**Εικόνα 2. Χρωματικά μοντέλα ψηφιακής εικόνας [6]**

### Ιστογράμμα

Το ιστογράμμα μιας εικόνας είναι μια γραφική αναπαράσταση της κατανομής των χρωματικών τόνων σε μια εικόνα. Συγκεκριμένα, παρουσιάζει τη συχνότητα εμφάνισης κάθε επιπέδου φωτεινότητας, από το πιο σκούρο (μαύρο) έως το πιο φωτεινό (λευκό). Το ιστογράμμα διαιρεί τα επίπεδα φωτεινότητας σε κλάσεις, που αντιστοιχούν σε μικρά διαστήματα τιμών, και δείχνει πόσα εικονοστοιχεία (pixels) της εικόνας εμπίπτουν σε κάθε διάστημα. Με άλλα λόγια, απεικονίζει τη διανομή της φωτεινότητας, βοηθώντας στον εντοπισμό περιοχών με υπερβολική ή ανεπαρκή έκθεση.

Η ανάλυση του ιστογράμματος μιας εικόνας είναι ένα κρίσιμο εργαλείο στην επεξεργασία εικόνας και τη φωτογραφία. Με τη βοήθεια του ιστογράμματος, οι φωτογράφοι και οι ειδικοί επεξεργασίας εικόνας μπορούν να βελτιστοποιήσουν την ποιότητα της εικόνας, κάνοντας προσαρμογές στη φωτεινότητα, την αντίθεση και άλλα χαρακτηριστικά. Για παράδειγμα, ένα ιστογράμμα που είναι μετατοπισμένο προς τα αριστερά υποδηλώνει ότι η εικόνα είναι πολύ σκοτεινή, ενώ ένα ιστογράμμα μετατοπισμένο προς τα δεξιά δείχνει υπερβολική φωτεινότητα. Ένα ισορροπημένο ιστογράμμα, που καταλαμβάνει όλο το εύρος από αριστερά προς δεξιά χωρίς αιχμές, συνήθως δείχνει μια καλοεκτεθειμένη εικόνα με καλή διανομή φωτεινότητας [7].

### Υφή

Στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας και στην όραση υπολογιστών, η "υφή" αναφέρεται στις οπτικές και απτικές ιδιότητες μιας επιφάνειας ή μιας περιοχής μέσα σε μια εικόνα. Η υφή [8] περιγράφει

τα επαναλαμβανόμενα μοτίβα, τις δομές και τις παραλλαγές στην ένταση, το χρώμα ή τις ιδιότητες της επιφάνειας που προσδίδουν σε μια περιοχή μιας εικόνας μια συγκεκριμένη εμφάνιση ή αίσθηση. Η ανάλυση υφής αποσκοπεί στον χαρακτηρισμό και την ποσοτικοποίηση αυτών των μοτίβων και παραλλαγών με τρόπο που να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση εικόνων, την κατάτμηση και διάφορες εργασίες υπολογιστικής όρασης. Ακολουθούν ορισμένα βασικά χαρακτηριστικά και ορισμοί που σχετίζονται με την υφή της ψηφιακής εικόνας:

- **Επαναλαμβανόμενα μοτίβα:** Η υφή συχνά περιλαμβάνει την επανάληψη ορισμένων οπτικών στοιχείων, όπως γραμμές, σχήματα ή δομές, εντός μιας περιοχής εικόνας. Αυτά τα μοτίβα μπορεί να είναι κανονικά ή ακανόνιστα, λεπτά ή χοντρά.
- **Ομοιογένεια έναντι ετερογένειας:** Η υφή μπορεί να ποικίλλει από περιοχές με υψηλή ομοιογένεια (ομοιόμορφη και συνεπής) έως περιοχές με υψηλή ετερογένεια (ποικίλα και ακανόνιστα σχήματα). Για παράδειγμα, μια λεία και χωρίς χαρακτηριστικά επιφάνεια έχει χαμηλή υφή, ενώ μια σύνθετη, λεπτομερής επιφάνεια έχει υψηλή υφή.
- **Χωρική συχνότητα:** Η υφή μπορεί να χαρακτηριστεί από τη χωρική της συχνότητα, η οποία αναφέρεται στο ρυθμό με τον οποίο επαναλαμβάνονται τα μοτίβα σε μια δεδομένη περιοχή. Οι υφές υψηλής χωρικής συχνότητας έχουν γρήγορες μεταβολές, ενώ οι υφές χαμηλής χωρικής συχνότητας έχουν πιο αργές μεταβολές.
- **Στατιστικά μέτρα:** Η ανάλυση υφής συχνά περιλαμβάνει στατιστικά μέτρα, όπως ο μέσος όρος, η τυπική απόκλιση, η εντροπία και οι πίνακες συνεμφάνισης, για την ποσοτικοποίηση της κατανομής και των σχέσεων των τιμών των εικονοστοιχείων σε μια περιοχή υφής.
- **Κατηγορίες υφής:** Η υφή μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε διάφορες κατηγορίες ή τύπους, όπως τραχιά, λεία, κοκκώδης, ινώδης ή ριγωτή, με βάση την οπτική της εμφάνιση και τις ιδιότητές της.
- **Χαρακτηριστικά υφής:** Τα χαρακτηριστικά υφής είναι αριθμητικοί περιγραφείς που αποτυπώνουν διάφορες πτυχές της υφής, όπως η αντίθεση, η ενέργεια, η ομοιογένεια και η συσχέτιση. Αυτά τα χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και υπολογιστικής όρασης για τη διάκριση μεταξύ διαφορετικών υφών.
- **Σύνθεση υφής:** Οι τεχνικές σύνθεσης υφής αποσκοπούν στη δημιουργία νέων υφών που μοιάζουν με μια δεδομένη υφή παραδείγματος. Αυτές οι μέθοδοι χρησιμοποιούνται συχνά στα γραφικά υπολογιστών και στην επεξεργασία εικόνας για τη δημιουργία ρεαλιστικών υφών για τρισδιάστατα μοντέλα ή ψηφιακή τέχνη.
- **Εφαρμογές:** (διάκριση μεταξύ διαφορετικών αντικειμένων ή περιοχών με βάση την υφή), ανάλυση ιατρικών εικόνων (ανίχνευση ανωμαλιών σε ιατρικές τομογραφίες), έλεγχος ποιότητας (εντοπισμός ελαττωμάτων σε κατασκευασμένα προϊόντα) και τηλεπισκόπηση (ερμηνεία δορυφορικών ή εναέριων εικόνων).

### 2.3. Όραση Υπολογιστών

Η όραση υπολογιστών [9] είναι ένας διεπιστημονικός τομέας της τεχνητής νοημοσύνης και της επιστήμης των υπολογιστών που επικεντρώνεται στο να επιτρέπει στους υπολογιστές και τις μηχανές να ερμηνεύουν, να κατανοούν και να εξάγουν σημαντικές πληροφορίες από οπτικά δεδομένα, όπως εικόνες και βίντεο. Στοχεύει στην αναπαραγωγή της ανθρώπινης οπτικής αντίληψης και νόησης, διδάσκοντας τις μηχανές να επεξεργάζονται οπτικά δεδομένα και να κατανοούν τον κόσμο μέσω ψηφιακών αισθητήρων (π.χ. κάμερες) και υπολογιστικών

αλγορίθμων. Η όραση υπολογιστών έχει σημειώσει σημαντική πρόοδο τα τελευταία χρόνια, χάρη στην ανάπτυξη της βαθιάς μάθησης και των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων (Convolutional Neural Network - CNN). Αυτές οι τεχνικές έχουν οδηγήσει σε σημαντικές ανακαλύψεις στην ανίχνευση αντικειμένων, την ταξινόμηση εικόνων και την κατανόηση σκηνών. Η όραση υπολογιστών έχει γίνει κρίσιμο συστατικό σε διάφορες βιομηχανίες, από την υγειονομική περίθαλψη και την αυτοκινητοβιομηχανία έως την ψυχαγωγία και τη γεωργία, και συνεχίζει να επηρεάζει την καθημερινή μας ζωή μέσω εφαρμογών όπως η αναγνώριση προσώπου στα smartphones και τα αυτόνομα οχήματα.

Η όραση υπολογιστών είναι ένας συναρπαστικός τομέας της τεχνητής νοημοσύνης που δίνει τη δυνατότητα στους υπολογιστές και τα συστήματα να εξάγουν και να ερμηνεύουν σημαντικές πληροφορίες από οπτικές εισόδους, όπως ψηφιακές εικόνες και βίντεο. Ο απώτερος στόχος της όρασης υπολογιστών είναι να μιμηθεί και να ξεπεράσει τις ανθρώπινες οπτικές ικανότητες, επιτρέποντας στις μηχανές να κατανοούν και να λαμβάνουν αποφάσεις με βάση αυτό που "βλέπουν". Στον πυρήνα της όρασης υπολογιστών βρίσκεται η επεξεργασία εικόνας, η οποία βελτιώνει την ποιότητα της εικόνας και προετοιμάζει τα οπτικά δεδομένα για περαιτέρω ανάλυση μέσω τεχνικών όπως το φιλτράρισμα, η ανίχνευση ακμών και οι χρωματικές προσαρμογές.

Μία από τις κρίσιμες εργασίες στην όραση υπολογιστών είναι η εξαγωγή χαρακτηριστικών, όπου τα σημαντικά μοτίβα μέσα σε μια εικόνα εντοπίζονται και χρησιμοποιούνται για πιο σύνθετη ανάλυση, όπως η ανίχνευση και η αναγνώριση αντικειμένων.

Παρά τις προόδους και τις ευρείες εφαρμογές της, η όραση υπολογιστών δεν είναι χωρίς προκλήσεις. Οι διακυμάνσεις στο φωτισμό, οι αποκρύψεις και οι περιβαλλοντικοί παράγοντες μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την απόδοση των συστημάτων όρασης. Η ποικιλομορφία και η πολυπλοκότητα των φυσικών σκηνών προσθέτουν ένα ακόμη επίπεδο δυσκολίας, καθιστώντας αναγκαία την ύπαρξη εξελιγμένων αλγορίθμων ικανών να κατανοούν ένα τεράστιο φάσμα αντικειμένων και αλληλεπιδράσεων υπό διαφορετικές συνθήκες. Επιπλέον, πολλές εφαρμογές απαιτούν επεξεργασία οπτικών δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, απαιτώντας όχι μόνο προηγμένους αλγορίθμους αλλά και σημαντική υπολογιστική ισχύ.

### **2.3.1 Βασικά στάδια σχεδιασμού συστήματος ταξινόμησης**

Στην όραση υπολογιστών ο σχεδιασμός ενός συστήματος ταξινόμησης περιλαμβάνει δύο βασικά στάδια [10] α) Την εξαγωγή χαρακτηριστικών και β) Το σχεδιασμό του ταξινομητή

#### **2.3.1.1 Εξαγωγή χαρακτηριστικών:**

Γενικά, ως χαρακτηριστικό (feature) ονομάζουμε κάθε μετρήσιμο μέγεθος που εξάγουμε από μια ψηφιακή εικόνα. Ο εντοπισμός και η επιλογή χαρακτηριστικών από τα δεδομένα είναι ζωτικής σημασίας. Τα χαρακτηριστικά αυτά μπορεί να περιλαμβάνουν πληροφορίες χρώματος, υφής, σχήματος ή πιο αφηρημένες αναπαραστάσεις ανάλογα με την εργασία ταξινόμησης. Για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα δεδομένα εφαρμόζονται διάφοροι αλγόριθμοι και τεχνικές. Για παράδειγμα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν η ανίχνευση ακμών, η ανάλυση ιστογράμματος ή μέθοδοι εξαγωγής χαρακτηριστικών βασισμένες στη βαθιά μάθηση.

Η γένεση της χρήσης χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου σε ψηφιακά έργα μπορεί να αναχθεί στην ανάπτυξη συστημάτων για την ανάκτηση ψηφιακών πληροφοριών και την επεξεργασία

εικόνων. Χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου, όπως το χρώμα, η υφή, το σχήμα και άλλα οπτικά χαρακτηριστικά, αποτέλεσαν θεμελιώδη στοιχεία για την κατανόηση και την επεξεργασία ψηφιακών εικόνων και βίντεο από τους υπολογιστές. Αυτά τα χαρακτηριστικά παρέχουν ένα βασικό αλλά ισχυρό μέσο για την αναπαράσταση και την ανάλυση του οπτικού περιεχομένου, θέτοντας τις βάσεις για πιο σύνθετες λειτουργίες όπως η ανάκτηση εικόνων, η ανίχνευση αντικειμένων και η κατανόηση σκηνών. Η χρήση χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου σε ψηφιακά έργα αποτελεί θεμελιώδη πτυχή της επεξεργασίας εικόνας και βίντεο από τις πρώτες ημέρες, παρέχοντας ένα κρίσιμο θεμέλιο για την ανάπτυξη σύνθετων συστημάτων που μπορούν να κατανοούν και να αλληλεπιδρούν με οπτικό περιεχόμενο με ουσιαστικό τρόπο.

#### A) Χαρακτηριστικά Ιστογράμματος

Το ιστόγραμμα μιας εικόνας έχει αρκετά βασικά χαρακτηριστικά που είναι σημαντικά για την ανάλυση και την επεξεργασία της εικόνας [11]. Αυτά τα χαρακτηριστικά περιλαμβάνουν:

1. **Εύρος (Range):** Το εύρος του ιστογράμματος δείχνει την κατανομή των τιμών φωτεινότητας από την πιο σκοτεινή (0) μέχρι την πιο φωτεινή (255 για εικόνες 8-bit). Ένα πλήρες εύρος υποδηλώνει ότι η εικόνα έχει καλή κατανομή φωτεινότητας, ενώ ένα περιορισμένο εύρος μπορεί να υποδηλώνει υποέκθεση ή υπερέκθεση.
2. **Κορυφές (Peaks):** Οι κορυφές στο ιστογράφημα αντιπροσωπεύουν τις τιμές φωτεινότητας που εμφανίζονται συχνότερα στην εικόνα. Πολλές κορυφές μπορεί να δείχνουν ότι η εικόνα έχει πολλούς διαφορετικούς τόνους, ενώ μια κυρίαρχη κορυφή μπορεί να δείχνει ότι η εικόνα είναι μονότονη ή ότι υπάρχει κυρίαρχο φωτιστικό στοιχείο.
3. **Κατανομή (Distribution):** Η κατανομή των τιμών στο ιστογράφημα μπορεί να είναι συμμετρική ή ασύμμετρη. Μια συμμετρική κατανομή υποδηλώνει ισορροπημένη φωτεινότητα, ενώ μια ασύμμετρη κατανομή μπορεί να δείχνει προτίμηση προς σκούρους ή φωτεινούς τόνους.
4. **Επίπεδα (Levels):** Το ιστογράφημα μπορεί να αναλυθεί σε διαφορετικά επίπεδα φωτεινότητας. Αυτά τα επίπεδα μπορούν να χωριστούν σε σκιές (0-85), μεσαίους τόνους (86-170) και φωτεινές περιοχές (171-255). Η ανάλυση των επιπέδων βοηθά στην αναγνώριση των περιοχών της εικόνας που χρειάζονται προσαρμογές.
5. **Συνέχεια (Continuity):** Ένα συνεχές ιστογράφημα χωρίς κενά υποδηλώνει ομαλές μεταβάσεις μεταξύ των τιμών φωτεινότητας, ενώ ένα ιστογράφημα με πολλά κενά μπορεί να δείχνει υψηλή αντίθεση ή κακή ποιότητα εικόνας.

#### B) Χαρακτηριστικά Υφής

Τα χαρακτηριστικά υφής είναι σημαντικά στην ανάλυση εικόνων, καθώς παρέχουν πληροφορίες για τη δομή και το μοτίβο των επιφανειών που απεικονίζονται. Ομοιογένεια, αντίθεση, ενέργεια, διακύμανση και συνοχή είναι μερικά από τα κύρια χαρακτηριστικά υφής. Η ομοιογένεια μετρά την ομαλότητα της υφής, ενώ η αντίθεση δείχνει τις διαφορές στη φωτεινότητα μεταξύ των περιοχών της εικόνας. Η ενέργεια αποκαλύπτει την επαναληπτικότητα των προτύπων, και η συνοχή σχετίζεται με την κλίμακα των λεπτομερειών της υφής. Η διακύμανση αναφέρεται στη διασπορά των τιμών των γκριζών επιπέδων.

Η ανάλυση των χαρακτηριστικών υφής χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές, όπως η αναγνώριση προτύπων, η ανάλυση ιατρικών εικόνων και η ρομποτική όραση. Για παράδειγμα,

υψηλή ομοιογένεια μπορεί να υποδηλώνει μια λεία επιφάνεια, ενώ μεγάλη αντίθεση μπορεί να δείχνει μια υφή με έντονες μεταβολές στη φωτεινότητα. Η συνοχή και η διακύμανση βοηθούν στην κατανόηση της ποικιλίας και της πολυπλοκότητας της υφής, ενώ η ενέργεια αποκαλύπτει την επαναληπτικότητα των μοτίβων. Με την ανάλυση αυτών των χαρακτηριστικών, οι ειδικοί μπορούν να βελτιώσουν την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα των συστημάτων επεξεργασίας εικόνας.

Τα χαρακτηριστικά Haralick[12] παρέχουν μια λεπτομερή περιγραφή της υφής της εικόνας, καθιστώντας τα ιδανικά για την κατηγοριοποίηση και την αναγνώριση μοτίβων σε εφαρμογές υπολογιστικής όρασης[13].

Τα χαρακτηριστικά Haralick[14] προέρχονται από τον πίνακα συνύπαρξης επιπέδων γκρι Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), ένα στατιστικό μέτρο που καταγράφει τη συχνότητα με την οποία συνδυασμοί επιπέδων γκρι εμφανίζονται σε μια συγκεκριμένη απόσταση και κατεύθυνση μέσα σε μια εικόνα. Ο GLCM είναι ένας πίνακας  $N \times N$  όπου  $N$  είναι ο αριθμός των επιπέδων γκρι στην εικόνα. Κάθε στοιχείο του πίνακα  $P(i,j)$  αντιπροσωπεύει τη συχνότητα εμφάνισης των επιπέδων γκρι  $i$  και  $j$  σε μια προκαθορισμένη χωρική σχέση, παρέχοντας έτσι μια λεπτομερή ανάλυση της κατανομής και των χωρικών σχέσεων των τιμών έντασης στην εικόνα.

Τα χαρακτηριστικά Haralick αποτελούν μια σειρά από 14 στατιστικά μέτρα που εξάγονται από τον GLCM και περιγράφουν διάφορες πτυχές της υφής της εικόνας. Το Angular Second Moment (Energy) μετρά την ομοιογένεια της εικόνας, με μεγαλύτερες τιμές να δείχνουν περισσότερη ομοιογένεια. Το Contrast μετρά την τοπική διακύμανση της εικόνας, υποδεικνύοντας μεγάλες διαφορές στην ένταση όταν οι τιμές είναι υψηλές. Η Correlation μετρά τη γραμμική συσχέτιση των επιπέδων γκρι, με υψηλές τιμές να δείχνουν ισχυρή συσχέτιση. Το Variance μετρά τη διασπορά των τιμών στον GLCM. Το Inverse Difference Moment (Homogeneity) μετρά την ομοιογένεια των τιμών στον GLCM, με υψηλές τιμές να δείχνουν ομοιογένεια. Το Sum Average αποτυπώνει τον μέσο όρο των τιμών του GLCM, ενώ το Sum Variance μετρά τη διακύμανση των αθροιστικών τιμών του GLCM, παρέχοντας μια εκτίμηση της συνολικής διασποράς.

Το Sum Entropy μετρά την αταξία στην κατανομή των τιμών του GLCM, ενώ το Entropy μετρά τη συνολική αταξία του GLCM, με υψηλές τιμές να δείχνουν μεγάλη αταξία και τυχαιότητα. Το Difference Variance μετρά τη διακύμανση των διαφορών στα επίπεδα γκρι, προσφέροντας πληροφορίες σχετικά με την ποικιλία και την πολυπλοκότητα της υφής. Το Difference Entropy αξιολογεί την αταξία των διαφορών στα επίπεδα γκρι, παρέχοντας μια εκτίμηση της τυχαιότητας στην υφή της εικόνας.

Το Information Measure of Correlation 1 (IMC1) και το Information Measure of Correlation 2 (IMC2) είναι δύο μέτρα πληροφορίας που καταγράφουν τη συσχέτιση μεταξύ των επιπέδων γκρι, υποδεικνύοντας την εξάρτηση των τιμών έντασης. Αυτά τα μέτρα προσδιορίζουν την ποσότητα των πληροφοριών που μοιράζονται δύο πιθανές διανομές του GLCM και παρέχουν σημαντικές πληροφορίες για την ανάλυση της δομής της υφής. Το Maximal Correlation Coefficient μετρά τη μέγιστη συσχέτιση μεταξύ των επιπέδων γκρι, προσδιορίζοντας τις πιο ισχυρές συσχετίσεις στον GLCM.

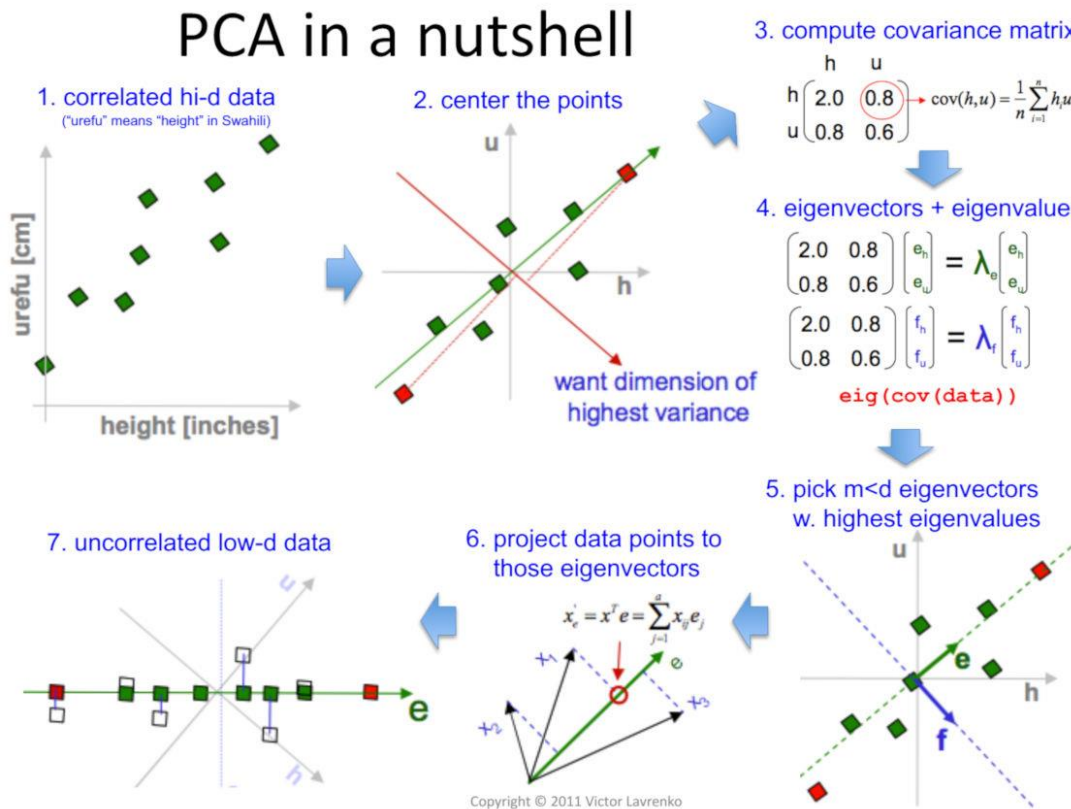
Η συνδυασμένη χρήση αυτών των χαρακτηριστικών προσφέρει μια πιο πλούσια και πολυδιάστατη ανάλυση της υφής μιας εικόνας. Η κατανόηση και η εξαγωγή αυτών των μέτρων μπορεί να ενισχύσει σημαντικά τις εφαρμογές στην κατηγοριοποίηση, αναγνώριση και εξαγωγή

χαρακτηριστικών στην υπολογιστική όραση. Με αυτά τα επιπλέον χαρακτηριστικά, η ανάλυση της υφής γίνεται πιο ολοκληρωμένη και αποδοτική, επιτρέποντας την ακριβέστερη και λεπτομερέστερη περιγραφή της εικόνας, καθώς και την βελτίωση των συστημάτων υπολογιστικής όρασης.

### 2.3.1.2 Μείωση Διαστασιμότητας

Η Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis - PCA) είναι μια δημοφιλή τεχνική μείωσης διαστάσεων που χρησιμοποιείται στη στατιστική και τη μηχανική μάθηση. Η βασική ιδέα πίσω από το PCA είναι η μετατροπή ενός συνόλου πιθανόν συσχετισμένων μεταβλητών σε ένα μικρότερο σύνολο μη συσχετισμένων μεταβλητών, που ονομάζονται κύριες συνιστώσες. Οι κύριες συνιστώσες είναι οι κατευθύνσεις κατά μήκος των οποίων τα δεδομένα παρουσιάζουν τη μέγιστη διακύμανση, και η μείωση του αριθμού των διαστάσεων επιτυγχάνεται διατηρώντας τις συνιστώσες με τη μεγαλύτερη διακύμανση.

Το PCA ξεκινά με τον υπολογισμό της μέσης τιμής και της διασποράς των δεδομένων και στη συνέχεια δημιουργεί τον πίνακα συσχέτισης ή τον πίνακα συνδιακύμανσης. Ακολουθεί η εξαγωγή των ιδιοτιμών και ιδιοδιανυσμάτων από αυτόν τον πίνακα. Οι ιδιοτιμές αντιπροσωπεύουν τη διακύμανση που εξηγείται από κάθε κύρια συνιστώσα, ενώ τα ιδιοδιανύσματα αντιπροσωπεύουν τις κατευθύνσεις των κύριων συνιστωσών. Τα δεδομένα προβάλλονται σε αυτές τις νέες κατευθύνσεις για να δημιουργηθούν οι κύριες συνιστώσες, και επιλέγονται οι συνιστώσες με τις μεγαλύτερες ιδιοτιμές για να διατηρηθεί όσο το δυνατόν περισσότερη πληροφορία με λιγότερες διαστάσεις (Εικόνα 3). Η PCA είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για την αντιμετώπιση της πολυδιαστατικότητας, βελτιώνοντας την απόδοση και την αποδοτικότητα των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Επιπλέον, βοηθά στην οπτικοποίηση δεδομένων υψηλών διαστάσεων σε δύο ή τρεις διαστάσεις, διευκολύνοντας την κατανόηση των δεδομένων και των υποκείμενων προτύπων. Ωστόσο, το PCA υποθέτει γραμμικές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών και μπορεί να μην είναι τόσο αποτελεσματικό σε δεδομένα με μη γραμμικές σχέσεις. Παρά τους περιορισμούς του, το PCA είναι ένα ισχυρό εργαλείο για την ανάλυση δεδομένων και έχει ευρεία εφαρμογή σε διάφορους τομείς, όπως η επεξεργασία εικόνας, η βιοπληροφορική και η οικονομική ανάλυση.



Εικόνα 3. Βασική λειτουργία PCA [15]

### 2.3.1.3 Κύριοι αλγόριθμοι ταξινόμησης για την όραση υπολογιστών

Η όραση υπολογιστών περιλαμβάνει τη χρήση διαφόρων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης για την ταξινόμηση, τον εντοπισμό και την αναγνώριση αντικειμένων ή μοτίβων σε εικόνες ή βίντεο [16]. Ένας από τους συνηθισμένους αλγορίθμους ταξινόμησης που χρησιμοποιούνται είναι ο Γραμμικός Διαχωριστικός Ταξινομητής (Linear Discriminant Classifier). Αυτός ο αλγόριθμος λειτουργεί με την εύρεση ενός υπερεπιπέδου που διαχωρίζει τις διαφορετικές κλάσεις δεδομένων στο χώρο χαρακτηριστικών, μειώνοντας την πιθανότητα εσφαλμένης ταξινόμησης. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμος όταν οι κλάσεις μπορούν να διαχωριστούν γραμμικά και όταν η απλότητα και η ταχύτητα είναι κρίσιμες.

Η Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support vector machine - SVM) είναι ένας ισχυρός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση εικόνων. Λειτουργεί με την εύρεση του υπερεπιπέδου που μεγιστοποιεί το περιθώριο μεταξύ διαφορετικών κλάσεων δεδομένων. Ο αλγόριθμος k-Κοντινότεροι Γείτονες (K-Nearest Neighbor - k-NN) είναι ένας απλός και διαισθητικός αλγόριθμος που ταξινομεί ένα νέο σημείο δεδομένων βασιζόμενος στην πλειοψηφούσα κλάση των k πλησιέστερων γειτόνων του στο χώρο χαρακτηριστικών. Ο Decision Tree είναι ένας άλλος αλγόριθμος ταξινόμησης που χρησιμοποιεί ένα δένδρο απόφασης για να λάβει αποφάσεις βασιζόμενες σε χαρακτηριστικά εισόδου, προσφέροντας μια εύκολα ερμηνεύσιμη



αναπαράσταση των διαδικασιών λήψης απόφασης. Η επιλογή του αλγορίθμου ταξινόμησης εξαρτάται από τη συγκεκριμένη εργασία, το μέγεθος και την ποιότητα του συνόλου δεδομένων και τους διαθέσιμους υπολογιστικούς πόρους.

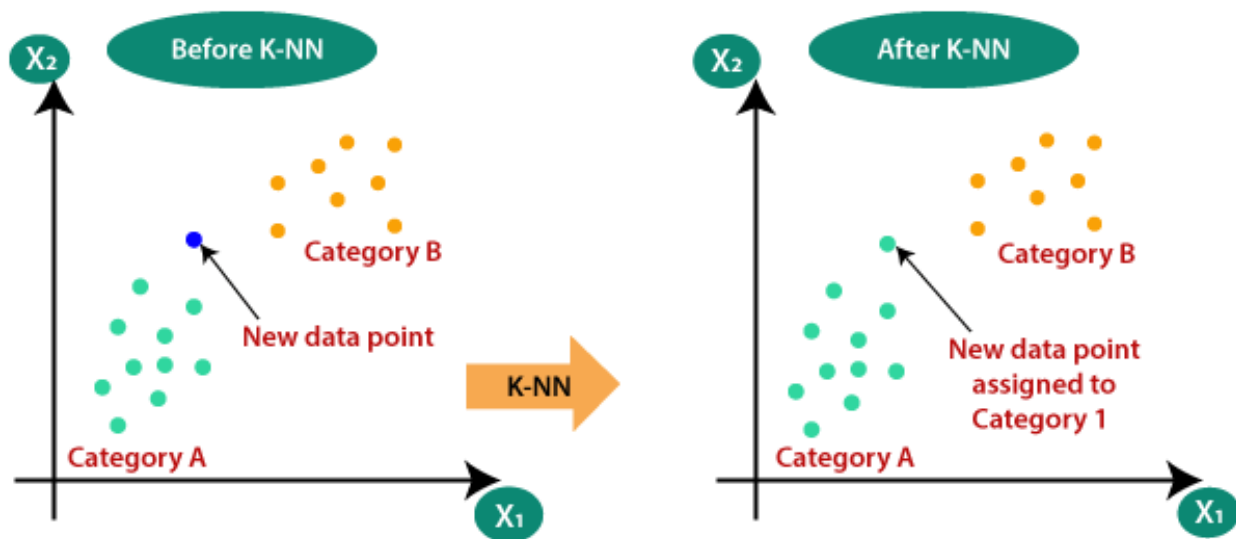
### 2.3.1.3.1 Linear Discriminant Classifier

Ο Linear Discriminant Classifier (LDC) είναι μια στατιστική μέθοδος που χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση δεδομένων σε διάφορες κατηγορίες [17], [18]. Βασίζεται στην αρχή της διάκρισης, όπου επιδιώκεται η εύρεση μιας γραμμικής συνάρτησης που μεγιστοποιεί την απόσταση μεταξύ των μέσων τιμών των κατηγοριών ενώ ταυτόχρονα ελαχιστοποιεί τη διασπορά εντός των κατηγοριών. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω του υπολογισμού της γραμμικής συνάρτησης διάκρισης, η οποία διαχωρίζει τις κατηγορίες κατά τον καλύτερο δυνατό τρόπο. Ο LDC κάνει ορισμένες υποθέσεις για τα δεδομένα, όπως ότι οι κατηγορίες ακολουθούν κανονική κατανομή και έχουν την ίδια διακύμανση (ομοσκεδαστικότητα), διευκολύνοντας έτσι τον υπολογισμό των παραμέτρων του μοντέλου και την εύρεση των διαχωριστικών γραμμών.

Τα βασικά στοιχεία του LDC περιλαμβάνουν τον υπολογισμό των μέσων τιμών και των διασπορών των χαρακτηριστικών για κάθε κατηγορία. Αυτές οι τιμές χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό των παραμέτρων της γραμμικής συνάρτησης διάκρισης. Η γραμμική συνάρτηση διάκρισης είναι μια γραμμική συνάρτηση των χαρακτηριστικών των δεδομένων και χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση νέων δειγμάτων. Κατά τη διάρκεια της κατάρτισης του LDC, χρησιμοποιούνται τα δεδομένα εκπαίδευσης για τον υπολογισμό των παραμέτρων του μοντέλου, που περιλαμβάνουν τις μέσες τιμές, τις διασπορές και τις πιθανότητες εμφάνισης των κατηγοριών [19]. Για την ταξινόμηση νέων δειγμάτων, υπολογίζεται η τιμή της γραμμικής συνάρτησης διάκρισης για κάθε κατηγορία και το δείγμα ταξινομείται στην κατηγορία με την υψηλότερη τιμή. Ο LDC είναι ένα απλό και αποτελεσματικό εργαλείο για την ταξινόμηση δεδομένων, ιδανικό για προβλήματα με δύο ή περισσότερες κατηγορίες. Παρά την απλότητά του, μπορεί να δώσει εξαιρετικά αποτελέσματα, ειδικά όταν οι υποθέσεις για τις κατανομές των δεδομένων ισχύουν.

### 2.3.1.3.2 Ταξινομητές πλησιέστερης γειννίας

Ο αλγόριθμος KNN είναι μια απλή και ευέλικτη τεχνική μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για εργασίες ταξινόμησης και παλινδρόμησης και έχει τις ρίζες της στην έννοια της μάθησης με βάση την περίπτωση ή της τεμπέλικης μάθησης [20]. Κεντρικό στοιχείο του KNN είναι η έννοια ότι παρόμοια σημεία δεδομένων είναι πιθανό να ανήκουν στην ίδια κλάση, με τον αλγόριθμο να προβλέπει την κλάση ενός νέου σημείου δεδομένων με βάση την πλειοψηφική κλάση μεταξύ των  $K$  πλησιέστερων γειτόνων του στο χώρο χαρακτηριστικών (Εικόνα 4). Τα βασικά στοιχεία του KNN περιλαμβάνουν την επιλογή του  $K$ , του αριθμού των γειτόνων που λαμβάνονται υπόψη, ο οποίος επηρεάζει σημαντικά την ευαισθησία του μοντέλου και το όριο απόφασης, και τη μετρική της απόστασης που χρησιμοποιείται για την ποσοτικοποίηση της ομοιότητας μεταξύ των σημείων δεδομένων, όπως η ευκλείδεια απόσταση ή η απόσταση Μανχάταν. Επιπλέον, το KNN χρησιμοποιεί ψηφοφορία πλειοψηφίας για την ταξινόμηση, όπου η πιο συχνή κλάση μεταξύ των  $K$  πλησιέστερων γειτόνων καθορίζει την ετικέτα κλάσης του σημείου ερώτησης, ενώ παραλλαγές όπως το σταθμισμένο KNN αποδίδουν μεγαλύτερη επιρροή στους πιο κοντινούς γείτονες για την πραγματοποίηση προβλέψεων (Εικόνα 4).



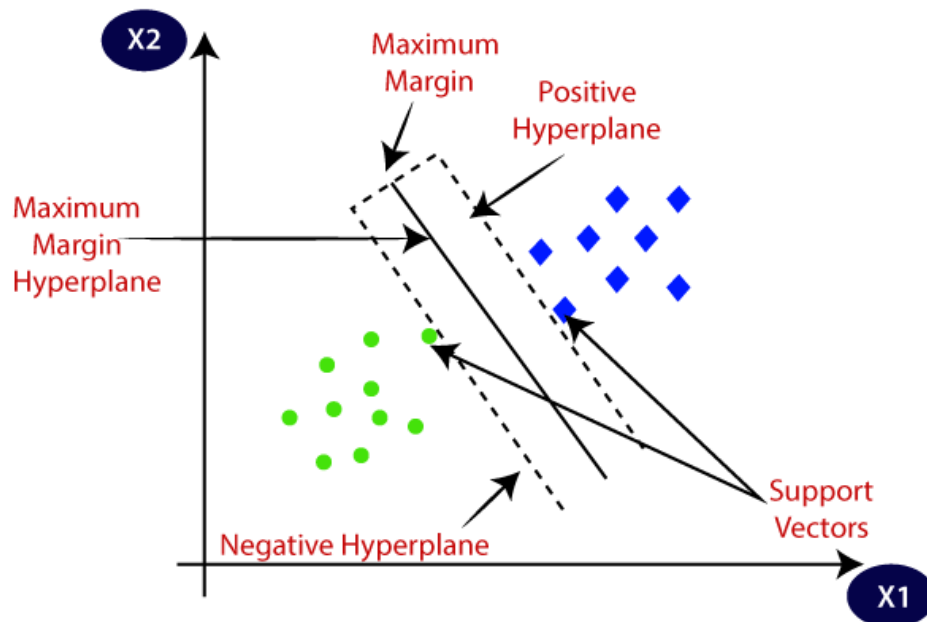
Εικόνα 4. Βασική λειτουργία K-NN [21]

### 2.3.1.3.3 Ταξινομητές Support Vector Machine (SVM)

Ο αλγόριθμος SVM ξεχωρίζει στο τοπίο της μηχανικής μάθησης για την ικανότητά του σε εργασίες ταξινόμησης, επεκτείνοντας τη χρησιμότητά του στην παλινδρόμηση και την ανίχνευση ακραίων τιμών μέσω της ικανότητάς του να οριοθετεί βέλτιστα διαχωριστικά υπερεπιπέδα μεταξύ διαφορετικών κλάσεων σε ένα σύνολο δεδομένων. Στο επίκεντρο της SVM βρίσκεται ο στόχος της κατασκευής ενός υπερεπιπέδου που όχι μόνο διαχωρίζει τις κλάσεις με ελάχιστο σφάλμα αλλά και μεγιστοποιεί το περιθώριο, το οποίο είναι η απόσταση μεταξύ του υπερεπιπέδου και των πλησιέστερων σημείων δεδομένων από κάθε κλάση, γνωστά ως διανύσματα υποστήριξης (Εικόνα 5). Αυτά τα διανύσματα υποστήριξης είναι καίριας σημασίας καθώς υπαγορεύουν τη θέση και τον προσανατολισμό του ορίου απόφασης. Η ευελιξία του SVM ενισχύεται περαιτέρω από το τέχνασμα του πυρήνα, επιτρέποντάς του να διαχειρίζεται σύνολα δεδομένων που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, απεικονίζοντάς τα σε χώρους υψηλότερων διαστάσεων όπου ο γραμμικός διαχωρισμός καθίσταται εφικτός. Η επιλογή του πυρήνα, όπως ο πολυωνυμικός ή η ακτινική συνάρτηση βάσης (RBF), είναι κρίσιμη για την αποτύπωση σύνθετων μοτίβων δεδομένων [22].

Η μαθηματική θεμελίωση του SVM χαρακτηρίζεται από τη διατύπωση της εξίσωσης του υπερεπιπέδου σε γραμμικά σενάρια και την εφαρμογή συναρτήσεων πυρήνα για μη γραμμικές περιπτώσεις, επιτρέποντας στον αλγόριθμο να πλοηγείται αποτελεσματικά σε χώρους υψηλών διαστάσεων. Παρά τα πλεονεκτήματά του, συμπεριλαμβανομένης της ευρωστίας έναντι της υπερπροσαρμογής και της αποτελεσματικότητας σε χώρους υψηλών διαστάσεων, ο SVM αντιμετωπίζει προκλήσεις όπως οι υπολογιστικές απαιτήσεις με μεγάλα σύνολα δεδομένων και η πολυπλοκότητα της επιλογής της συνάρτησης πυρήνα, η οποία μπορεί να επηρεάσει την ερμηνευσιμότητα του μοντέλου. Παρ' όλα αυτά, η δυνατότητα εφαρμογής της SVM εκτείνεται σε διάφορους τομείς, όπως η ταξινόμηση κειμένου, η αναγνώριση εικόνων, η βιοπληροφορική και η

ανίχνευση ανωμαλιών, υπογραμμίζοντας την αξία της για την αντιμετώπιση ενός ευρέος φάσματος προκλήσεων ταξινόμησης με ακρίβεια, δεδομένης της κατάλληλης διαμόρφωσης υπερπαραμέτρων και πυρήνα.



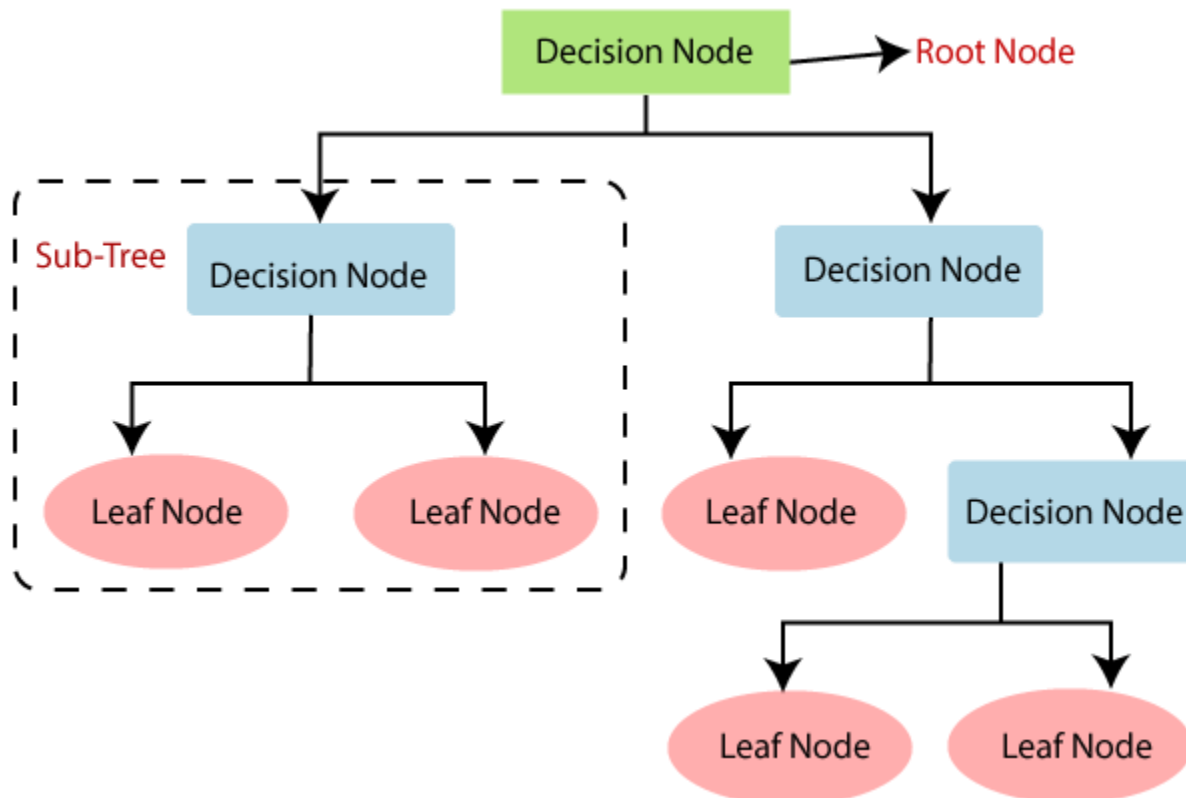
Εικόνα 5. Βασική λειτουργία Support Vector Machine (SVM) [23]

#### 2.3.1.3.4 Decision Tree (Δέντρα αποφάσεων)

Τα δέντρα αποφάσεων (Decision Trees) είναι μια δημοφιλής μέθοδος για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης και παλινδρόμησης στη μηχανική μάθηση. Η βασική ιδέα πίσω από τα δέντρα αποφάσεων είναι η διάσπαση των δεδομένων σε μικρότερα υποσύνολα με βάση συγκεκριμένα χαρακτηριστικά (Εικόνα 6). Αυτό επιτυγχάνεται με την κατασκευή ενός δέντρου, όπου κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει ένα χαρακτηριστικό της εισόδου και κάθε κλαδί αντιπροσωπεύει μια απόφαση ή κατεύθυνση που μπορεί να ληφθεί. Οι τερματικοί κόμβοι ή τα φύλλα του δέντρου αντιπροσωπεύουν την τελική κατηγορία ή τιμή πρόβλεψης.

Τα δέντρα αποφάσεων ξεκινούν από τη ρίζα, η οποία περιέχει ολόκληρο το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης, και χωρίζουν επαναληπτικά τα δεδομένα σε κλάδους με βάση τα χαρακτηριστικά που μεγιστοποιούν κάποιο κριτήριο πληροφορίας, όπως το Gini impurity ή το entropy. Κάθε διαίρεση στο δέντρο αντιπροσωπεύει μια ερώτηση που γίνεται για ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό, και η απάντηση σε αυτή την ερώτηση καθορίζει την πορεία προς έναν από τους κλάδους του δέντρου. Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρις ότου όλοι οι κόμβοι να φτάσουν σε έναν τερματικό κόμβο ή να μην υπάρχει άλλο χαρακτηριστικό για διάσπαση. Τα δέντρα αποφάσεων είναι εύκολα στην ερμηνεία και μπορούν να χειριστούν τόσο ποιοτικά όσο και ποσοτικά δεδομένα, καθιστώντας τα ευέλικτα και ισχυρά εργαλεία ανάλυσης.

Παρόλο που τα δέντρα αποφάσεων είναι εύκολα στην κατανόηση και εφαρμογή, έχουν κάποια μειονεκτήματα, όπως η τάση να υπερπροσαρμόζονται στα δεδομένα εκπαίδευσης, ειδικά όταν το δέντρο είναι πολύ βαθύ. Αυτό μπορεί να αντιμετωπιστεί με τεχνικές όπως το pruning, το οποίο αφαιρεί κλάδους που δεν προσφέρουν σημαντική βελτίωση στην απόδοση του μοντέλου. Επίσης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν συνδυαστικά με άλλες μεθόδους, όπως τα Random Forests και τα Gradient Boosting Machines, για να βελτιωθεί η απόδοση και η σταθερότητα των προβλέψεων. Συνολικά, τα δέντρα αποφάσεων είναι ένα βασικό εργαλείο στη μηχανική μάθηση, προσφέροντας ισχυρές και κατανοητές λύσεις για ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων.



Εικόνα 6. Βασική λειτουργία Decision Tree [24]

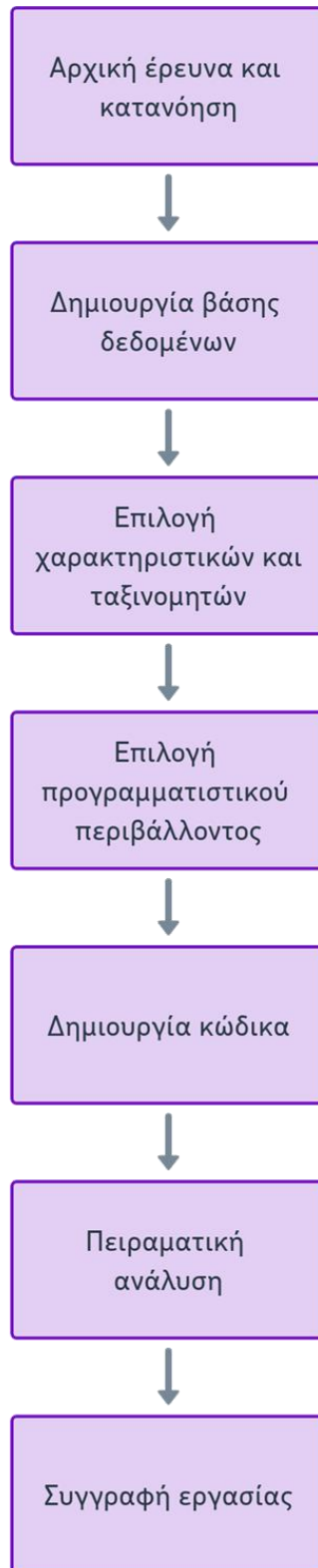
### 3. Υλοποίηση, Πειραματικό μέρος και Αποτελέσματα

#### 3.1. Μεθοδολογία έρευνας

Η υλοποίηση της εργασίας μας περιελάμβανε τα ακόλουθα βασικά στάδια (Εικόνα 7):

1. **Αρχική έρευνα και κατανόηση:** Ξεκινήσαμε με τη διερεύνηση του θέματος συγκεντρώνοντας πληροφορίες για διάφορα καλλιτεχνικά ρεύματα και αξιόλογους καλλιτέχνες. Αυτό περιελάμβανε την ανασκόπηση επιστημονικών άρθρων σχετικά με την αυτοματοποιημένη ταξινόμηση έργων τέχνης για να οικοδομήσουμε μια θεμελιώδη κατανόηση του τομέα.

2. **Δημιουργία βάσης δεδομένων:** Το επόμενο βήμα μας ήταν να αντλήσουμε μια συλλογή ψηφιοποιημένων έργων τέχνης. Επιλέξαμε να αξιοποιήσουμε τους πόρους που προσφέρει το Wikiart, γνωστό για τον εκτεταμένο κατάλογο έργων τέχνης που διαθέτει. Επιλέξαμε έναν συγκεκριμένο αριθμό ψηφιακών έργων ζωγραφικής από τους ακόλουθους πέντε ζωγράφους, τον El Greco, τη Frida Kahlo, τον Michelangelo, τον Pierre-Auguste Renoir και τον Rembrandt.
3. **Επιλογή χαρακτηριστικών και ταξινομητών :** Εμβαθύνσαμε στην εξειδικευμένη βιβλιογραφία σχετικά με την επεξεργασία ψηφιακών εικόνων και την όραση υπολογιστών για να εντοπίσουμε τα πιο αποτελεσματικά χαρακτηριστικά για τον σκοπό μας, και για να επιλέξουμε κατάλληλους ταξινομητές.
4. **Επιλογή προγραμματιστικού περιβάλλοντος:** Το Matlab αναδείχθηκε ως η ιδανική πλατφόρμα για το έργο μας, δεδομένων των ισχυρών δυνατοτήτων του στην επεξεργασία εικόνας και την αναγνώριση προτύπων.
5. **Δημιουργία κώδικα:** Αναπτύξαμε κώδικα για την εξαγωγή των επιλεγμένων χαρακτηριστικών από τις εικόνες, Στη συνέχεια δημιουργήσαμε τον κώδικα για την υλοποίηση και εκπαίδευση των ταξινομητών. Το πρόγραμμα ολοκληρώθηκε με τη συγγραφή του κώδικα για την αξιολόγηση των επιδόσεων του συστήματος ταξινόμησης.
6. **Πειραματική ανάλυση:** Μέσω πειραματισμού, αξιολογήσαμε τις επιδόσεις διαφόρων ταξινομητών για να εντοπίσουμε τον πιο αποτελεσματικό, χρησιμοποιώντας τον δείκτη accuracy (ακρίβεια).
7. **Συγγραφή εργασίας:** Το τελικό στάδιο ήταν η σύνταξη της διπλωματικής εργασίας.



## Εικόνα 7. Διάγραμμα ροής για την ερευνητική διαδικασία

### 3.1.1. Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Η ταξινόμηση έργων τέχνης ως προς τον δημιουργό με τη χρήση της τεχνητής όρασης έχει εξελιχθεί σημαντικά τα τελευταία χρόνια, με αρκετές ερευνητικές προσπάθειες να επικεντρώνονται στην ανάπτυξη αποτελεσματικών μεθόδων και αλγορίθμων. Ένα από τα πιο κοινά εργαλεία που χρησιμοποιούνται είναι τα CNNs, τα οποία έχουν αποδειχθεί εξαιρετικά αποτελεσματικά στην ανάλυση και κατηγοριοποίηση οπτικών δεδομένων. Μια μελέτη διερεύνησε τη χρήση προεκπαιδευμένων CNNs για την ταξινόμηση έργων τέχνης, επιτυγχάνοντας υψηλή ακρίβεια σε διάφορες κατηγορίες, όπως καλλιτέχνης, είδος, στυλ και περίοδος δημιουργίας [25]. Η μελέτη [26] εξετάζει διαφορετικές μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών εικόνας και την εφαρμογή τους στην ταξινόμηση έργων τέχνης κατά είδος. Η μελέτη αυτή πέτυχε ακρίβεια 77.57% χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά από προεκπαιδευμένο CNN. Το [27] χρησιμοποιεί διάφορα χαρακτηριστικά χρώματος και υφής για την ταξινόμηση των έργων τέχνης 20 καλλιτεχνών, επιτυγχάνοντας συνολική ακρίβεια 75%.

Επιπλέον, νέες τεχνικές που χρησιμοποιούν την πληροφορία βάθους των πινελιών μέσω της τεχνολογίας Reflectance Transformation Imaging (RTI) έχουν προταθεί για τη βελτίωση της ακρίβειας στην ταξινόμηση έργων ζωγραφικής, αξιοποιώντας τρισδιάστατες πληροφορίες των πινελιών των καλλιτεχνών [28]. Επίσης, η μελέτη [29] περιγράφει μια προσέγγιση για την αυτόματη ταξινόμηση ψηφιακών εικόνων έργων ζωγραφικής κατά είδος, χρησιμοποιώντας σύγχρονες μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης. Τέλος, η μελέτη [30] χρησιμοποιεί μοντέλα τεχνητής όρασης για την κατηγοριοποίηση έργων τέχνης με βάση τα οπτικά τους χαρακτηριστικά, βοηθώντας στην καλύτερη κατανόηση και οργάνωση των συλλογών.

### 3.1.2. Δημιουργία βάσης δεδομένων

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιούμε δεδομένα από πίνακες ζωγραφικής που ανήκουν σε πέντε γνωστούς καλλιτέχνες: τον El Greco, τη Frida Kahlo, τον Michelangelo, τον Pierre-Auguste Renoir και τον Rembrandt.

Οι καλλιτέχνες που επιλέξαμε είναι αντιπροσωπευτικοί των καλλιτεχνικών τους ρευμάτων και ξεχωρίζουν για τα μοναδικά τους έργα. Ο El Greco, γνωστός για το μανιεριστικό του στυλ με επιμήκεις μορφές και δραματικό φωτισμό, ανήκει στην περίοδο του ύστερου μανιερισμού 16ου αιώνα. Η Frida Kahlo, με τον προσωπικό της ρεαλισμό και τη μοναδική εικονογραφία της, είναι μια εξέχουσα μορφή του σουρεαλισμού και του ρεαλισμού του πρώτου μισού του 20ού αιώνα. Ο Michelangelo, διάσημος για τις απaráμιλλες αναγεννησιακές του συνθέσεις, δραστηριοποιήθηκε κυρίως κατά τον 15ο και αρχές του 16ου αιώνα. Ο Pierre-Auguste Renoir, γνωστός για τον ιμπρεσιονιστικό του χειρισμό του φωτός και των χρωμάτων, ανήκει στην περίοδο του ιμπρεσιονισμού 19ου αιώνα. Ο Rembrandt, με την αξεπέραστη χρήση του φωτός και της σκιάς στους μπαρόκ πίνακές του, δραστηριοποιήθηκε κατά τον 17ο αιώνα. Η επιλογή αυτών των καλλιτεχνών έγινε λόγω της αντιπροσωπευτικότητας και της ιδιαιτερότητάς τους, με στόχο να εξεταστεί η ικανότητα του συστήματός μας να αναγνωρίζει και να κατηγοριοποιεί έργα τέχνης από διαφορετικά καλλιτεχνικά ρεύματα και περιόδους.

Από κάθε καλλιτέχνη, χρησιμοποιούμε 100 πίνακες, διασφαλίζοντας την ισότιμη εκπροσώπηση των καλλιτεχνών και δημιουργώντας ένα σύνολο δεδομένων με συνολικά 500 πίνακες. Τα δεδομένα αυτά έχουν ληφθεί από μια γνωστή βάση δεδομένων, το Wikiart, το οποίο περιέχει ψηφιακές αναπαραστάσεις των έργων αυτών των καλλιτεχνών [31].

Το WikiArt [32] είναι ένας εκτενής και δωρεάν διαδικτυακός κατάλογος ψηφιοποιημένων έργων τέχνης, που παρέχει πρόσβαση σε μια πλούσια συλλογή έργων από διάφορους καλλιτέχνες και καλλιτεχνικά ρεύματα. Ιδρύθηκε με σκοπό να κάνει την τέχνη πιο προσιτή στο κοινό και να προσφέρει εκπαιδευτικούς πόρους για σπουδαστές, ερευνητές και λάτρεις της τέχνης. Η πλατφόρμα φιλοξενεί έργα από περισσότερους από 3.000 καλλιτέχνες, καλύπτοντας μια μεγάλη χρονική περίοδο, από την Αναγέννηση μέχρι τη σύγχρονη εποχή. Εκτός από την παροχή πρόσβασης σε ψηφιοποιημένα έργα τέχνης υψηλής ανάλυσης, το WikiArt προσφέρει επίσης εκτενείς πληροφορίες για κάθε καλλιτέχνη και το έργο του, συμπεριλαμβανομένων βιογραφικών, ανάλυσης των καλλιτεχνικών ρευμάτων και περιόδων, καθώς και σχολιασμών για τα ίδια τα έργα. Η πλατφόρμα αποτελεί πολύτιμο εργαλείο για την κατηγοριοποίηση και την ανάλυση έργων τέχνης, βοηθώντας στην προώθηση της τέχνης και της πολιτιστικής κληρονομιάς παγκοσμίως.

### 3.1.3. Επιλογή χαρακτηριστικών

Μετά τη δημιουργία της βάσης δεδομένων, ακολούθησε η επιλογή των χαρακτηριστικών που θα χρησιμοποιηθούν για το σύστημα ταξινόμησης. Επιλέχθηκαν χαρακτηριστικά υφής και χρώματος, τα οποία είναι κρίσιμα για την κατηγοριοποίηση έργων τέχνης. Για τα χαρακτηριστικά υφής επιλέχθηκαν τα χαρακτηριστικά Haralick, τα οποία υπολογίζονται για γωνίες  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  και  $135^\circ$  του Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) σε απόσταση 3 pixels και με 8 επίπεδα γκρι. Ο μέσος όρος αυτών των χαρακτηριστικών λαμβάνεται για να δοθεί μια συνολική περιγραφή της υφής της εικόνας, επιτρέποντας μια ολοκληρωμένη ανάλυση της υφής και παροχή πλούσιων στατιστικών στοιχείων για την κατηγοριοποίηση και την αναγνώριση μοτίβων. Συνολικά υπολογίζουμε 14 χαρακτηριστικά Haralick.

Τα χαρακτηριστικά χρώματος που επιλέχθηκαν προκύπτουν από το ιστόγραμμα της εικόνας στα χρωματικά κανάλια Red, Green, Blue, Hue, Saturation, και Value. Οι στατιστικές μετρικές που χρησιμοποιούνται για τα παραπάνω κανάλια χρώματος είναι οι εξής: mean (μέσος όρος), standard Deviation (τυπική απόκλιση), skewness (ασυμμετρία), kurtosis (κυρτότητα), energy (ενέργεια) και entropy (εντροπία).

### 3.1.4. Κλιμάκωση των επιλεγμένων χαρακτηριστικών

Η κλιμάκωση των χαρακτηριστικών είναι επίσης ζωτικής σημασίας για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης των ταξινομητών. Η κλιμάκωση είναι μια διαδικασία κατά την οποία τα χαρακτηριστικά προσαρμόζονται ώστε να βρίσκονται σε ένα συγκρίσιμο εύρος τιμών. Χωρίς την κλιμάκωση, τα χαρακτηριστικά με μεγαλύτερα αριθμητικά εύρη θα μπορούσαν να κυριαρχήσουν στις μετρήσεις απόστασης που χρησιμοποιούνται από πολλά μοντέλα μηχανικής μάθησης, οδηγώντας σε στρεβλωμένα αποτελέσματα. Η κλιμάκωση βοηθά στην αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, διασφαλίζοντας ότι όλα τα χαρακτηριστικά συνεισφέρουν εξίσου στη διαδικασία εκμάθησης.



### 3.1.5. Επιλογή ταξινομητών

Στη συνέχεια, τα χαρακτηριστικά αυτά τροφοδοτούνται σε ταξινομητές όπως LDC, kNN, SVM, και Decision Trees. Αυτοί οι ταξινομητές επιλέχθηκαν λόγω της αποδεδειγμένης απόδοσής τους σε προβλήματα όρασης υπολογιστών και της ικανότητάς τους να διαχειρίζονται σύνθετα μοτίβα στα δεδομένα, επιτυγχάνοντας υψηλά επίπεδα ακρίβειας στην ταξινόμηση των έργων τέχνης. Ο κάθε ταξινομητής έχει τα δικά του πλεονεκτήματα και χρησιμοποιείται ανάλογα με τις απαιτήσεις της εφαρμογής και τα χαρακτηριστικά των δεδομένων. Εξειδικεύσεις των ταξινομητών αυτών (πχ Quadratic SVM) επιλέχθηκαν κατόπιν πειραματικών δοκιμών.

Οι ταξινομητές που χρησιμοποιούνται στην παρούσα εργασία διακρίνονται ως προς την υπολογιστική πολυπλοκότητα και την προβλεπτική τους ικανότητα. Οι LDC, KNN και τα Decision Trees έχουν χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα, καθιστώντας τους κατάλληλους για εφαρμογές όπου η ταχύτητα και η απλότητα είναι κρίσιμες. Ο KNN απαιτεί ελάχιστο χρόνο εκπαίδευσης και απλά υπολογίζει τις αποστάσεις κατά την πρόβλεψη, ενώ τα Decision Trees κατασκευάζονται γρήγορα μέσω διαδοχικών διασπάσεων των δεδομένων. Από την άλλη πλευρά, τα SVM παρουσιάζουν υψηλότερη υπολογιστική πολυπλοκότητα λόγω της ανάγκης για εκτενή εκπαίδευση και βελτιστοποίηση των υπερεπιπέδων. Παρά την αυξημένη πολυπλοκότητα, αυτά τα μοντέλα διακρίνονται για την υψηλή προβλεπτική τους ικανότητα, ιδιαίτερα σε προβλήματα με σύνθετα και μη γραμμικά μοτίβα. Αυτή η ικανότητα να συλλαμβάνουν περίπλοκες σχέσεις στα δεδομένα τα καθιστά εξαιρετικά πολύτιμα σε παρόμοιες εφαρμογές, όπου η ακρίβεια και η δυνατότητα γενίκευσης είναι πρωταρχικής σημασίας.

## 3.2. Μεθοδολογία κώδικα

### 3.2.1. Σύνομη περιγραφή της δομής του προγράμματος

Ο κώδικας MATLAB που δημιουργήσαμε αποσκοπεί στη δημιουργία ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης που μπορεί να ταξινομήσει πίνακες ζωγραφικής ανάλογα με τον καλλιτέχνη που τους δημιούργησε. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της εξαγωγής χαρακτηριστικών από τις εικόνες των πινάκων και της εκπαίδευσης διαφόρων μοντέλων μηχανικής μάθησης για να αναγνωρίζουν τα χαρακτηριστικά που είναι αντιπροσωπευτικά του στυλ κάθε καλλιτέχνη.

### 3.2.2. Φόρτωση των εικόνων σε imagedatastore

Η διαδικασία ξεκινά με τη φόρτωση των εικόνων και την ανάθεση ετικετών που αντιστοιχούν στους καλλιτέχνες. Οι εικόνες οργανώνονται σε υποφακέλους με τα ονόματα των καλλιτεχνών, και οι ετικέτες λαμβάνονται από τα ονόματα αυτών των φακέλων. Αφού φορτωθούν οι εικόνες και οι ετικέτες, προχωρούμε στην εξαγωγή χαρακτηριστικών από κάθε εικόνα. Οι εικόνες φορτώνονται σε έναν imagedatastore, ένα ευρέως διαδεδομένο εργαλείο στη MATLAB για τη διαχείριση μεγάλων συνόλων δεδομένων εικόνων. Αυτό επιτρέπει την αποδοτική αποθήκευση και επεξεργασία των εικόνων, ενώ παράλληλα διευκολύνει την πρόσβαση και την ανάκτηση των δεδομένων κατά τη διάρκεια της ανάλυσης. Ο imagedatastore είναι ιδιαίτερα χρήσιμος για την αυτοματοποίηση της ροής εργασίας και τη διασφάλιση της συνέπειας στα πειράματα.

### 3.2.3. Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Αφού φορτωθούν οι εικόνες, εξάγονται τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά, όπως τα χαρακτηριστικά Haralick και τα χρωματικά ιστογράμματα. Αυτή η διαδικασία περιλαμβάνει την ανάλυση κάθε εικόνας και την εξαγωγή ποσοτικών δεδομένων που αντιπροσωπεύουν τις ιδιότητες της εικόνας. Η ακριβής εξαγωγή των χαρακτηριστικών είναι κρίσιμη για την αποτελεσματική εκπαίδευση των μοντέλων ταξινόμησης. Αυτά τα χαρακτηριστικά παρέχουν μια λεπτομερή περιγραφή των εικόνων, η οποία είναι απαραίτητη για την εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης. Αυτά τα χαρακτηριστικά περιλαμβάνουν στατιστικές πληροφορίες από τα ιστογράμματα χρώματος και χαρακτηριστικά υψής Haralick, παρέχοντας μια λεπτομερή περιγραφή των εικόνων. Συνολικά εξάγονται 36 χαρακτηριστικά από τα ιστογράμματα χρώματος και 14 χαρακτηριστικά υψής Haralick, δημιουργώντας ένα σύνολο 50 χαρακτηριστικών.

### **3.2.4. Κλιμάκωση των χαρακτηριστικών**

Μετά την εξαγωγή, κλιμακώνουμε τα χαρακτηριστικά για κάθε καλλιτέχνη, εξασφαλίζοντας ότι όλα τα χαρακτηριστικά βρίσκονται σε ένα συγκρίσιμο εύρος τιμών. Αυτό διευκολύνει την εκπαίδευση των μοντέλων και βελτιώνει την απόδοσή τους, αποτρέποντας την κυριαρχία χαρακτηριστικών με μεγαλύτερες αριθμητικές τιμές.

### **3.2.5. Διαχωρισμός Δεδομένων σε Σύνολα Εκπαίδευσης και Αξιολόγησης**

Η επιλογή αυτή αποσκοπεί στο να διασφαλίσουμε ότι τα μοντέλα μας μπορούν να γενικεύουν καλά σε νέα, ανεξάρτητα δεδομένα. Εκπαιδεύοντας το μοντέλο σε ένα μέρος των δεδομένων και δοκιμάζοντάς το σε ένα ανεξάρτητο σύνολο, μπορούμε να αξιολογήσουμε την πραγματική απόδοσή του. Αυτός ο διαχωρισμός (70-30) μας επιτρέπει να ανιχνεύσουμε προβλήματα όπως η υπερεκπαίδευση (overfitting), όπου το μοντέλο αποδίδει εξαιρετικά καλά στα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά αποτυγχάνει να γενικεύσει στα δεδομένα δοκιμής. Η διαδικασία αυτή είναι αναγκαία διότι, χωρίς έναν σωστό διαχωρισμό των δεδομένων, η αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου μπορεί να είναι παραπλανητική. Για παράδειγμα, αν δοκιμάσουμε το μοντέλο στα ίδια δεδομένα με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση, το αποτέλεσμα μπορεί να είναι υπερβολικά αισιόδοξο και να μην αντικατοπτρίζει την πραγματική ικανότητα του μοντέλου να γενικεύει. Με τη χρήση ξεχωριστών συνόλων εκπαίδευσης και αξιολόγησης, μπορούμε να έχουμε μια πιο αξιόπιστη και ακριβή εκτίμηση της απόδοσης του μοντέλου.

### **3.2.6. Εκπαίδευση και αξιολόγηση των ταξινομητών σε πλήρη δεδομένα**

Οι επιλεγμένοι ταξινομητές (KNN, SVM, Decision Tree και ο Linear Discriminant Classifier) εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας το σύνολο εκπαίδευσης και στη συνέχεια αξιολογούνται με το σύνολο δοκιμής. Κατά την εκπαίδευση, τα μοντέλα μαθαίνουν να αναγνωρίζουν τα μοτίβα στα δεδομένα και να προβλέπουν τις κατηγορίες των νέων δειγμάτων. Η αξιολόγηση περιλαμβάνει τη μέτρηση της ακρίβειας για να διαπιστωθεί η αποτελεσματικότητα των μοντέλων. Η αξιολόγηση γίνεται επάνω στο σύνολο αξιολόγησης, το οποίο έχουμε φροντίσει να έχει ίση αντιπροσώπευση κάθε καλλιτέχνη προκειμένου να έχουμε αντικειμενικά αποτελέσματα.

### **3.2.7. PCA για μείωση διαστάσεων**

Εφαρμόζουμε την PCA για να μειώσουμε το πλήθος των χαρακτηριστικών που έχουμε εξάγει από τις εικόνες. Η PCA είναι μια τεχνική μείωσης διαστάσεων που μετασχηματίζει το σύνολο χαρακτηριστικών σε ένα νέο σύνολο κύριων συνιστωσών. Αυτές οι κύριες συνιστώσες είναι γραμμικοί συνδυασμοί των αρχικών χαρακτηριστικών και είναι διατεταγμένες κατά φθίνουσα σειρά της συνεισφοράς τους στη συνολική διακύμανση των δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο, μπορούμε να διατηρήσουμε τις πιο σημαντικές πληροφορίες ενώ μειώνουμε τον αριθμό των χαρακτηριστικών. Επιλέγουμε τον αριθμό των κύριων συνιστωσών που πρέπει να διατηρηθούν έτσι ώστε να εξηγείται το 99% της συνολικής διακύμανσης των δεδομένων. Αυτό γίνεται υπολογίζοντας το αθροιστικό ποσοστό της εξηγούμενης διακύμανσης και βρίσκοντας τον ελάχιστο αριθμό συνιστωσών που απαιτούνται για να φτάσουμε ή να υπερβούμε το 99%.

Η εφαρμογή της PCA αποσκοπεί στη μείωση της πολυπλοκότητας του μοντέλου και στη βελτίωση της αποδοτικότητάς του. Μειώνοντας τον αριθμό των χαρακτηριστικών, μειώνουμε επίσης τον αριθμό των παραμέτρων που πρέπει να εκπαιδευτούν. Επιπλέον, οι κύριες συνιστώσες συχνά περιέχουν τις πιο σημαντικές πληροφορίες, επιτρέποντας στο μοντέλο να διατηρήσει υψηλή ακρίβεια με λιγότερα χαρακτηριστικά. Επιπλέον, η χρήση της PCA μπορεί να βοηθήσει στην ανίχνευση και απομάκρυνση περιττών ή θορυβωδών χαρακτηριστικών, τα οποία μπορεί να επηρεάσουν αρνητικά την απόδοση του μοντέλου.

### **3.2.8. Επανεκπαίδευση και αξιολόγηση των ταξινομητών σε μειωμένα δεδομένα**

Μετά τη μείωση των διαστάσεων μέσω PCA, οι ταξινομητές επανεκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας τα νέα, μειωμένα και μετασχηματισμένα σύνολα δεδομένων. Η επανεκπαίδευση επιτρέπει στα μοντέλα να προσαρμοστούν στα πιο συνοπτικά και ενημερωτικά χαρακτηριστικά, βελτιώνοντας ενδεχομένως την απόδοσή τους. Η αξιολόγηση των μοντέλων πραγματοποιείται και πάλι, διασφαλίζοντας ότι η μείωση των διαστάσεων δεν επηρέασε αρνητικά την ικανότητα πρόβλεψης.

### **3.2.9. Αξιολόγηση των μοντέλων**

Η αξιολόγηση των μοντέλων είναι το τελευταίο βήμα της ερευνητικής μας μεθοδολογίας. Η αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων γίνεται κυρίως με τη χρήση της ακρίβειας (accuracy) τόσο στα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και στα δεδομένα δοκιμής. Η ακρίβεια είναι ένας βασικός δείκτης που μετρά το ποσοστό των σωστών προβλέψεων επί του συνόλου των προβλέψεων. Για κάθε μοντέλο που εκπαιδεύεται, υπολογίζουμε την ακρίβεια στο σύνολο εκπαίδευσης για να δούμε πώς αποδίδει το μοντέλο με τα δεδομένα που έχει δει κατά την εκπαίδευση. Επιπλέον, υπολογίζουμε την ακρίβεια στο σύνολο δοκιμής για να αξιολογήσουμε πώς το μοντέλο γενικεύει σε νέα δεδομένα που δεν έχει δει προηγουμένως.

## **4. Πειραματικό μέρος και Αποτελέσματα**

Η παρούσα έρευνα διερεύνησε την δυνατότητα αυτόματης κατηγοριοποίησης έργων τέχνης με βάση τον καλλιτέχνη, αξιοποιώντας τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας και μηχανικής μάθησης. Μέσω της ανάλυσης χαρακτηριστικών χρώματος και υφής, η μελέτη αξιολόγησε την απόδοση τεσσάρων διαφορετικών ταξινομητών στην αναγνώριση μοτίβων που διακρίνουν τα έργα πέντε γνωστών καλλιτεχνών. Τα αποτελέσματα αποκαλύπτουν σημαντικές διαφορές στην ακρίβεια των μοντέλων, υπογραμμίζοντας την σημασία της επιλογής του κατάλληλου αλγορίθμου για την αντιμετώπιση του συγκεκριμένου προβλήματος. Στο κεφάλαιο αυτό, θα

συνοψίσουμε τα κύρια ευρήματα της έρευνας, επισημαίνοντας τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα κάθε μοντέλου, και θα συζητήσουμε τις συνεπαγωγές τους για την ψηφιακή ανάλυση και κατηγοριοποίηση έργων τέχνης. Παρακάτω θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα για κάθε αλγόριθμο που χρησιμοποιήθηκε.

#### 4.1. Εκπαίδευση σε πλήρη δεδομένα

Στοχεύουμε στην εκπαίδευση και την αξιολόγηση διαφόρων μοντέλων μηχανικής μάθησης χρησιμοποιώντας το πλήρες σύνολο χαρακτηριστικών που έχουμε εξάγει από τις εικόνες. Ο σκοπός αυτού του βήματος είναι να εκπαιδύσουμε τα μοντέλα σε ένα μεγάλο εύρος δεδομένων και να αξιολογήσουμε την απόδοσή τους τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο δοκιμής.

##### 4.1.1. Linear Discriminant Classifier

Ο LDC αναδεικνύεται ως ένα εξαιρετικά αποτελεσματικό εργαλείο για την κατηγοριοποίηση έργων τέχνης στην παρούσα μελέτη. Η αξιοσημείωτη απόδοσή του, με ακρίβεια 98% στο σύνολο εκπαίδευσης και 98% στο σύνολο δοκιμής, υπογραμμίζει την ικανότητά του να διαχωρίζει με ακρίβεια τα έργα διαφόρων καλλιτεχνών. Η υψηλή ακρίβεια στο σύνολο δοκιμής, μάλιστα, ενισχύει την πεποίθηση ότι ο LDC μπορεί να γενικεύσει αποτελεσματικά σε νέα άγνωστα δεδομένα, καθιστώντας τον ιδιαίτερα αξιόπιστο για πρακτικές εφαρμογές.

Ο LDC έχει επιτύχει πολύ καλά αποτελέσματα, όπως φαίνεται από τον πίνακα σύγχυσης (Εικόνα 8). Συγκεκριμένα, ο ταξινομητής αναγνωρίζει με ακρίβεια τους περισσότερους πίνακες ζωγραφικής των πέντε καλλιτεχνών (El Greco, Frida Kahlo, Michelangelo, Pierre-Auguste Renoir, και Rembrandt). Η υψηλή ακρίβεια που παρουσιάζει στις περισσότερες κατηγορίες υποδηλώνει ότι ο ταξινομητής μπορεί να διακρίνει αρκετά αποτελεσματικά τα έργα αυτών των καλλιτεχνών, βασιζόμενος στα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί από τις εικόνες.

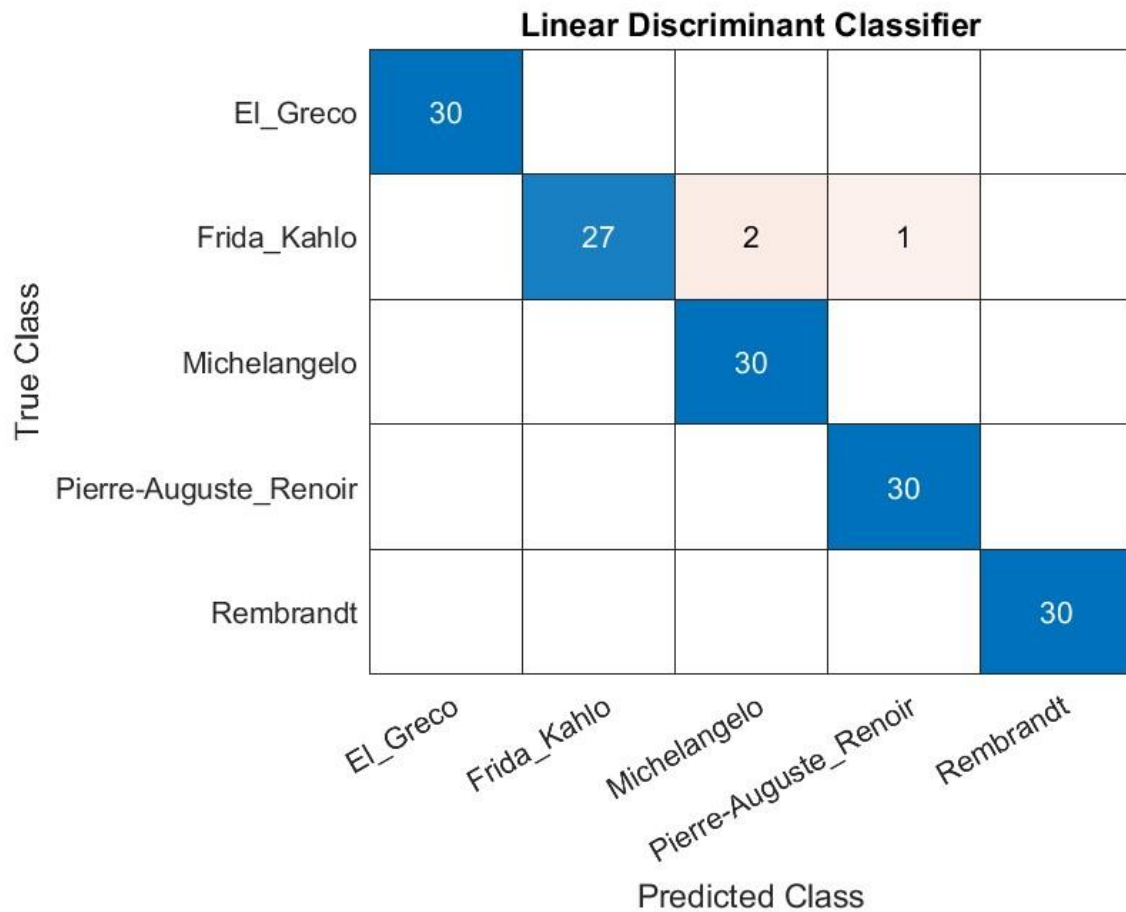
Παρά τα καλά αποτελέσματα, υπάρχουν ορισμένα λάθη. Συγκεκριμένα, παρατηρούμε ότι ο LDC ταξινομεί λανθασμένα τρία έργα της Frida Kahlo. Τα λάθη αυτά είναι πολύ λίγα σε σχέση με τον συνολικό αριθμό ταξινομήσεων, γεγονός που υποδεικνύει ότι ο ταξινομητής είναι αρκετά ακριβής, αν και κάποιες φορές μπορεί να μπερδεύει έργα καλλιτεχνών που έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά.

Η επιτυχία του LDC μπορεί να αποδοθεί σε διάφορους παράγοντες. Πρώτον, ο LDC βασίζεται στην υπόθεση ότι τα δεδομένα από κάθε κλάση ακολουθούν κανονική κατανομή και ότι οι διασπορές των κλάσεων είναι ίδιες. Αυτή η υπόθεση, όταν ισχύει, επιτρέπει την κατασκευή γραμμικών ορίων απόφασης που διαχωρίζουν τις κλάσεις με ακρίβεια. Η απλότητα του μοντέλου διευκολύνει την κατανόηση της διαδικασίας ταξινόμησης και την ερμηνεία των αποτελεσμάτων, ενώ παράλληλα συμβάλλει στην ταχεία εκπαίδευση και μείωση των υπολογιστικών απαιτήσεων.

Δεύτερον, στην παρούσα μελέτη, η υψηλή ακρίβεια του LDC, υποδηλώνει ότι τα δεδομένα που αντιπροσωπεύουν τα έργα τέχνης είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Αυτό σημαίνει ότι η γραμμική συνάρτηση του LDC είναι ικανή να διαχωρίζει τις κλάσεις με επιτυχία χρησιμοποιώντας τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά. Τρίτον, η ικανότητα γενίκευσης του LDC είναι ιδιαίτερα σημαντική για πρακτικές εφαρμογές. Η υψηλή ακρίβεια στο σύνολο δοκιμής μας δείχνει ότι το μοντέλο δεν

επηρεάζεται από περιττές λεπτομέρειες στα δεδομένα εκπαίδευσης και μπορεί να γενικεύσει αποτελεσματικά σε νέα δεδομένα. Αυτό καθιστά τον LDC ένα ευέλικτο και αξιόπιστο μοντέλο για την ανάλυση και την κατηγοριοποίηση έργων τέχνης.

Παρόλα αυτά, είναι σημαντικό να επισημάνουμε ότι η αποτελεσματικότητα του LDC εξαρτάται από την ισχύ των υποθέσεων που κάνει για τα δεδομένα. Εάν τα δεδομένα δεν ακολουθούν κανονική κατανομή ή οι διασπορές των κλάσεων είναι σημαντικά διαφορετικές, η απόδοση του LDC μπορεί να υποβαθμιστεί. Σε τέτοιες περιπτώσεις, άλλα μοντέλα, όπως το SVM ή τα δέντρα απόφασης, μπορεί να αποδειχθούν πιο αποτελεσματικά.



**Εικόνα 8. Απόδοση του LDC επάνω στο test set**

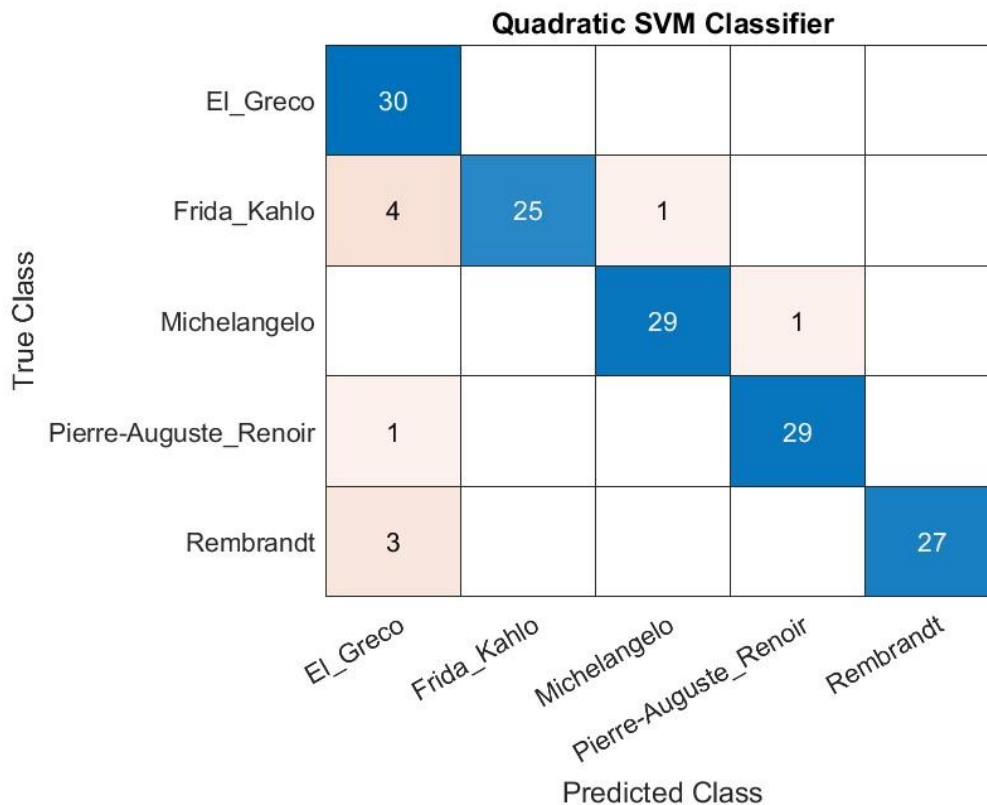
**4.1.2. Quadratic SVM Classifier**

Ο Quadratic SVM Classifier, αν και ελαφρώς λιγότερο ακριβής από τον LDC, παρουσιάζει επίσης αξιοσημείωτη απόδοση στην κατηγοριοποίηση των έργων τέχνης. Με ακρίβεια 94,3% στο σύνολο εκπαίδευσης και 93,33% στο σύνολο δοκιμής, το Quadratic SVM κατατάσσεται ως ένα ισχυρό

εργαλείο για την ανάλυση και ταξινόμηση ψηφιακών έργων τέχνης. Η αποτελεσματικότητα του Quadratic SVM πηγάζει από την ευελιξία του μοντέλου. Σε αντίθεση με τον LDC που περιορίζεται σε γραμμικά όρια απόφασης, ο SVM μπορεί να διαχειριστεί μη γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι ο SVM μπορεί να αντιληφθεί πιο σύνθετα μοτίβα στα δεδομένα, επιτρέποντας την ακριβή ταξινόμηση έργων που δεν μπορούν να διαχωριστούν αποτελεσματικά με μια γραμμική συνάρτηση. Όπως φαίνεται από τον πίνακα σύγχυσης (Εικόνα 9), η πλειονότητα των έργων ταξινομείται σωστά στις κατηγορίες των αντίστοιχων καλλιτεχνών. Συγκεκριμένα, ο ταξινομητής καταφέρνει να αναγνωρίσει σωστά 30 έργα του El Greco, 25 έργα της Frida Kahlo, 29 έργα του Michelangelo, 29 έργα του Pierre-Auguste Renoir και 27 έργα του Rembrandt.

Ωστόσο, παρατηρούνται αρκετά λάθη ταξινόμησης, κυρίως γύρω από έργα της Frida Kahlo και του Rembrandt. Τα λάθη αυτά είναι σχετικά περιορισμένα αλλά μειώνουν σημαντικά την γενική απόδοση του ταξινομητή σε σχέση με τους άλλους.

Συνολικά, ο τετραγωνικός SVM πριν την εφαρμογή της PCA καταφέρνει να επιτύχει υψηλή ακρίβεια, με κάποια λάθη ταξινόμησης. Τα λάθη που παρατηρούνται φαίνεται να οφείλονται σε περιπτώσεις όπου τα χαρακτηριστικά των έργων μπορεί να παρουσιάζουν κάποιες ομοιότητες ή να έχουν κοινά στοιχεία που δυσκολεύουν τον διαχωρισμό από τον ταξινομητή. Παρά αυτά τα σφάλματα, ο τετραγωνικός SVM παραμένει ένας αξιόπιστος και αποτελεσματικός ταξινομητής.



**Εικόνα 9. Απόδοση του SVM επάνω στο test set**



**Εικόνα 10. Απόδοση του Weighted kNN επάνω στο test set****4.1.4. Fine Tree Classifier**

Τα δέντρα απόφασης προσφέρουν μια εύκολα ερμηνεύσιμη προσέγγιση στην ταξινόμηση, καθώς η διαδικασία λήψης απόφασης μπορεί να αναπαρασταθεί οπτικά με ένα διάγραμμα δέντρου. Κάθε κόμβος στο δέντρο αντιπροσωπεύει ένα χαρακτηριστικό και κάθε κλάδος αντιπροσωπεύει μια πιθανή τιμή του χαρακτηριστικού αυτού. Η διαδικασία ταξινόμησης ακολουθεί τα κλαδιά του δέντρου μέχρι να φτάσει σε ένα φύλλο, το οποίο αντιστοιχεί σε μια συγκεκριμένη κλάση. Τα δέντρα απόφασης, ιδιαίτερα όταν δεν υπάρχει έλεγχος στην ανάπτυξή τους, μπορούν να γίνουν πολύ σύνθετα και να μαθαίνουν πολύ ειδικά μοτίβα στα δεδομένα εκπαίδευσης. Αυτό οδηγεί σε χαμηλότερη ακρίβεια στο σύνολο δοκιμής, καθώς το μοντέλο δυσκολεύεται να γενικεύσει σε νέα δεδομένα

Ο ταξινομητής Fine Tree παρουσιάζει μέτρια απόδοση στην ταξινόμηση των έργων των καλλιτεχνών. Ο πίνακας σύγχυσης (Εικόνα 11) δείχνει ότι ο ταξινομητής καταφέρνει να αναγνωρίσει σωστά κάποιους καλλιτέχνες, αλλά παρουσιάζει πολλά λάθη ταξινόμησης στους περισσότερους. Συγκεκριμένα, αναγνωρίζει σωστά 16 έργα του El Greco, 18 έργα της Frida Kahlo, 25 έργα του Michelangelo, 16 έργα του Pierre-Auguste Renoir και 23 έργα του Rembrandt. Με ακρίβεια 68,6% στο σύνολο εκπαίδευσης και 65,3% στο σύνολο δοκιμής, η ικανότητα του Fine Tree να διαχωρίζει με ακρίβεια τα έργα τέχνης διαφόρων καλλιτεχνών αποδεικνύεται περιορισμένη, αν και δεν παρουσιάζει σημάδια υπερεκπαίδευσης. Αυτά τα λάθη δείχνουν ότι ο ταξινομητής Fine Tree αντιμετωπίζει δυσκολίες στη διάκριση μεταξύ των έργων των καλλιτεχνών, ενδεχομένως λόγω της πολυπλοκότητας και των ομοιοτήτων στα χαρακτηριστικά των έργων τέχνης. Η εικόνα 11 παρουσιάζει την πίνακα σύγχυσης για τον Ταξινομητή Fine Tree.



**Fine Tree Classifier**

True Class	El_Greco	16		7	4	3
	Frida_Kahlo	5	18	5	2	
	Michelangelo	3	2	25		
	Pierre-Auguste_Renoir	5	3	6	16	
	Rembrandt	3		2	2	23
		El_Greco	Frida_Kahlo	Michelangelo	Pierre-Auguste_Renoir	Rembrandt
		Predicted Class				

**Εικόνα 11. Απόδοση του Fine Tree επάνω στο test set**

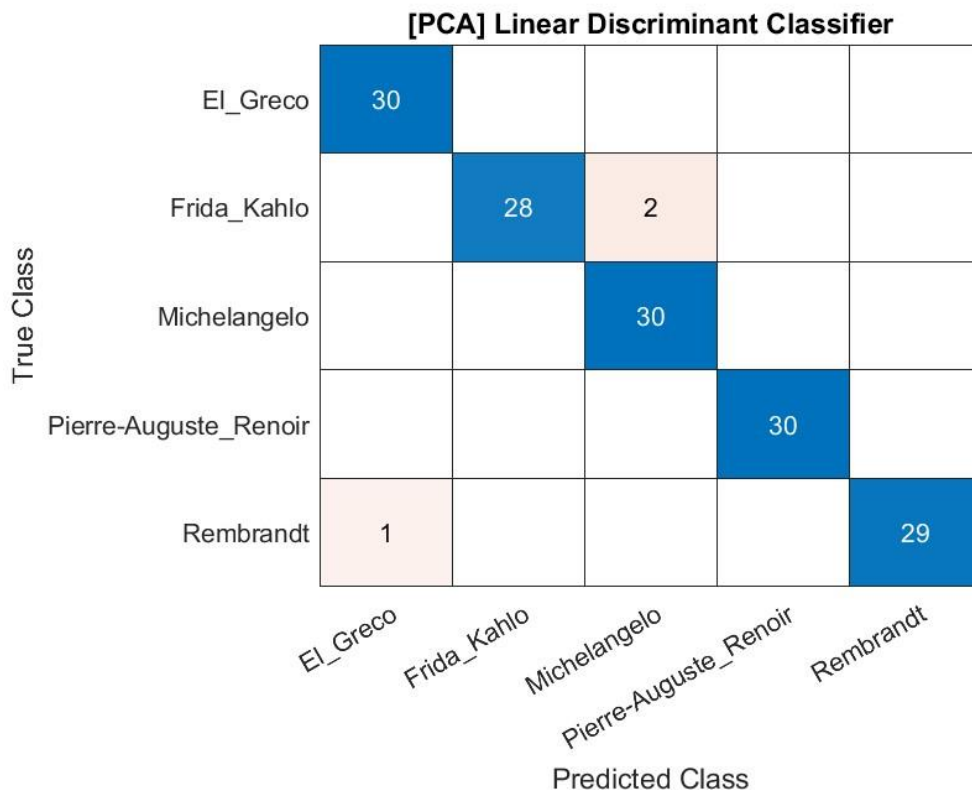
## 4.2. Εκπαίδευση σε μειωμένο σετ δεδομένων έπειτα από εφαρμογή PCA

### 4.2.1. Linear Discriminant Classifier (PCA)

Μετά την εφαρμογή της PCA, ο LDC συνεχίζει να παρουσιάζει την ίδια υψηλή ακρίβεια (97,1% επί του συνόλου εκπαίδευσης και 98% επί του συνόλου δοκιμής). Ο πίνακας σύγχυσης (Εικόνα 12) δείχνει ότι η απόδοση του ταξινομητή παραμένει ισχυρή, αλλά υπάρχουν κάποιες παρατηρήσεις που έχουν ταξινομηθεί λανθασμένα σε διαφορετικές κατηγορίες. Συγκεκριμένα, δύο έργα της Frida Kahlo έχουν ταξινομηθεί λανθασμένα ως έργα άλλου καλλιτέχνη, και ένα έργο του Rembrandt έχει ταξινομηθεί λανθασμένα. Η εικόνα 12 αναδεικνύει την απόδοση του LDC με εφαρμογή PCA για μείωση διαστάσεων. Η έντονη μπλε διαγώνιος στον πίνακα σύγχυσης δείχνει ότι το μοντέλο ταξινομεί σωστά την πλειονότητα των έργων τέχνης.

Τα λάθη που γίνονται είναι (και πάλι) πολύ λίγα, υποδεικνύοντας ότι ο ταξινομητής είναι ακόμα πολύ αποτελεσματικός. Αφού η απόδοση του ταξινομητή δεν έχει μειωθεί, συμπεραίνουμε ότι η συμπίεση της πληροφορίας μέσω της PCA δεν έχει επηρεάσει την απόδοση του.

Από τεχνική άποψη, η χρήση της PCA για τη μείωση των διαστάσεων των δεδομένων διατηρώντας το 99% της διακύμανσης επιτρέπει στον ταξινομητή να λειτουργεί με λιγότερα χαρακτηριστικά, κάτι που μπορεί να μειώσει την υπολογιστική πολυπλοκότητα και να βελτιώσει την αποδοτικότητα του μοντέλου. Εν τέλει, η εφαρμογή της PCA βελτιώνει την αποδοτικότητα του μοντέλου, αλλά θα πρέπει να γίνεται με προσοχή ώστε να μην επηρεάζεται αρνητικά η ακρίβεια της ταξινόμησης. Κάποια τέτοια αρνητική επίδραση δεν παρατηρήθηκε εδώ, επομένως ενθαρρύνεται η χρήση της PCA.



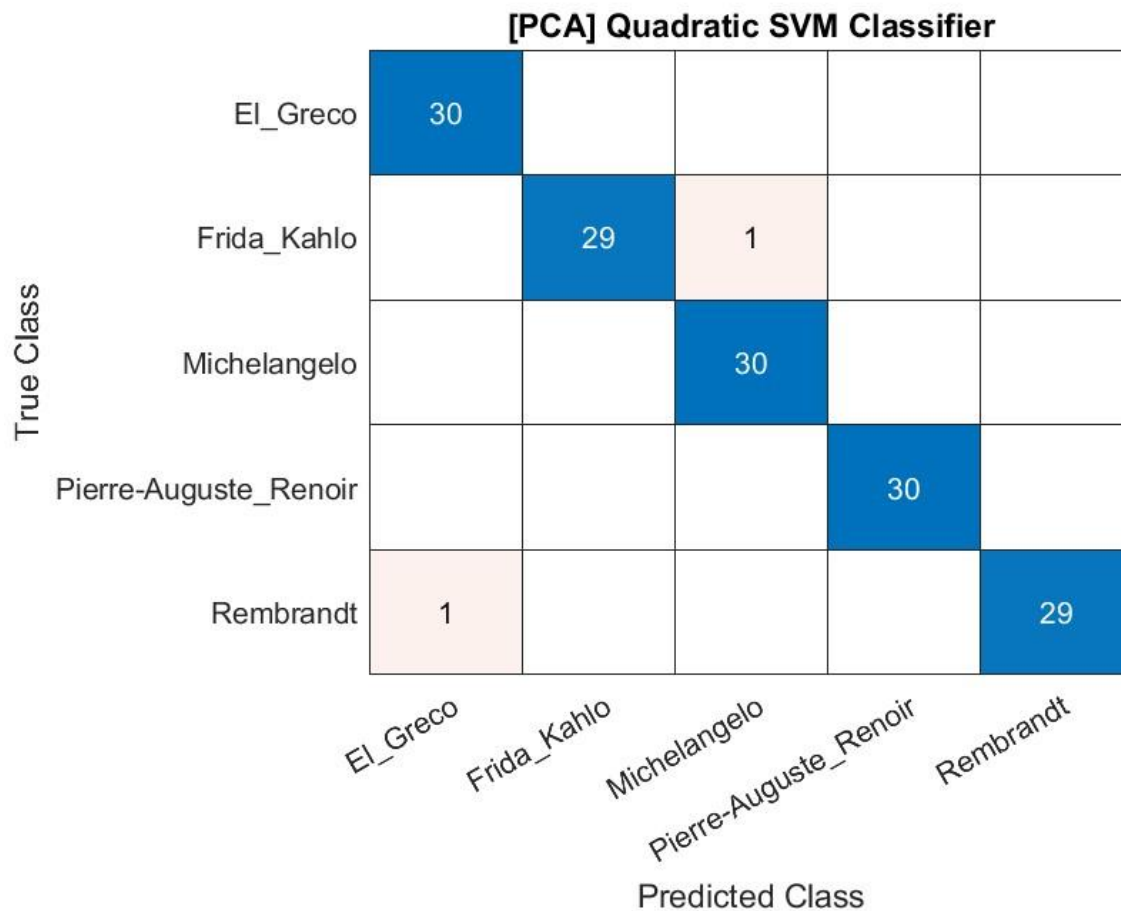
**Εικόνα 12. Απόδοση του LDC επάνω στο test set μετά την εφαρμογή PCA**

#### 4.2.2. Quadratic SVM Classifier (PCA)

Η εικόνα 13 δείχνει τον πίνακα σύγχυσης για τον Τετραγωνικό Ταξινομητή SVM (Quadratic SVM) με εφαρμογή PCA. Ο πίνακας σύγχυσης (Εικόνα 13) δείχνει ότι ο ταξινομητής γίνεται ακόμη πιο αποτελεσματικός, καταφέρνοντας να ταξινομήσει σωστά την πλειονότητα των έργων στις κατηγορίες των αντίστοιχων καλλιτεχνών. Συγκεκριμένα, αναγνωρίζει σωστά 30 έργα του El Greco, 29 έργα της Frida Kahlo, 30 έργα του Michelangelo, 30 έργα του Pierre-Auguste Renoir,

και 29 έργα του Rembrandt, επιτυγχάνει επομένως ακρίβεια 98,66% στο σύνολο δοκιμής με ακρίβεια 97,1% επί του συνόλου εκπαίδευσης.

Παρατηρούνται ελάχιστα λάθη ταξινόμησης, χαρακτηριστικά ένα έργο της Frida Kahlo και ένα έργο του Rembrandt. Τα λάθη αυτά είναι λιγότερα σε σχέση με τον αρχικό πίνακα σύγκρισης πριν την εφαρμογή της PCA, υποδεικνύοντας ότι η μείωση των διαστάσεων μέσω της PCA βελτίωσε την ακρίβεια της ταξινόμησης σε ορισμένες κατηγορίες. Η PCA βοηθά στη μείωση της πολυπλοκότητας του μοντέλου και μπορεί να μειώσει τον θόρυβο στα δεδομένα, κάτι που φαίνεται να ωφελεί τον ταξινομητή SVM. Συνολικά, η εφαρμογή της PCA στο τετραγωνικό SVM προσφέρει βελτιωμένη απόδοση και αποδοτικότητα.



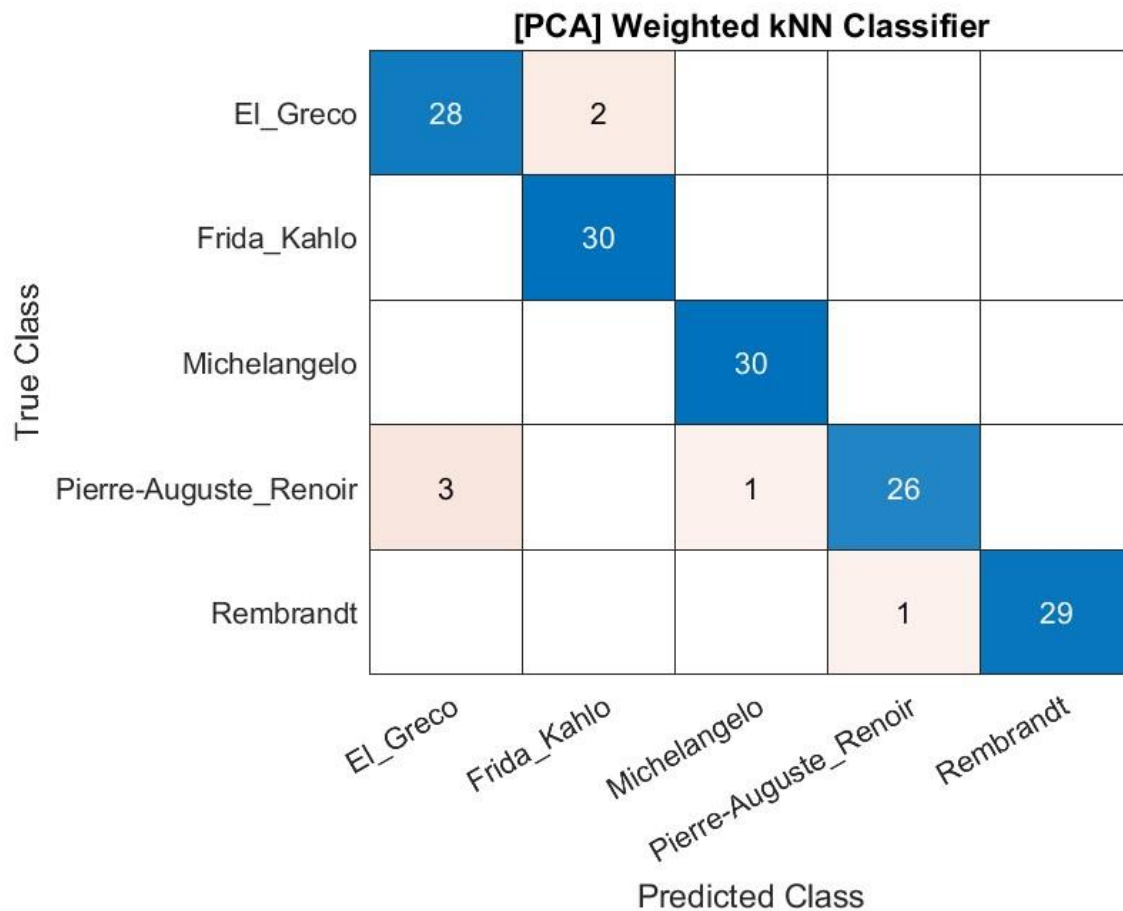
**Εικόνα 13. Απόδοση του SVM επάνω στο test set μετά την εφαρμογή PCA**

#### 4.2.3. Weighted kNN classifier (PCA)

Μετά την εφαρμογή της PCA, ο weighted kNN παρουσιάζει βελτιωμένη ακρίβεια στην ταξινόμηση των έργων των καλλιτεχνών. Ο πίνακας σύγκρισης (Εικόνα 14) δείχνει ότι ο ταξινομητής καταφέρνει να αναγνωρίσει σωστά 28 έργα του El Greco, 30 έργα της Frida Kahlo, 30 έργα του Michelangelo, 26 έργα του Pierre-Auguste Renoir, και 29 έργα του Rembrandt. Η εφαρμογή της

PCA φαίνεται να βελτιώνει την απόδοση του kNN, μειώνοντας τον αριθμό των σφαλμάτων ταξινόμησης σε σχέση με την αρχική του απόδοση πριν την PCA, αφού η ακρίβεια του μοντέλου τώρα ανέρχεται στο 89,7% στο σύνολο εκπαίδευσης και στο 95,3% στο σύνολο δοκιμής.

Παρά τις βελτιώσεις, παρατηρούνται ακόμα ορισμένα σφάλματα. Αυτά τα σφάλματα δείχνουν ότι, αν και η PCA βελτίωσε την απόδοση του ταξινομητή, υπάρχουν ακόμα περιπτώσεις όπου ο kNN δυσκολεύεται να διακρίνει μεταξύ ορισμένων κατηγοριών. Αυτό δεν αλλάζει ωστόσο το γεγονός ότι η μείωση των διαστάσεων μέσω της PCA βοηθά στη διατήρηση των σημαντικότερων χαρακτηριστικών, καθιστώντας τον ταξινομητή πιο αποδοτικό και βελτιώνοντας τη γενική του ακρίβεια σημαντικά..



**Εικόνα 14. Απόδοση του weighted kNN επάνω στο test set μετά την εφαρμογή PCA**

**4.2.4. Fine Tree classifier (PCA)**

Μετά την εφαρμογή της PCA, ο Fine Tree ταξινομητής παρουσιάζει μία ελαφρά βελτίωση στην απόδοση του, με ακρίβειες 68% επί του συνόλου εκπαίδευσης και 76,66% επί του συνόλου

δοκιμής. Δεν έχει βελτιωθεί τόσο πολύ ώστε να μπορεί αξιολογικά να συγκριθεί με άλλους ταξινομητές που έχουμε δει ως τώρα (που έχουν ακρίβειες που ξεπερνάνε το 90%), ωστόσο αξίζει να αναφερθεί ότι και εδώ η εφαρμογή PCA λειτούργησε θετικά για τον ταξινομητή Fine Tree.

**[PCA] Fine Tree Classifier**

True Class	El_Greco	26	1		2	1
	Frida_Kahlo		25	3	2	
	Michelangelo	1	1	28		
	Pierre-Auguste_Renoir	9		2	16	3
	Rembrandt	6		2	1	21
		El_Greco	Frida_Kahlo	Michelangelo	Pierre-Auguste_Renoir	Rembrandt
		Predicted Class				

**Εικόνα 15, Απόδοση του Fine Tree επάνω στο test set μετά την εφαρμογή PCA**

### 4.3. Σύγκριση διαφορετικών μοντέλων

Ο παρακάτω πίνακας περιέχει τις ακρίβειες πρόβλεψης για όλους τους ταξινομητές τόσο για το train όσο και για το test set, πριν και μετά την εφαρμογή PCA.

**Πίνακας 1. Ακρίβειες πρόβλεψης ταξινομητών**

Ταξινομητής	Σύνολο Δεδομένων	Ακρίβεια
Linear Discriminant	Σετ Εκπαίδευσης	0.98
Linear Discriminant	Σετ Δοκιμής	0.98
Quadratic SVM	Σετ Εκπαίδευσης	0.943
Quadratic SVM	Σετ Δοκιμής	0.933
Weighted kNN	Σετ Εκπαίδευσης	0.777
Weighted kNN	Σετ Δοκιμής	0.820
Fine Tree	Σετ Εκπαίδευσης	0.686
Fine Tree	Σετ Δοκιμής	0.653
PCA Linear Discriminant	Σετ Εκπαίδευσης	0.971
PCA Linear Discriminant	Σετ Δοκιμής	0.980
PCA Quadratic SVM	Σετ Εκπαίδευσης	0.971
PCA Quadratic SVM	Σετ Δοκιμής	0.986
PCA Weighted kNN	Σετ Εκπαίδευσης	0.897
PCA Weighted kNN	Σετ Δοκιμής	0.953
PCA Fine Tree	Σετ Εκπαίδευσης	0.680
PCA Fine Tree	Σετ Δοκιμής	0.766

Η παρούσα μελέτη αξιολόγησε τέσσερα διαφορετικά μοντέλα μηχανικής μάθησης για την κατηγοριοποίηση έργων τέχνης με βάση τον καλλιτέχνη: τον LDC, τον Τετραγωνικό Ταξινομητή SVM, τον Ζυγισμένο Ταξινομητή kNN, και τον Ταξινομητή Fine Tree. Κάθε μοντέλο εκπαιδεύτηκε

με ένα σύνολο χαρακτηριστικών που εξάχθηκαν από τα έργα τέχνης, όπως χρώμα και υφή, και η απόδοσή του αξιολογήθηκε με βάση την ακρίβεια στο σύνολο δοκιμής.

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα του Linear Discriminant Classifier (LDC) πριν και μετά την εφαρμογή της Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (PCA), παρατηρούμε ότι ο ταξινομητής παραμένει αρκετά ακριβής και στις δύο περιπτώσεις,

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα του τετραγωνικού SVM (Quadratic SVM) πριν και μετά την εφαρμογή της PCA, παρατηρούμε βελτίωση στην ακρίβεια του ταξινομητή μετά την εφαρμογή της PCA.

Πριν την εφαρμογή της PCA, ο kNN είχε αρκετά λάθη ταξινόμησης σε όλες τις κατηγορίες. Ο ταξινομητής αντιμετώπισε ιδιαίτερες δυσκολίες στη διάκριση μεταξύ των έργων του Pierre-Auguste Renoir και των άλλων καλλιτεχνών, όπως φαίνεται από τα αρκετά λάθη σε αυτή την κατηγορία. Μετά την εφαρμογή της PCA, η απόδοση του kNN βελτιώνεται αισθητά.

Τέλος, ο ταξινομητής Fine Tree έχει τις χειρότερες επιδόσεις τόσο πριν όσο και μετά την εφαρμογή PCA. Αξίζει ωστόσο να ειπωθεί ότι ακόμη και αυτός ο ταξινομητής παρουσίασε βελτίωση της απόδοσης του με την εφαρμογή PCA, αν και αυτή η βελτίωση δεν ήταν σημαντική για να τον κατατάξει υψηλότερα.

Συνοψίζοντας, ο LDC και ο Quadratic SVM αναδείχθηκαν ως τα πιο αποτελεσματικά μοντέλα για την κατηγοριοποίηση έργων τέχνης στην παρούσα μελέτη, με τον Weighted kNN να ακολουθεί κοντά κατόπιν εφαρμογής PCA. Η επιλογή του κατάλληλου μοντέλου εξαρτάται από τη φύση των δεδομένων και τις απαιτήσεις της συγκεκριμένης εφαρμογής. Είδαμε εξάλλου πως η χρήση PCA για μείωση διαστάσεων μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την απόδοση των μοντέλων, ειδικά στην περίπτωση του Weighted kNN.

## 5. Συμπεράσματα και μελλοντικές κατευθύνσεις

Η παρούσα έρευνα διερεύνησε την δυνατότητα αυτόματης κατηγοριοποίησης έργων τέχνης με βάση τον καλλιτέχνη, αξιοποιώντας τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας και μηχανικής μάθησης. Μέσω της ανάλυσης χαρακτηριστικών χρώματος και χαρακτηριστικών υφής, η μελέτη αξιολόγησε την απόδοση τεσσάρων διαφορετικών ταξινομητών στην αναγνώριση μοτίβων που διακρίνουν τα έργα πέντε γνωστών καλλιτεχνών: El Greco, Frida Kahlo, Michelangelo, Pierre-Auguste Renoir και Rembrandt.

Από τα αποτελέσματα των πειραμάτων, ο LDC και ο Quadratic SVM αναδείχθηκαν ως τα πιο αποτελεσματικά μοντέλα, με ακρίβεια 98% και 93,3% αντίστοιχα στο σύνολο δοκιμής. Η υψηλή απόδοση αυτών των μοντέλων υποδεικνύει ότι τα χαρακτηριστικά χρώματος και υφής που εξάχθηκαν από τα έργα τέχνης ήταν ικανά να διακρίνουν με επιτυχία τα έργα των διαφορετικών καλλιτεχνών. Οι Weighted kNN και Fine Tree ταξινομητές επέδειξαν χαμηλότερη ακρίβεια, με 82% και 65,3% αντίστοιχα στο σύνολο δοκιμής. Η χαμηλότερη απόδοση αυτών των μοντέλων μπορεί να αποδοθεί σε διάφορους παράγοντες, όπως η ευαισθησία του kNN στην κλίμακα των δεδομένων. Η χρήση της PCA για μείωση διαστάσεων βελτίωσε σημαντικά την ακρίβεια του Weighted kNN. Τα ευρήματα της παρούσας έρευνας υπογραμμίζουν την δυνατότητα αυτόματης κατηγοριοποίησης έργων τέχνης με βάση τον καλλιτέχνη χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης. Η επιλογή του κατάλληλου μοντέλου εξαρτάται από την φύση των δεδομένων και τις

απαιτήσεις της εφαρμογής. Ενώ ο LDC και το Quadratic SVM αποδείχθηκαν αποτελεσματικά στην παρούσα μελέτη, άλλα μοντέλα μπορεί να αποδειχθούν πιο κατάλληλα για άλλα είδη έργων τέχνης ή για την αντιμετώπιση διαφορετικών προβλημάτων ταξινόμησης.

Η PCA αποδεικνύεται μια εξαιρετική μέθοδος για τη βελτίωση της απόδοσης των μοντέλων, καθώς παρατηρούμε ότι η ακρίβεια των ταξινομητών δεν μειώνεται, ενώ ταυτόχρονα η απαιτούμενη υπολογιστική ισχύς μειώνεται ραγδαία. Η σκοπιμότητα της PCA έγκειται στην ικανότητά της να διατηρεί το 99% της διακύμανσης των δεδομένων, συμπιέζοντας παράλληλα τις διαστάσεις του συνόλου δεδομένων (μετασχηματισμένες και μειωμένες κύριες συνιστώσες). Αυτό σημαίνει ότι τα μοντέλα μπορούν να λειτουργούν με λιγότερα, αλλά πιο σημαντικά χαρακτηριστικά, μειώνοντας έτσι την πολυπλοκότητα και τους απαιτούμενους πόρους για την εκπαίδευση και την εκτέλεσή τους. Συνολικά, η PCA προσφέρει μια σημαντική ισορροπία μεταξύ αποδοτικότητας και ακρίβειας, καθιστώντας την μια πολύτιμη τεχνική στη βελτιστοποίηση των ταξινομητών.

Παρακάτω παρουσιάζονται μερικές κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα:

- **Διεύρυνση και Εμπλουτισμός Δεδομένων:** Η ακρίβεια και η γενίκευση των μοντέλων εξαρτώνται άμεσα από την ποιότητα και την ποσότητα των δεδομένων. Η χρήση μιας μεγαλύτερης και πιο ποικίλης βάσης δεδομένων, που περιλαμβάνει έργα από περισσότερους καλλιτέχνες, χρονικές περιόδους και καλλιτεχνικά ρεύματα, θα ενισχύσει την ικανότητα των μοντέλων να διακρίνουν λεπτές διαφορές στυλ.
- **Εξελιγμένα Χαρακτηριστικά:** Η εξαγωγή πιο εξελιγμένων χαρακτηριστικών που λαμβάνουν υπόψη όχι μόνο το χρώμα και την υφή, αλλά και μορφολογικά στοιχεία, όπως η σύνθεση και η γεωμετρία των σχημάτων, θα οδηγήσει σε μια πιο ολοκληρωμένη και ακριβή ανάλυση των έργων τέχνης.
- **Χρήση μοντέλων βαθιάς μάθησης (Deep Learning):** Η εφαρμογή τεχνικών βαθιάς μάθησης, όπως τα Convolutional Neural Networks (CNNs), μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική βελτίωση της ακρίβειας. Τα CNNs μπορούν να μάθουν αυτομάτως ιεραρχικά χαρακτηριστικά από τις εικόνες, χωρίς την ανάγκη για χειροκίνητη εξαγωγή χαρακτηριστικών.

## 6. Βιβλιογραφία

[1] M. S. Nixon and A. S. Aguado, "Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision," *Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision*, pp. 1–609, Jan. 2012, doi: 10.1016/C2011-0-06935-1.

[2] "Επίπεδα Βάθους Ψηφιακής Εικόνας." Accessed: May 18, 2024. [Online]. Available: <https://snadisplays.com/blog/bit-depth-and-why-it-matters/>

[3] J. M. Blackledge, *Digital Image Processing: Mathematical and Computational Methods*. Elsevier Ltd, 2005. doi: 10.1533/9780857099464.

[4] Χαρακτηριστικά Ψηφιακής Εικόνας, "Χαρακτηριστικά Ψηφιακής Εικόνας." Accessed: Feb. 20, 2024. [Online]. Available:



[https://opencourses.auth.gr/modules/document/file.php/OCRS469/Παρουσιάσεις%20Μαθήματος/05\\_Eikona\\_Xarakteristika-f.pdf](https://opencourses.auth.gr/modules/document/file.php/OCRS469/Παρουσιάσεις%20Μαθ%20ήματος/05_Eikona_Xarakteristika-f.pdf)

[5] “RGB color model.” Accessed: Feb. 20, 2024. [Online]. Available: [https://en.wikipedia.org/wiki/RGB\\_color\\_model](https://en.wikipedia.org/wiki/RGB_color_model)

[6] “Χρωματικά Μοντέλα Ψηφιακής Εικόνας.” Accessed: Apr. 11, 2024. [Online]. Available: <https://levelup.gitconnected.com/various-color-models-used-in-digital-image-processing-77d7289a2f2c>

[7] J. R. (Jim R. ) Parker and K. Terzidis, “Algorithms for image processing and computer vision,” 2011, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: <https://www.wiley.com/en-us/Algorithms+for+Image+Processing+and+Computer+Vision%2C+2nd+Edition-p-9781118021880>

[8] “Ψηφιακή Επεξεργασία και Ανάλυση Εικόνας.” Accessed: Feb. 20, 2024. [Online]. Available: <https://eclass.upatras.gr/modules/document/file.php/CEID1112/Διαλέξεις/Ενότητα%207η%20Ανίχνευση%20Ακμών.pdf>

[9] N. Terashima, “Computer Vision,” *Intelligent Communication Systems*, pp. 149–179, 2002, doi: 10.1016/B978-012685351-3/50013-5.

[10] “Image Classification - an overview | ScienceDirect Topics.” Accessed: Feb. 20, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/topics/earth-and-planetary-sciences/image-classification>

[11] S. Sergyán, “Color histogram features based image classification in content-based image retrieval systems,” *SAMI 2008 6th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics - Proceedings*, pp. 221–224, 2008, doi: 10.1109/SAMI.2008.4469170.

[12] R. M. Haralick, “Performance Characterization in Computer Vision,” *BMVC92*, pp. 1–8, 1992, doi: 10.1007/978-1-4471-3201-1\_1.

[13] “Glossary\_of\_Computer\_Vision\_Terms”.

[14] I. R. Mansour and R. M. Thomson, “Haralick texture feature analysis for characterization of specific energy and absorbed dose distributions across cellular to patient length scales,” *Phys Med Biol*, vol. 68, no. 7, p. 075006, Mar. 2023, doi: 10.1088/1361-6560/ACB885.

[15] “Principal Component Analysis.” Accessed: Jun. 14, 2024. [Online]. Available: <https://devopedia.org/principal-component-analysis>

[16] P. Wang, E. Fan, and P. Wang, “Comparative analysis of image classification algorithms based on traditional machine learning and deep learning,” *Pattern Recognit Lett*, vol. 141, pp. 61–67, Jan. 2021, doi: 10.1016/J.PATREC.2020.07.042.

- [17] Z. Shayan, N. Mohammad Gholi Mezerji, L. Shayan, and P. Naseri, "Prediction of Depression in Cancer Patients With Different Classification Criteria, Linear Discriminant Analysis versus Logistic Regression," *Glob J Health Sci*, vol. 8, no. 7, p. p41, Nov. 2015, doi: 10.5539/GJHS.V8N7P41.
- [18] L. Ingrisawang and T. Nacharoen, "The Classification Performance in Parametric and Nonparametric Discriminant Analysis for a Class- Unbalanced Data of Diabetes Risk Groups," *International Journal of Medical and Health Sciences*, vol. 9, no. 5, pp. 418–422, May 2015, doi: 10.5281/ZENODO.1106287.
- [19] N. Naseer, N. K. Qureshi, F. M. Noori, and K. S. Hong, "Analysis of Different Classification Techniques for Two-Class Functional Near-Infrared Spectroscopy-Based Brain-Computer Interface," *Comput Intell Neurosci*, vol. 2016, no. 1, p. 5480760, Jan. 2016, doi: 10.1155/2016/5480760.
- [20] Y. Guo, S. Han, Y. Li, C. Zhang, and Y. Bai, "K-Nearest Neighbor combined with guided filter for hyperspectral image classification," *Procedia Comput Sci*, vol. 129, pp. 159–165, Jan. 2018, doi: 10.1016/J.PROCS.2018.03.066.
- [21] "KNN Classifier from scratch. This article intends to help the reader... | by Shashank Parameswaran | Medium." Accessed: Jun. 14, 2024. [Online]. Available: <https://medium.com/@shankyp1000/knn-classifier-from-scratch-326d3d4e894e>
- [22] Z. T. Pritee, M. H. Anik, S. B. Alam, J. R. Jim, M. M. Kabir, and M. F. Mridha, "Machine learning and deep learning for user authentication and authorization in cybersecurity: A state-of-the-art review," *Comput Secur*, p. 103747, Feb. 2024, doi: 10.1016/J.COSE.2024.103747.
- [23] "Support Vector Machine (SVM) Algorithm." Accessed: Jun. 14, 2024. [Online]. Available: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/support-vector-machinessvm-a-complete-guide-for-beginners/>
- [24] "Decision Tree Algorithm in Machine Learning - Javatpoint." Accessed: Jun. 14, 2024. [Online]. Available: <https://www.javatpoint.com/machine-learning-decision-tree-classification-algorithm>
- [25] E. Cetinic, T. Lipic, and S. Grgic, "Fine-tuning Convolutional Neural Networks for fine art classification," *Expert Syst Appl*, vol. 114, pp. 107–118, Dec. 2018, doi: 10.1016/J.ESWA.2018.07.026.
- [26] E. Cetinic and S. Grgic, "Genre classification of paintings," *Proceedings Elmar - International Symposium Electronics in Marine*, vol. 2016-November, pp. 201–204, Nov. 2016, doi: 10.1109/ELMAR.2016.7731786.
- [27] E. Cetinic and S. Grgic, "Automated Painter Recognition Based on Image Feature Extraction."
- [28] J. Kim, J. Y. Jun, M. Hong, H. Shim, and J. Ahn, "CLASSIFICATION OF OIL PAINTING USING MACHINE LEARNING WITH VISUALIZED DEPTH INFORMATION," *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial*

*Information Sciences*, vol. XLII-2-W15, no. 2/W15, pp. 617–623, Aug. 2019, doi: 10.5194/ISPRS-ARCHIVES-XLII-2-W15-617-2019.

[29] J. Zujovic, L. Gandy, S. Friedman, B. Pardo, and T. N. Pappas, “Classifying paintings by artistic genre: An analysis of features & classifiers,” *2009 IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing, MMSP '09*, 2009, doi: 10.1109/MMSP.2009.5293271.

[30] P. Rosado, “Computer Vision Models to Categorize Art Collections According to the Visual Content: A New Approach to the Abstract Art of Antoni Tàpies,” *Leonardo*, vol. 52, no. 3, pp. 255–260, Jun. 2019, doi: 10.1162/LEON\_A\_01443.

[31] F. Phillips and B. Mackintosh, “Wiki Art Gallery, Inc.: A Case for Critical Thinking,” *Issues in Accounting Education*, vol. 26, no. 3, pp. 593–608, Aug. 2011, doi: 10.2308/IACE-50038.

[32] “WikiArt.org - Visual Art Encyclopedia.” Accessed: Jul. 18, 2024. [Online]. Available: <https://www.wikiart.org/>

[33] “El Greco | Spanish Painter, Mannerist Artist & Sculptor | Britannica.” Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: <https://www.britannica.com/biography/El-Greco>

[34] “Frida Kahlo | Biography, Paintings, & Facts | Britannica.” Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: <https://www.britannica.com/biography/Frida-Kahlo>

[35] “Michelangelo | Biography, Sculptures, David, Pieta, Paintings, Facts, & Accomplishments | Britannica.” Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: <https://www.britannica.com/biography/Michelangelo>

[36] “Pierre-Auguste Renoir | Biography, Art, Impressionism, Family, Famous Paintings, Luncheon of the Boating Party, Dance at Le Moulin de la Galette, & Facts | Britannica.” Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: <https://www.britannica.com/biography/Pierre-Auguste-Renoir>

[37] “Rembrandt | Biography, Art, Paintings, Self-Portraits, & Facts | Britannica.” Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: <https://www.britannica.com/biography/Rembrandt-van-Rijn>

## 7. ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ- Καλλιτέχνες

### El Greco

Ο El Greco, γεννημένος ως Δομήνικος Θεοτοκόπουλος, ήταν ένας Έλληνας καλλιτέχνης γνωστός για το δραματικό και εκφραστικό του στυλ. Γεννήθηκε το 1541 στην Κρήτη, που τότε ήταν υπό την κυριαρχία της Βενετίας. Το έργο του χαρακτηρίζεται από επιμηκυσμένες φιγούρες και μοναδική χρήση του φωτός και των χρωμάτων, στοιχεία που συνάντησαν μικτές αντιδράσεις κατά τη διάρκεια της ζωής του, αλλά απέκτησαν μεγάλη εκτίμηση τον 20ό αιώνα. Μετακόμισε στη Βενετία στα 20 του, όπου μαθήτευσε κοντά στον Τιτσιάνο, και αργότερα εγκαταστάθηκε στο Τολέδο της Ισπανίας, όπου παρήγαγε τα περισσότερα από τα αξιοσημείωτα έργα του. Το στυλ του El Greco συνδυάζει στοιχεία της βυζαντινής εικονογραφίας με τις επιρροές της βενετικής αναγέννησης και του μανιερισμού, δημιουργώντας ιδιαίτερα εκφραστικές θρησκευτικές συνθέσεις που παραμένουν επιδραστικές μέχρι σήμερα [33].

### Frida Kahlo

Η Frida Kahlo είναι γνωστή για τα ζωντανά αυτοπορτρέτα της και τα έργα που εξερευνούν θέματα πόνου, ταυτότητας και πολιτιστικής κληρονομιάς. Γεννημένη το 1907 στην Πόλη του Μεξικού, η τέχνη της συνδυάζει την παραδοσιακή μεξικανική κουλτούρα με σουρεαλιστικά στοιχεία. Τα έργα της συχνά αντανakλούν τις προσωπικές της εμπειρίες και τον πόνο, όπως τις επιπτώσεις από ένα σοβαρό ατύχημα που υπέστη σε νεαρή ηλικία. Οι πίνακές της, όπως «Οι Δύο Φρίντες» και «Αυτοπροσωπογραφία με Περιδέραιο από Αγκάθια και Κολιμπρί», χρησιμοποιούν ζωντανά χρώματα και συμβολικές εικόνες για να εκφράσουν βαθιές συναισθηματικές και ψυχολογικές αφηγήσεις [34].

### Michelangelo

Ο Μιχαήλ Άγγελος Μπουοναρότι -Michelangelo-, ένας από τους πιο σημαντικούς καλλιτέχνες της Αναγέννησης, είναι διάσημος για τα αριστουργήματά του στη γλυπτική, τη ζωγραφική και την αρχιτεκτονική. Γεννημένος το 1475 στο Καπρέζε της Ιταλίας, είναι γνωστός για έργα όπως το άγαλμα του Δαβίδ, οι τοιχογραφίες στην οροφή της Καπέλα Σιξτίνα και τον σχεδιασμό του θόλου της Βασιλικής του Αγίου Πέτρου. Το έργο του χαρακτηρίζεται από δυναμικές συνθέσεις, ανατομική ακρίβεια και εκφραστική λεπτομέρεια, αποτυπώνοντας την ομορφιά και την πολυπλοκότητα της ανθρώπινης μορφής. Οι συνεισφορές του έχουν διαμορφώσει σε μεγάλο βαθμό την δυτική τέχνη, αντικατοπτρίζοντας την τεχνική δεξιοτεχνία και την βαθιά φιλοσοφική αναζήτηση [35].

### Pierre-Auguste Renoir

Ο Πιερ-Ογκύστ Ρενουάρ, ένας από τους κύριους εκπροσώπους του ιμπρεσιονισμού, είναι γνωστός για τις φωτεινές και ζωντανές απεικονίσεις της καθημερινής ζωής. Γεννημένος το 1841 στο Λιμόζ της Γαλλίας, τα έργα του συχνά απεικονίζουν ζωντανές σκηνές κοινωνικών συγκεντρώσεων, τοπία και πορτρέτα. Η χρήση του φωτός και του χρώματος, όπως φαίνεται σε πίνακες όπως «Ο Χορός στο Μουλέν ντε λα Γκαλέτ» και «Το Γεύμα των Κωπηλατών», αποτυπώνει την ατμόσφαιρα και τη σποραδικότητα της στιγμής. Οι πίνακες του Ρενουάρ είναι

γνωστοί για τις ευτυχισμένες και φωτεινές ποιότητές τους, καθιστώντας τον έναν από τους πιο αγαπημένους ζωγράφους του ιμπρεσιονισμού [36].

### **Rembrandt**

Ο Rembrandt, ένας από τους μεγάλους ζωγράφους της Χρυσής Εποχής της Ολλανδίας, είναι διάσημος για την ικανότητά του να αποδίδει το φως και τη σκιά, δίνοντας στα έργα του έντονο συναισθηματικό βάθος. Γεννημένος το 1606 στο Λάιντεν της Ολλανδίας, το έργο του περιλαμβάνει πορτρέτα, αυτοπροσωπογραφίες και ιστορικές σκηνές. Τα έργα του, όπως «Η Νυχτερινή Περίπολος» και «Το Μάθημα Ανατομίας του Δρ. Τουλπ», είναι γνωστά για τη λεπτομερή απεικόνιση, τη δραματική χρήση του *chiaroscuro* και την ψυχολογική τους ένταση. Η εξερεύνηση της ανθρώπινης συναισθηματικής κατάστασης και του χαρακτήρα από τον Ρέμπραντ τον έχουν καταστήσει έναν από τους πιο σεβαστούς καλλιτέχνες στην ιστορία [37].