

Χαροκόπειο Πανεπιστήμιο

Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεματικής

Ανάλυση ψηφιακής επεξεργασίας
εικόνας για παρακολούθηση της υγείας
των φυτών

Νικόλας Μαυρόπουλος it21865
4^ο Έτος 8^ο Εξάμηνο

Περιγραφή προβλήματος

Η ικανότητα της χώρας να γίνει αυτάρκης στην παραγωγή τροφίμων γίνεται ολοένα και πιο σημαντική. Η γεωργία είναι η κύρια απασχόληση μεγάλου μέρους του πληθυσμού σε χώρες του ισημερινού όπως η Ινδία, όπου το κλίμα είναι ιδανικό για την εξάπλωση των φυτών. Στην Ινδία, περίπου το 70% του πληθυσμού ασχολείται με τη γεωργία. Τα παράσιτα και οι ασθένειες ελέγχουν περίπου το 25% της απώλειας των καλλιεργειών, σύμφωνα με πρόσφατη μελέτη που δόθηκε στη δημοσιότητα από τον Οργανισμό Τροφίμων και Γεωργίας. Η μαύρη κηλίδα, η κηλίδα στα φύλλα, η σκουριά, και ο βοτρυτής είναι οι πιο κοινές ασθένειες των φυτών. Η ασθένεια των φυτών μπορεί να προκληθεί από ζωντανούς οργανισμούς όπως έντομα, μύκητες και βακτήρια, καθώς και από μη ζωντανούς παράγοντες όπως ανισορροπίες θρεπτικών ουσιών, ξηρασία ή υπερβολική υγρασία του εδάφους, ανεπαρκές φως, χαμηλή διαθεσιμότητα οξυγόνου κ.λπ. Σε μεγάλες φάρμες, η χειρωνακτική ανίχνευση και ταυτοποίηση της νόσου των φύλλων απαιτεί περισσότερη εργασία και είναι πιο ακριβή. Η ανίχνευση ασθενειών και η παρακολούθηση της υγείας των φυτών αποτελούν μείζονες προκλήσεις για τη βιώσιμη γεωργία. Η βαθιά μάθηση είναι μια σχετικά νέα ερευνητική τεχνική για την επεξεργασία εικόνας και την αναγνώριση προτύπων, η οποία έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα παραγωγική στην ανίχνευση ασθενειών των φύλλων των φυτών.

Υπάρχουσες λύσεις

Οι αισθητήρες εδάφους και οι φορητές συσκευές για φυτά διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στην έξυπνη και ακριβή γεωργία μέσω της παρακολούθησης σε πραγματικό χρόνο φυσικών και χημικών σημάτων στο έδαφος, όπως η θερμοκρασία, η υγρασία, το pH και οι ρύποι και παρέχουν βασικές πληροφορίες για τη βελτιστοποίηση των συνθηκών ανάπτυξης των καλλιεργειών, την καταπολέμηση των βιοτικών και αβιοτικές καταπονήσεις και ενισχύουν τις αποδόσεις των καλλιεργειών. Παρακάτω, αναφέρω πρόσφατες εξελίξεις σχετικά με διαφορετικούς τύποι αισθητήρων εδάφους. Στο μικροπεριβάλλον της καλλιέργειας, το επίπεδο υγρασίας του εδάφους, η θερμοκρασία, η διακύμανση του pH, τα θρεπτικά στοιχεία είναι βασικά στοιχεία που καθορίζουν την παραγωγικότητα της καλλιέργειας.

Αισθητήρες υγρασίας εδάφους: Είναι η πηγή νερού για τις καλλιέργειες για να διατηρήσουν τις φυσιολογικές τους δραστηριότητες. Το επίπεδο υγρασίας του εδάφους επηρεάζει σημαντικά τις φυσικοχημικές ιδιότητες του εδάφους, επηρεάζοντας έτσι τη διάλυση των αλάτων, την πρόσληψη νερού και ιόντων από τα φυτά και τις μικροβιακές δραστηριότητες. Επομένως, η παρακολούθηση του επιπέδου υγρασίας του εδάφους είναι πολύ σημαντική για τη διατήρηση των κατάλληλων εδαφικών συνθηκών για τη γεωργική παραγωγή. Οι αισθητήρες υγρασίας του εδάφους χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση της περιεκτικότητας σε νερό στο έδαφος, βάσει των οποίων οι αγρότες

ενημερώνονται για τον χρόνο και την ποσότητα άρδευσης σε κατάλληλο επίπεδο για την ανάπτυξη των φυτών. Οι αισθητήρες υγρασίας του εδάφους αποτελούνται από τρία μέρη: τα ηλεκτρόδια ανιχνευτή που είναι ενσωματωμένα στο έδαφος για την παροχή προκατάληψης και ανάγνωσης, τα κυκλώματα μετάδοσης και τα ηλεκτρονικά ή όργανα για την επεξεργασία σήματος.

Αισθητήρες θερμοκρασίας εδάφους: Η θερμοκρασία του εδάφους, που κυμαίνεται από -10 έως 50 °C, είναι μια σημαντική παράμετρος για τη γεωργία επειδή επηρεάζει τη βλάστηση, την άνθηση, τη σύνθεση και μια ποικιλία διαδικασιών ανάπτυξης των φυτών και επίσης επηρεάζει σημαντικά τις φυσικές, χημικές και μικροβιολογικές διεργασίες στα εδάφη που παίζουν κρίσιμους ρόλους στην ανάπτυξη των φυτών. Η θερμοκρασία του εδάφους επηρεάζεται έντονα από τις ιδιότητες του εδάφους, όπως η ειδική θερμοχωρητικότητα, η θερμική αγωγιμότητα, η χύδην πυκνότητα, η υφή, η περιεκτικότητα σε νερό και τα υλικά επιφανείας. Ο αισθητήρας θερμοκρασίας εδάφους αποτελείται από τους ανιχνευτές θερμοκρασίας για τη μεταφορά της μεταβολής της θερμοκρασίας σε ηλεκτρικό σήμα και τα ηλεκτρονικά πόλωσης και ανάγνωσης για την ερμηνεία του ηλεκτρικού σήματος σε ψηφιακά δεδομένα.

Αισθητήρες pH εδάφους: Το pH του εδάφους είναι ένα μέτρο της οξύτητας ή της βασικότητας/αλκαλικότητας του εδάφους, που αντικατοπτρίζει τις συνδυασμένες επιδράσεις των παραγόντων που σχηματίζουν το έδαφος, όπως το

μητρικό υλικό, οι οργανισμοί και το κλίμα. Εκτός από την επιρροή του στις μικροβιακές δραστηριότητες, το pH του εδάφους καθορίζει τις χημικές μορφές των διαφορετικών θρεπτικών συστατικών, επηρεάζοντας έτσι τη διαθεσιμότητα των θρεπτικών στοιχείων των φυτών. Το βέλτιστο εύρος pH του εδάφους που είναι κατάλληλο για την ανάπτυξη των περισσότερων φυτών είναι μεταξύ 5,5 και 7,5. Μερικές τεχνολογίες ανίχνευσης χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση του pH του εδάφους: οπτικές (π.χ. χρωματομετρικές ή φωτομετρικές μέθοδοι), ηλεκτροχημικές (π.χ. αγωγομετρικές και ποτενσιομετρικές μέθοδοι) και ακουστικές μέθοδοι.

Αισθητήρες θρεπτικών στοιχείων εδάφους: Μεταξύ των οργανικών ουσιών του εδάφους, το άζωτο (N), ο φώσφορος (P) και το κάλιο (K) είναι τα πιο σημαντικά θρεπτικά συστατικά για τη φυτική παραγωγή. Στη γεωργία, τα λιπάσματα N, P και K εφαρμόζονται για τη βελτίωση της παραγωγής των καλλιεργειών. Ωστόσο, οι υπερβολικές ανθρωπογενείς εισροές θρεπτικών συστατικών έχουν σημαντικές παρενέργειες οικονομικά και περιβαλλοντικά και μόνο μια μικρή ποσότητα λιπασμάτων καταναλώνεται από τις καλλιέργειες και μεγάλο μέρος τους χάνεται λόγω της έκπλυσης, της εξάτμισης και της διάβρωσης. Οι αισθητήρες που βασίζονται σε ανάκλαση NIR έχουν χρησιμοποιηθεί για τη μέτρηση της χωρικής διακύμανσης τόσο του επιφανειακού όσο και του υποεπιφανειακού αζώτου του εδάφους. Τα βέλτιστα μήκη κύματος για την πρόβλεψη της περιεκτικότητας σε οργανικές ύλες του εδάφους μπορούν να

εντοπιστούν μελετώντας τη φασματική ανάκλαση των δειγμάτων εδάφους στις περιοχές IR και ορατού μήκους κύματος.

Περιγραφή νέας λύσης

Η χειροκίνητη μέθοδος παρακολούθησης της νόσου των φυτών απαιτεί περισσότερο χρόνο επεξεργασίας καθώς και γνώσεις για τις ασθένειες των φυτών. Δεδομένου ότι οι τεχνικές επεξεργασίας εικόνας είναι γρήγορες, αυτόματες και ακριβείς, χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση, τον ποσοτικό προσδιορισμό και την αναγνώριση φυτικών ασθενειών. Τα βασικά βήματα στην ανίχνευση ασθενειών χρησιμοποιώντας τεχνικές επεξεργασίας εικόνας είναι η απόκτηση εικόνας, η προεπεξεργασία εικόνας, η κατάτμηση εικόνας, η εξαγωγή χαρακτηριστικών και η αναγνώριση ασθενειών. Στην επεξεργασία εικόνας, η λήψη εικόνων γίνεται μέσω ψηφιακής κάμερας ή σαρωτή, η προεπεξεργασία εικόνας περιλαμβάνει βελτίωση εικόνας, τμηματοποίηση εικόνας όπου τμηματοποιούνται οι πληγείσες και υγιείς περιοχές, η εξαγωγή χαρακτηριστικών καθορίζει την περιοχή μόλυνσης και η ταξινόμηση βοηθά στον εντοπισμό του τύπου των ασθενειών.

Απόκτηση εικόνας: Η πρώτη φάση στην επεξεργασία εικόνων που λαμβάνονται από διάφορες πηγές. Τα UAV (μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα), τα drones, οι μεταφορείς στο έδαφος, τα κινητά τηλέφωνα και οι κάμερες διαφόρων αναλύσεων μπορούν όλα να χρησιμοποιηθούν για τη λήψη των εικόνων εισόδου χειροκίνητα ή αυτόματα. Η εισαγωγή

δεδομένων εικόνας πρέπει να είναι σε μορφή .bmp, .jpg, .png, .gif.

Προεπεξεργασία εικόνας: Εφαρμόζονται τεχνικές προεπεξεργασίας για τη βελτίωση των δεδομένων εικόνας, όπως η τεχνική περικοπής εικόνας για αλλαγή του μεγέθους και του σχήματος της εικόνας, η εξομάλυνση της εικόνας και η βελτίωση της εικόνας για τη βελτίωση της αντίθεσης και της μετατροπής χρώματος των εικόνων.

Τμηματοποίηση εικόνας: Η τμηματοποίηση της εικόνας των φύλλων περιλαμβάνει τη διαίρεση της εικόνας σε διαφορετικά μέρη των ίδιων χαρακτηριστικών. Η τμηματοποίηση μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας διάφορες μεθόδους όπως Otsu's, k-means clustering, thresholding, μεθόδων που βασίζονται στην περιοχή και τις ακμές κ.λπ.

Εξαγωγή χαρακτηριστικών: Η εξαγωγή χαρακτηριστικών παίζει σημαντικό ρόλο στην ταξινόμηση των ασθενειών. Σε πολλές εφαρμογές, η εξαγωγή χαρακτηριστικών πραγματοποιείται από το χρώμα, την υφή και τη μορφολογία στην ταξινόμηση των ασθενειών των φυτών. Υφή σημαίνει πώς κατανέμεται το χρώμα στην εικόνα, η τραχύτητα, η σκληρότητα της εικόνας. Η εξαγωγή μορφολογικών χαρακτηριστικών είναι καλύτερη από το χαρακτηριστικό χρώματος και υφής για την ανίχνευση ασθενειών των φύλλων.

Ταξινόμηση ασθενειών: Η ταξινόμηση είναι το δύσκολο έργο στην τεχνική επεξεργασίας εικόνας. Ο κύριος σκοπός της ταξινόμησης είναι να προβλέψει σωστά την τιμή μιας καθορισμένης διακριτής μεταβλητής κλάσης, δεδομένου ενός διανύσματος προβλέψεων ή χαρακτηριστικών. Στην ανίχνευση φυτικών ασθενειών, η ταξινόμηση γίνεται με βάση το αν η εικόνα είναι μολυσμένη ή όχι.

Ο συμβατικός τρόπος ανίχνευσης και αναγνώρισης της νόσου των φύλλων περιλαμβάνει παρατήρηση με γυμνό μάτι από ειδικούς. Αυτό απαιτεί δεξιότητες και χρόνο και δεν είναι εφικτό για την παρακολούθηση μεγάλων εκμεταλλεύσεων. Ως εκ τούτου, η αυτόματη ανίχνευση της ασθένειας των φύλλων είναι απαραίτητη, καθώς βοηθά να ξεπεραστούν τα μειονεκτήματα της χειροκίνητης ανίχνευσης. Επιπλέον, είναι επίσης δυνατή η έγκαιρη ανίχνευση ασθενειών των φύλλων, γεγονός που αποτρέπει τεράστιες απώλειες.

Πηγές υλικού

1. Analysis on Digital Image Processing for Plant Health Monitoring (Alina Granwehr and Verena Hofer)
2. Review on Emerging Trends in Detection of Plant Diseases using Image Processing with Machine Learning (Punitha Kartikeyan and Gyanesh Shrivastava)
3. Soil Sensors and Plant Wearables for Smart and Precision Agriculture (*Heyu Yin, Yunteng Cao, Benedetto Marelli, Xiangqun Zeng, Andrew J. Mason, and Changyong Cao*)

4. <https://www.kaggle.com/datasets/vipooooool/new-plant-diseases-dataset>

Το Kaggle είναι μια διαδικτυακή πλατφόρμα που φιλοξενεί ένα σύνολο δεδομένων το οποίο αποτελείτε από 87 χιλιάδες RGB εικόνες για διάφορα υγιεινά και ανθυγιεινά φύλλα καλλιιεργειών που χωρίζονται σε 38 διαφορετικές ομάδες. Η διαδικτυακή βάση δεδομένων εικόνων της αμερικανικής παθολογικής εταιρείας Phyto περιέχει χιλιάδες φωτογραφίες άρρωστων και προσβεβλημένων καλλιιεργειών και φυτών.

Αυτό το σύνολο δεδομένων δημιουργείται εκ νέου χρησιμοποιώντας επαύξηση εκτός σύνδεσης από το αρχικό σύνολο δεδομένων. Το αρχικό σύνολο δεδομένων βρίσκεται σε αυτό το αποθετήριο github. Αυτό το σύνολο δεδομένων αποτελείται από περίπου 87.000 εικόνες rgb υγιών και άρρωστων φύλλων καλλιιεργειών που κατηγοριοποιούνται σε 38 διαφορετικές κατηγορίες. Το συνολικό σύνολο δεδομένων διαιρείται σε αναλογία 80/20 του συνόλου εκπαίδευσης και επικύρωσης διατηρώντας τη δομή του καταλόγου. Ένας νέος κατάλογος που περιέχει 33 δοκιμαστικές εικόνες δημιουργείται αργότερα για λόγους πρόβλεψης.

Τεχνικές Ανάλυσης

Deep Learning

Συλλογή Δεδομένων: Για το Deep Learning αρχικά συλλέγονται οι εικόνες και υποβάλλονται σε ένα κεντρικό αποθετήριο. Είναι κατηγοριοποιημένα, σχολιασμένα και οργανωμένα σε μια βάση δεδομένων. Υπάρχουν αρκετές βάσεις δεδομένων ανοιχτού κώδικα διαθέσιμες στον Ιστό που

μπορούν να χρησιμοποιηθούν για δοκιμές και πειραματισμούς. Τα εργαλεία που απαιτούνται για την εκπαίδευση και τη δοκιμή μοντέλου μπορούν να ληφθούν από οποιαδήποτε πηγή. Όπως για παράδειγμα το Plant Village το οποίο είναι μια μονάδα του Πανεπιστημίου Penn State αφιερωμένη στην έρευνα και την ανάπτυξη τεχνολογιών που μπορούν να βοηθήσουν τους αγρότες. Η ομάδα μπορεί να χρησιμοποιήσει το UCI machine learning repository για την εκπαίδευση μοντέλων.

Εκπαίδευση του συνόλου δεδομένων: Τα βήματα στην διαδικασία υλοποίησης αποτελούνται από: Την συλλογή του συνόλου δεδομένων, την προεπεξεργασία του συνόλου δεδομένων, την εκπαίδευση του Convolutional Neural Network (CNN) μοντέλου για την αναγνώριση του τύπου της καλλιέργειας, την εκπαίδευση του CNN μοντέλου για την ανίχνευση της ασθένειας και η επικύρωση του μοντέλου μέσω των ληφθέντων αποτελεσμάτων. Είναι εξαιρετικά δύσκολο να ταξινομηθούν οι ασθένειες των φυτών χρησιμοποιώντας ψηφιακές εικόνες. Οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης, ειδικά τα CNN, φαίνεται να είναι ικανές να λύσουν τις περισσότερες τεχνολογικές δυσκολίες που σχετίζονται με την ταξινόμηση των φυτικών ασθενειών. Από την άλλη πλευρά, οι περιορισμοί δεδομένων όσον αφορά τον αριθμό δειγμάτων και την ποικιλία συνεχίζουν να εμποδίζουν τη δημιουργία πραγματικά ισχυρών συστημάτων ταξινόμησης φυτικών ασθενειών. Ενώ γίνονται κάποιες προσπάθειες για τη δημιουργία πιο αντιπροσωπευτικών βάσεων δεδομένων και η κοινή χρήση δεδομένων γίνεται πιο δημοφιλής, ο όγκος των

διαθέσιμων δεδομένων παραμένει μικρός. Δεδομένου ότι η εγγενής μεταβλητότητα σε κάθε εικόνα λαμβάνεται έμμεσα υπόψη από την υποδιαίρεση σε μικρότερες περιοχές, η προσέγγιση που προτείνεται όχι μόνο θα αυξήσει το μέγεθος των συνόλων δεδομένων εικόνας αλλά και θα αυξήσει την ποικιλομορφία τους. Αυτή η μέθοδος έχει επίσης ορισμένα ελαττώματα, αλλά παράγει πιο ακριβή αποτελέσματα στο πλαίσιο περιορισμένων δεδομένων.

Για την ανίχνευση φυτικών ασθενειών, δημιουργήσαμε ένα CNN με εννέα επίπεδα. Χρησιμοποιώντας φωτογραφίες φύλλων, το προτεινόμενο μοντέλο Deep CNN θα διακρίνει αποτελεσματικά 38 διαφορετικές κατηγορίες υγιών και άρρωστων φυτών. Επιπλέον το data augmentation αυξάνει τον αριθμό των δεδομένων. Συνολικά 39 διαφορετικές ομάδες φύλλων φυτών και εικόνων χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του βαθύ μοντέλου CNN. Συγκεκριμένα για το data augmentation χρησιμοποιήθηκαν οι εξής τεχνικές: image flipping, gamma correction, noise injection, principal component analysis (PCA) colour augmentation, rotation και scaling. Στη διαδικασία ταξινόμησης, η συνολική μέση ακρίβεια ήταν 96,4 τοις εκατό. Ο αριθμός των εποχών εκπαίδευσης, το μέγεθος της παρτίδας και το dropout είχαν μεγαλύτερο αντίκτυπο στα αποτελέσματα του μοντέλου. Το προτεινόμενο μοντέλο Deep CNN ξεπερνά τα άλλα μοντέλα μηχανικής μάθησης όσον αφορά την ικανότητα πρόβλεψης και την αποτελεσματικότητα. Επιπλέον, η ακρίβεια και η αξιοπιστία του προτεινόμενου μοντέλου αξιολογήθηκαν χρησιμοποιώντας καμπύλες AUC-ROC, Precisions, Recalls και F1 Scores.

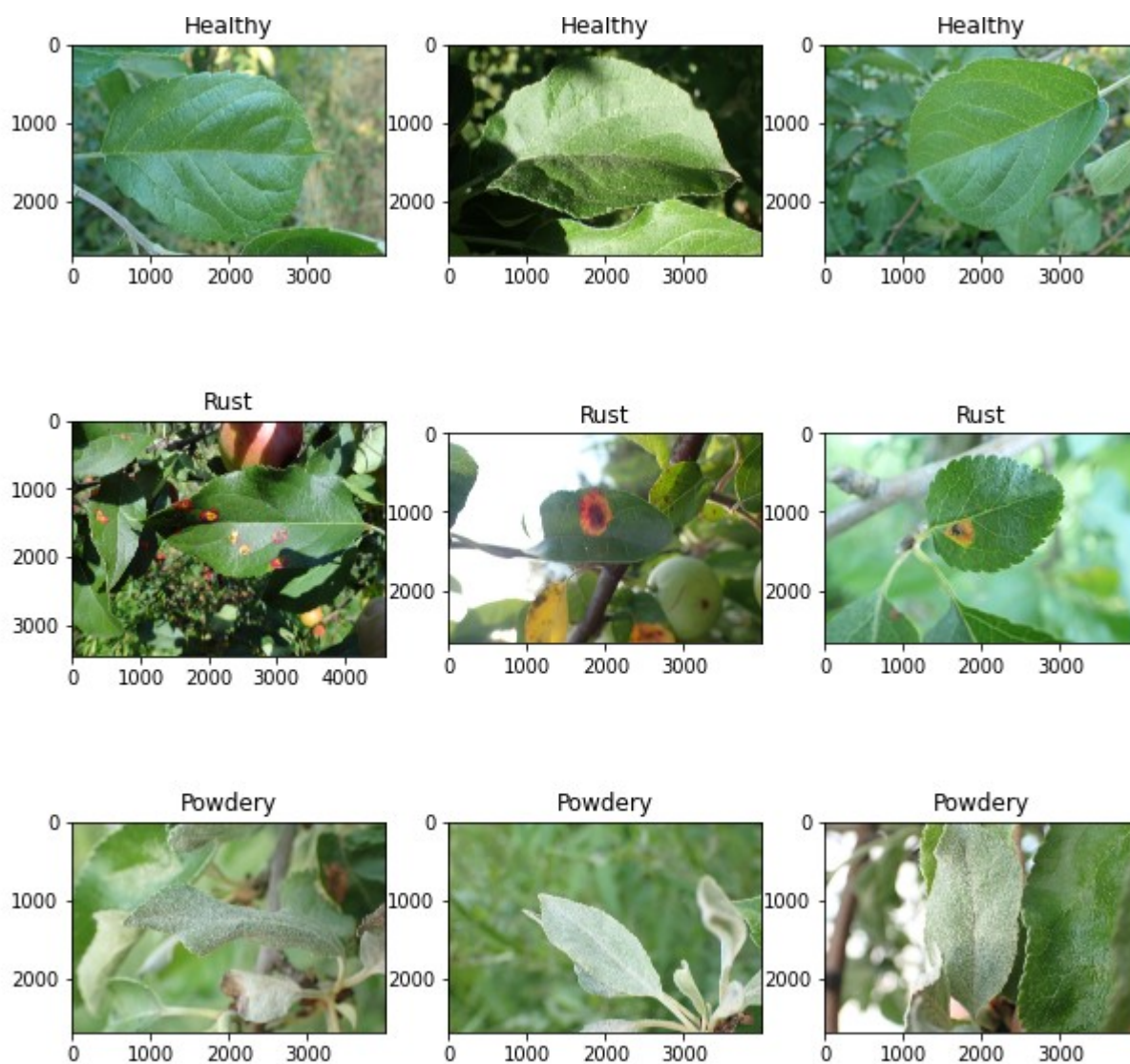
Για αποτελεσματική ταξινόμηση ασθενειών, μπορεί να χρησιμοποιηθεί επεξεργασία έγχρωμης εικόνας αντι για gray-scale. Το επόμενο στάδιο του μοντέλου CNN θα παρέχει λύσεις για τη βελτίωση της υγείας του άρρωστου φυτού με βάση τα ευρήματα της διάγνωσης της παθολογίας των φυτών.

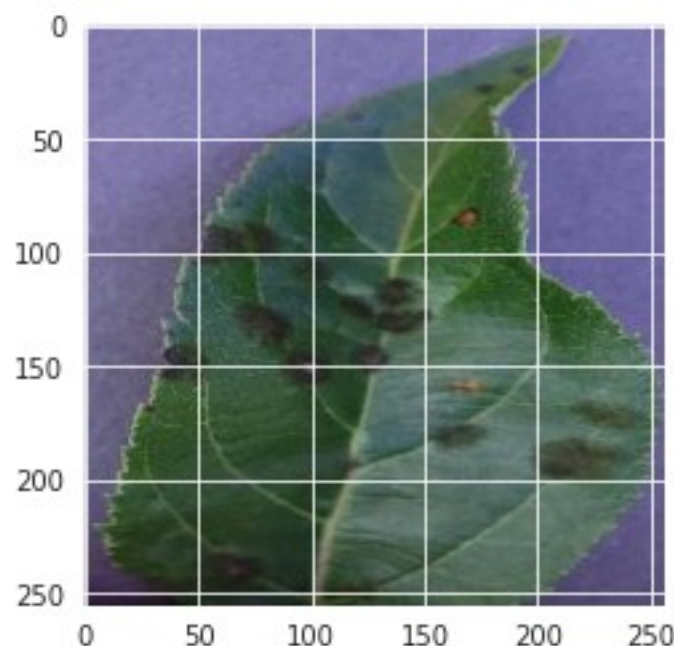
Το αποτέλεσμα ενός συστήματος ταξινόμησης βασισμένο στη βαθιά μάθηση για τον εντοπισμό ασθενειών των φύλλων της μπανάνας δοκιμάστηκε σε μια σειρά πειραμάτων. Τα πραγματικά δεδομένα προήλθαν από το έργο Plant Village, το οποίο είναι ανοιχτού κώδικα και είναι ελεύθερα προσβάσιμο στο διαδίκτυο. Ολόκληρο το σύνολο δεδομένων των 3700 εικόνων σχολιάστηκε ως ασφαλές (1643 εικόνες), μαύρο Sigatoka (240 εικόνες) και άλλες ομάδες. Η μέθοδος για τον εντοπισμό και την ταξινόμηση ασθενειών της μπανάνας με βάση συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα, τροφοδοτείται από τις φωτογραφίες που τράβηξε ο αγρότης. Η βασική συμβολή είναι η χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων για την ανίχνευση δύο γνωστών ασθενειών της μπανάνας, της μπανάνας Sigatoka και της μπανάνας speckle, σε πραγματικά σενάρια και κάτω από δύσκολες συνθήκες. Η δυνατότητα εφαρμογής της μεθόδου δοκιμάστηκε χρησιμοποιώντας εικόνες RGB και σε κλίμακα του γκρι. Κάθε εικόνα στο σύνολο δεδομένων άλλαξε το μέγεθος σε 60x60 pixel και μετατράπηκε σε κλίμακα του γκρι κατά το στάδιο της προεπεξεργασίας. Το αυτοδίδακτο μοντέλο εξαγωγής χαρακτηριστικών και το μοντέλο ταξινόμησης είναι τα δύο μέρη του μοντέλου LeNet.

Πρακτική Εφαρμογή

Το φωτογραφικό υλικό που χρησιμοποίησα ήταν από το Kaggle, μια σελίδα που προσφέρει είτε φωτογραφική είτε γραπτό υλικό για προσωπική χρήση πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιούσε το Plant Disease Dataset.

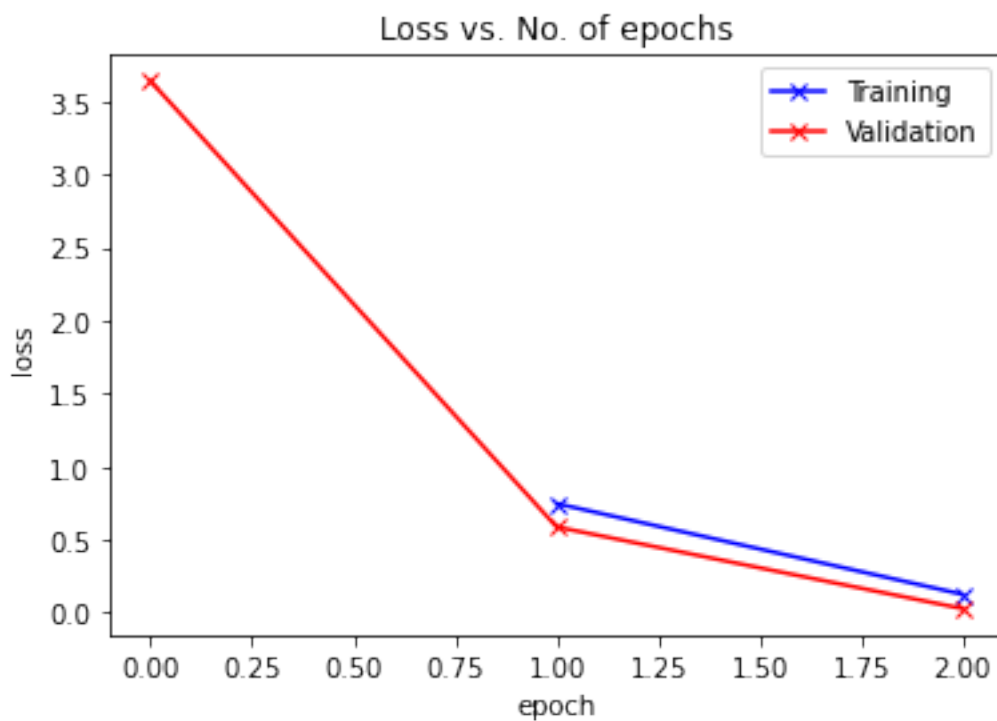
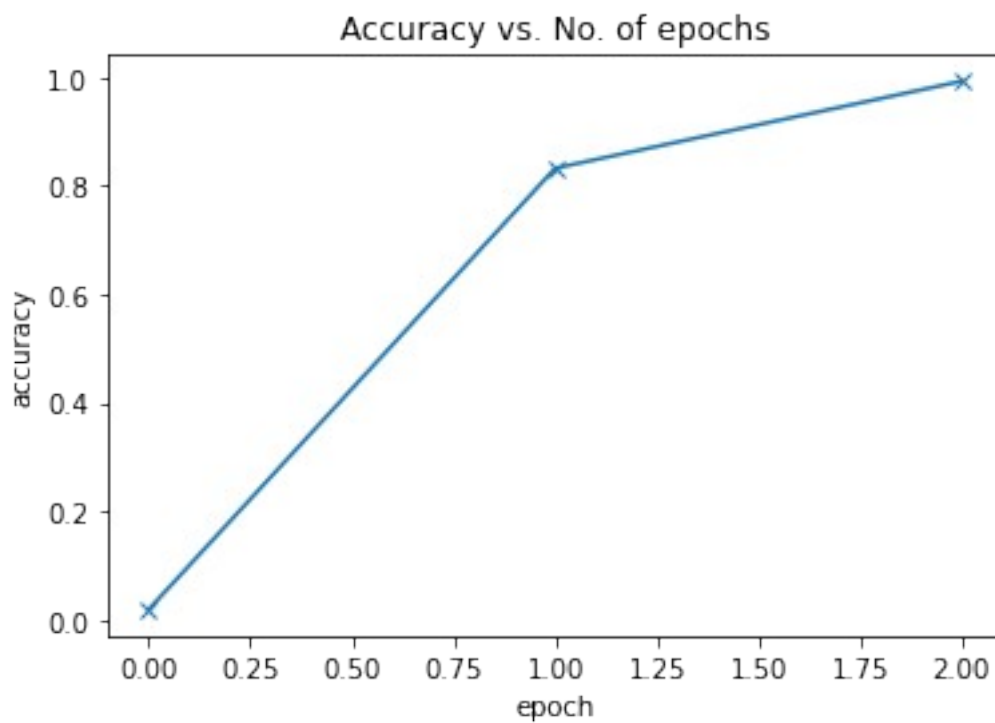
Παράδειγμα εικόνας:





Αξιολόγηση Λύσης

Με ένα CNN μοντέλο καταφέραμε και φτάσαμε 99.2% ακρίβεια. Σε σύγκριση με προηγούμενα μοντέλα, τα οποία βλέπουμε παρακάτω, που έχουν καταφέρει να φτάσουν 96.76% ακρίβεια χρησιμοποιώντας K-Nearest αλγορίθμους. Επίσης το δικό μας μοντέλο κατηγοριοποιεί τις ασθένειες σε 33 κατηγορίες, ενώ τα μοντέλα που συγκρίναμε κατηγοριοποίησαν τις ασθένειες σε 6 κατηγορίες.



Author & Year	Classification Methods	Plant	Disease	Result
Xu et al. [36] (2011)	Fuzzy KNN	Tomato	Nitrogen , Potassium Nutrient Deficiencies	Accuracy was above 82.5% .
Suresha et al.[37](2017)	KNN	Plant	Diseases	76.59%
Hossain et al[38] (2019)	KNN	Plant	Alternaria Alternata, Anthracnose, Bacterial Blight, Leaf Spot, Canker	96.76%
Abdhulridha et al [39] (2019)	KNN, MLP	Avacoda	Laurel Wilt, Phytophthora Root Rot, Iron and Nitrogen Nutrient Deficiencies	MLP achieved better accuracy than KNN