

Εκτεταμένη Ελληνική Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία στοχεύει στην ανίχνευση βλαβών σε σύνθετα αεροναυπηγικά υλικά με τη μέθοδο των υπερήχων (phased array) και ανάλυση των δεδομένων με την τεχνητή νοημοσύνη

Αρχικά, υπάρχει μια εισαγωγή σχετικά με την πηγή έμπνευσης του πρότζεκτ καθώς και της επιστημονικής του σημασίας. Το εν λόγω “AIRTuB” πρότζεκτ έχει ως στόχο την εξ’ αποστάσεως αυτοματοποιημένη ανίχνευση βλαβών σε ανεμογεννήτριες (Εικόνα 1) με σκοπό την μείωση του χρόνου συντήρησης και των ανθρώπινων πόρων. Επιπλέον, η ανάγκη για ανίχνευση βλαβών, είναι αναγκαία σε πολλούς τομείς της μηχανολογίας. Για παράδειγμα, υπάρχουν μηχανισμοί παρακολούθησης βλαβών σε γέφυρες, ουρανοξύστες και ιδιαίτερα σε αεροναυπηγικές εφαρμογές, καθώς τα μέρη ενός αεροσκάφους πρέπει να ελέγχονται τακτικά προκειμένου να αποφευχθούν μοιραία γεγονότα.

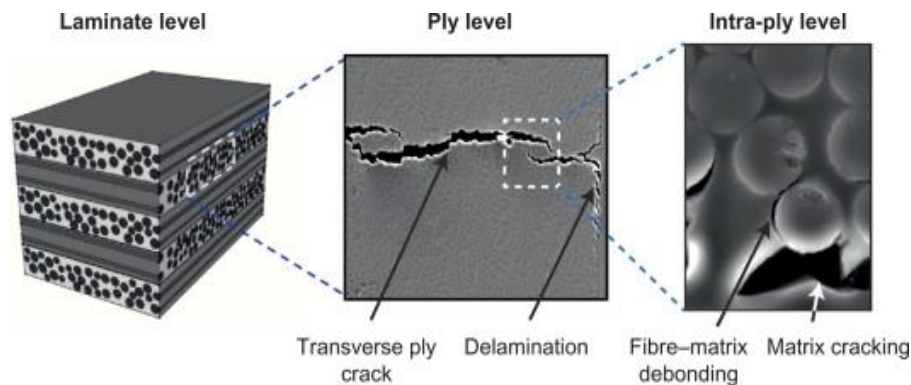


Εικόνα 1. Συντήρηση πτερυγίου ανεμογεννήτριας

Εν συνεχεία, θίγεται η συνεισφορά των Μη Καταστροφικών Ελέγχων (ΜΚΕ), οι οποίοι έχουν παίξει κεντρικό ρόλο στην ενίσχυση των πιθανοτήτων εύρεσης ενδείξεων βλάβης σε σύνθετες κατασκευές, με επακόλουθο τη μείωση του κόστους συντήρησης. Αφού γίνει μια μερική αναφορά για τους συνηθέστερους ΜΚΕ που χρησιμοποιούνται ευρέως, ακολουθεί μια συζήτηση για τα σύνθετα υλικά εν γένει, στο πώς χρησιμοποιούνται σε αεροναυπηγικές κατασκευές και στους μηχανισμούς βλαβών που παίρνουν μέρος σε αυτά.

Πιο συγκεκριμένα, αφού δοθεί ο ορισμός των συνθέτων υλικών, εξετάζεται η κατηγοριοποίηση τους ανάλογα με το είδος της μήτρας, το είδος των ινών, της δομής τους και του τρόπου με τον οποίο κατασκευάζονται. Όπως φαίνεται, τα επικρατέστερα εξ' αυτών είναι τα ινώδη σύνθετα υλικά, τα οποία παρουσιάζουν εξαιρετικές μηχανικές και χημικές ιδιότητες για τις αεροναυπηγικές εφαρμογές, είναι ελαφριά και σχετικά όχι κοστοβόρα. Παρόλα αυτά, όπως αναφέρεται, οι σύνθετες αυτές κατασκευές μπορούν να παρουσιάσουν και περίπλοκους μηχανισμούς βλαβών.

Πρώτον μπορεί να υπάρξουν ατέλειες λόγω της διαδικασίας παραγωγής τους π.χ. οπές, κενά, αποκολλημένες στρώσεις κ.α. Επιπλέον είναι πιθανόν να παρουσιαστούν βλάβες κατά την μηχανική χρήση τους όπως ρωγμές, θραύση ινών διαστρωματικές αποκολλήσεις κ.α., όπως παρουσιάζεται (βλ. Εικόνα 2).

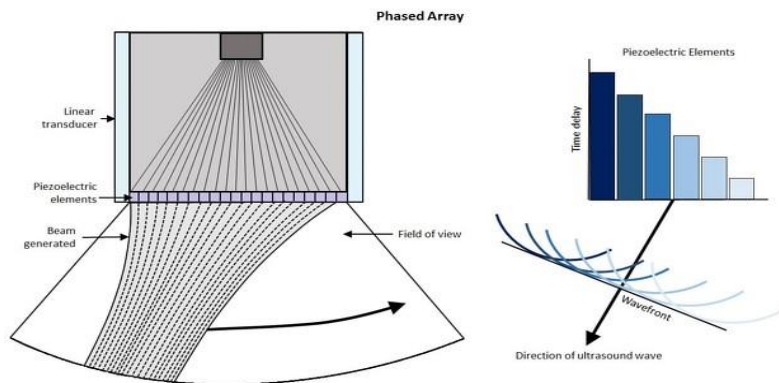


Εικόνα 2. Συνδυασμός βλαβών σε σύνθετο υλικό λόγω μηχανικής καταπόνησης

Αφού ληφθεί υπόψιν η ευκολία ή η δυσκολία σχετικά με την ανίχνευση συγκεκριμένων τύπων βλαβών σε συνδυασμό με τους διαθέσιμους ΜΚΕ και των απαιτήσεων μιας αυτοματοποιημένης επίβλεψης, επιλέγεται ο έλεγχος με υπερήχους (phase array) ο οποίος αναλύεται ενδελεχώς στη συνέχεια της διπλωματικής εργασίας.

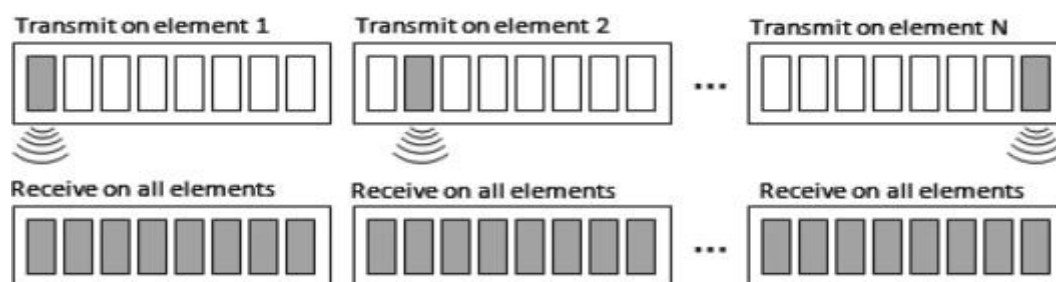
Πρωταρχικά, εισάγεται η έννοια του ελέγχου με υπερήχους και γίνεται μία σύντομη ιστορική αναδρομή για το πώς αναπτύχθηκε μέσα στα χρόνια. Έπειτα, ακολουθεί η θεωρητική περιγραφή των θεμελιωδών νόμων των ελαστικών κυμάτων, εξ' αυτών, η έννοια του κύματος, οι πιθανές μορφές του, και τα χαρακτηριστικά μεγέθη του ελέγχου όπως η ταχύτητα, το μήκος κύματος, η συχνότητα, η απόσβεση κ.α. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά των μονολιθικών πιεζοηλεκτρικών κρυστάλλων, οι οποίοι χρησιμοποιούνται για την δημιουργία των υπερηχητικών παλμών που εισέρχονται στο υπό εξέταση αντικείμενο.

Κατόπιν, ορίζεται η βελτιωμένη μέθοδος με υπερήχους Phased Array” (βλ. Εικόνα 3) και εξετάζονται τα πλεονεκτήματα της έναντι των συμβατικών μεθόδων. Μερικά από τα οποία είναι: Έλεγχος με λογισμικό της γωνίας της ακτίνας, της εστιακής απόστασης και του μεγέθους του σημείου της δέσμης, πολλαπλές γωνίες επιθεώρησης, πολυπλεξία κατά μήκος πολλών στοιχείων που επιτρέπει σαρώσεις μεγάλων ταχυτήτων χωρίς κίνηση από μια και μόνο θέση του array.

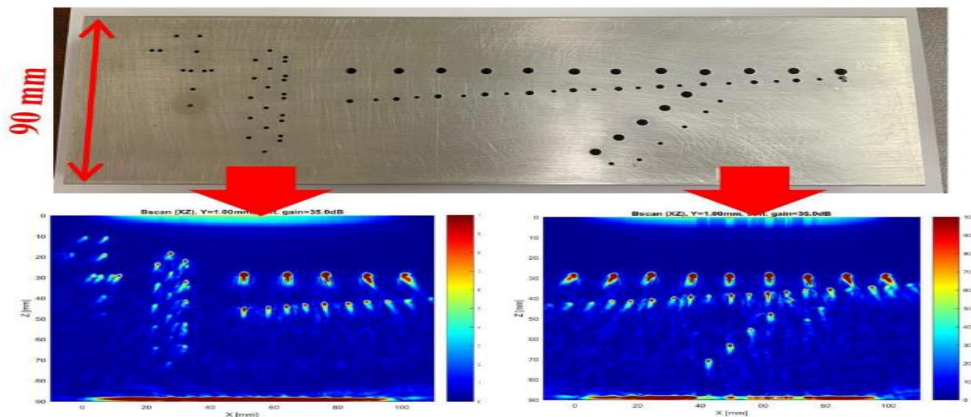


Εικόνα 3. Έλεγχος με Phased Array

Έπειτα, παρουσιάζονται οι πιο κοινοί μέθοδοι απεικόνισης των δεδομένων που συλλέγονται από τους πιεζοκρυστάλλους. Οι πιο σημαντικοί εξ'αυτών είναι η απεικόνιση των σημάτων στο πεδίου χρόνου-Πλάτος παλμού (A-scan) , στη διατομή του υλικού (B-scan) και στην επιφάνεια του (C-scan), όπου η καθεμία προσφέρει και διαφορετικές δυνατότητες, όπως εξηγείται. Τέλος, επεξηγείται μια ακόμη ενδιαφέρουσα τεχνική του phased array, το “Full Matrix Capture” (FMC) , το οποίο αφορά την συλλογή όλων των πιθανών συνδυασμών σημάτων από τους μεταδότες (βλ. Εικόνα 4). Η εν λόγω τεχνική, όπως αναφέρεται, όταν συνδυαστεί με έναν αλγόριθμο καθυστέρησης και αθροίσματος των σημάτων (Total Focusing Method), μπορεί να δώσει πολύ υψηλής ποιότητας εικόνες όπως φαίνεται στην Εικόνα 5.

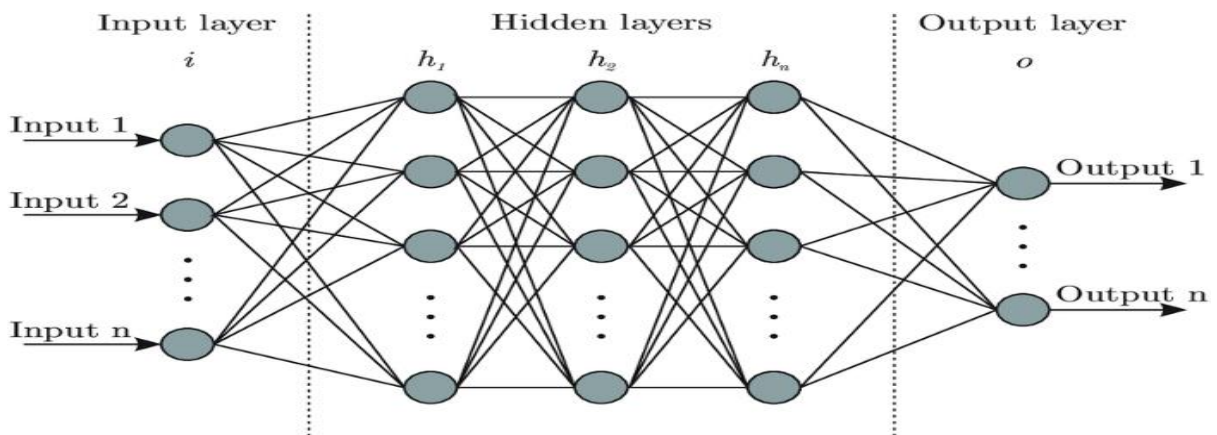


Εικόνα 4. Η τεχνική του full matrix capture



Εικόνα 5. Παράδειγμα εικόνας από την τεχνική FMC-TFM

Αφού, αναλύθηκαν τα βασικά χαρακτηριστικά του επικρατέστερου ελέγχου, ακολουθεί η εισαγωγή στις έννοιες την Τεχνητής Νοημοσύνης, της Μηχανικής Μάθησης και της Βαθιάς Μάθησης και αναλύονται εκτενώς οι μέθοδοι «με επίβλεψη» (Supervised Learning) και «χωρίς επίβλεψη» (Unsupervised Learning). Πιο συγκεκριμένα, εξετάζεται ο αλγόριθμος ομαδοποίησης των K μέσων (Clustering algorithm K-means) και τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (Deep Neural Networks) (βλ. Εικόνα 6) με έμφαση στα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks).



Εικόνα 6. Παράδειγμα βαθύ νευρωνικού δικτύου

Ύστερα, αφού υπάρξει βιβλιογραφική έρευνα για τις επιστημονικές προσπάθειες που έχουν γίνει σε σχέση με την ανάλυση των δεδομένων από υπερήχους με τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης, παρουσιάζεται η περιγραφή του προβλήματος, τίθενται τα ερωτήματα της παρούσας επιστημονικής έρευνας και αναλύεται εν συντομία η μεθοδολογία που θα ακολουθήσει. Το κύριο μέρος αυτής της διπλωματικής έχει να κάνει

με την εφαρμογή μεθόδων μηχανικής μάθησης για ανίχνευση και ταξινόμηση βλαβών σε σύνθετα αεροναυπηγικά υλικά χρησιμοποιώντας σήματα πλήρους λήψης (Full matrix capture).

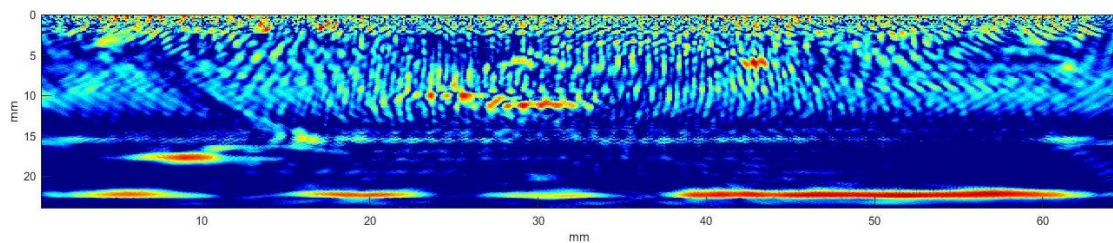
Η πρώτη προσέγγιση βασίζεται σε έναν συμβατικό αλγόριθμο ομαδοποίησης μηχανικής μάθησης χωρίς επίβλεψη, σε αυτήν την περίπτωση τον K-means, λόγω της απλότητας και της χαμηλής υπολογιστικής ισχύος. Η ομαδοποίηση των δεδομένων είναι ένα ουσιαστικό βήμα λόγω του γεγονότος ότι είναι άγνωστο ποια ακριβώς στοιχεία του ανιχνευτή ανιχνεύουν τις βλάβες. Η δεύτερη προσέγγιση, η οποία εξαρτάται από την πρώτη, χρησιμοποιεί δυσδιάστατα σύνθετα μοντέλα συνελκτικών νευρωνικών δικτύων (CNN2D) λόγω της ισχύος τους στα μοτίβα αναγνώρισης εικόνων και της ικανότητας διατήρησης των σημαντικών χαρακτηριστικών των δεδομένων. Η απόδοση των δύο προσεγγίσεων θα αξιολογηθεί για δύο διαφορετικά σύνολα δεδομένων από δύο διαφορετικά σύνθετα υλικά.

Στην επόμενη ενότητα, επεξηγείται η μεθοδολογία της πειραματικής διάταξης σχετικά με τη διαδικασία σύλληψης των δεδομένων. Μια τυπική διαρρύθμιση που χρησιμοποιείται σε αυτό το πρότζεκτ παρουσιάζεται στην Εικόνα 7. Πρώτον, υπάρχει το σύνθετο αναφοράς που έχει γνωστά ελαττώματα και χαρακτηριστικά, από τα οποία συλλέγονται τα δεδομένα. Δεύτερον, υπάρχει ένας ανιχνευτής συστοιχίας φάσεων (Phase array probe), ο οποίος δημιουργεί τα υπερηχητικά κύματα μέσω του υλικού. Ο ανιχνευτής συνδέεται με έναν ανιχνευτή ελαττωμάτων (flaw detector hardware), ο οποίος είναι υπεύθυνος για τη δημιουργία των παλμών. Τέλος, υπάρχει λογισμικό με το οποίο ο επιθεωρητής ορίζει την κατάλληλη διαμόρφωση και τα χαρακτηριστικά των παλμών.

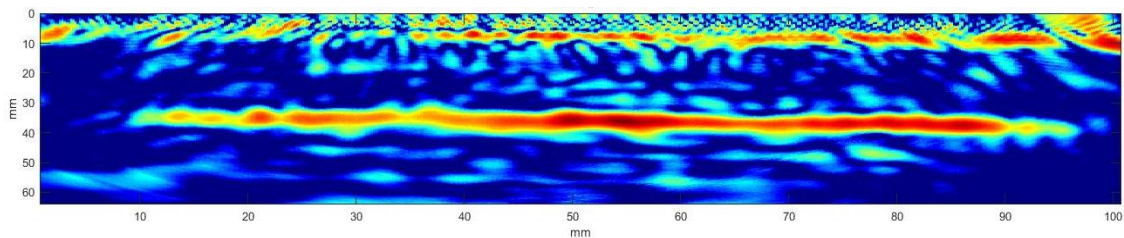


Εικόνα 7. Πειραματική διάταξη

Ακολουθώς, περιγράφονται οι μέθοδοι προ-επεξεργασίας και μετα-επεξεργασίας των πειραματικών δεδομένων. Όπως παρουσιάστηκε νωρίτερα, τα FMC δεδομένα μπορούν να υποβληθούν σε μεταγενέστερη επεξεργασία με τον αλγόριθμο TFM για τη δημιουργία απεικόνισης του δείγματος και των ελαττωμάτων του. Στην Εικόνα 8 φαίνονται χαρακτηριστικά 3 οπές τριών χιλιοστών η κάθε μία για ένα σύνθετο πολυμερικής μήτρας ενισχυμένο με ίνες άνθρακα. Στην Εικόνα 9 φαίνεται χαρακτηριστικά οπή 120 χιλιοστών για ένα σύνθετο πολυμερικής μήτρας ενισχυμένο με ίνες γυαλιού. Οι εν λόγω εικόνες χρησιμοποιούνται για λόγους επιβεβαίωσης των αποτελεσμάτων με τη μέθοδο ομαδοποίησης χωρίς επίβλεψη.

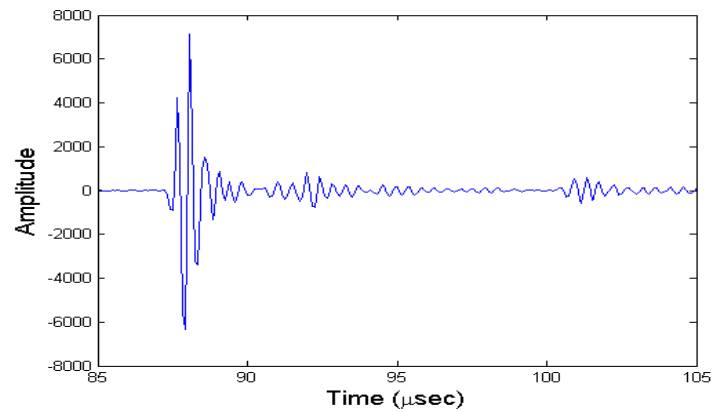


Εικόνα 8. TFM-CFRP 20mm-3mm holes

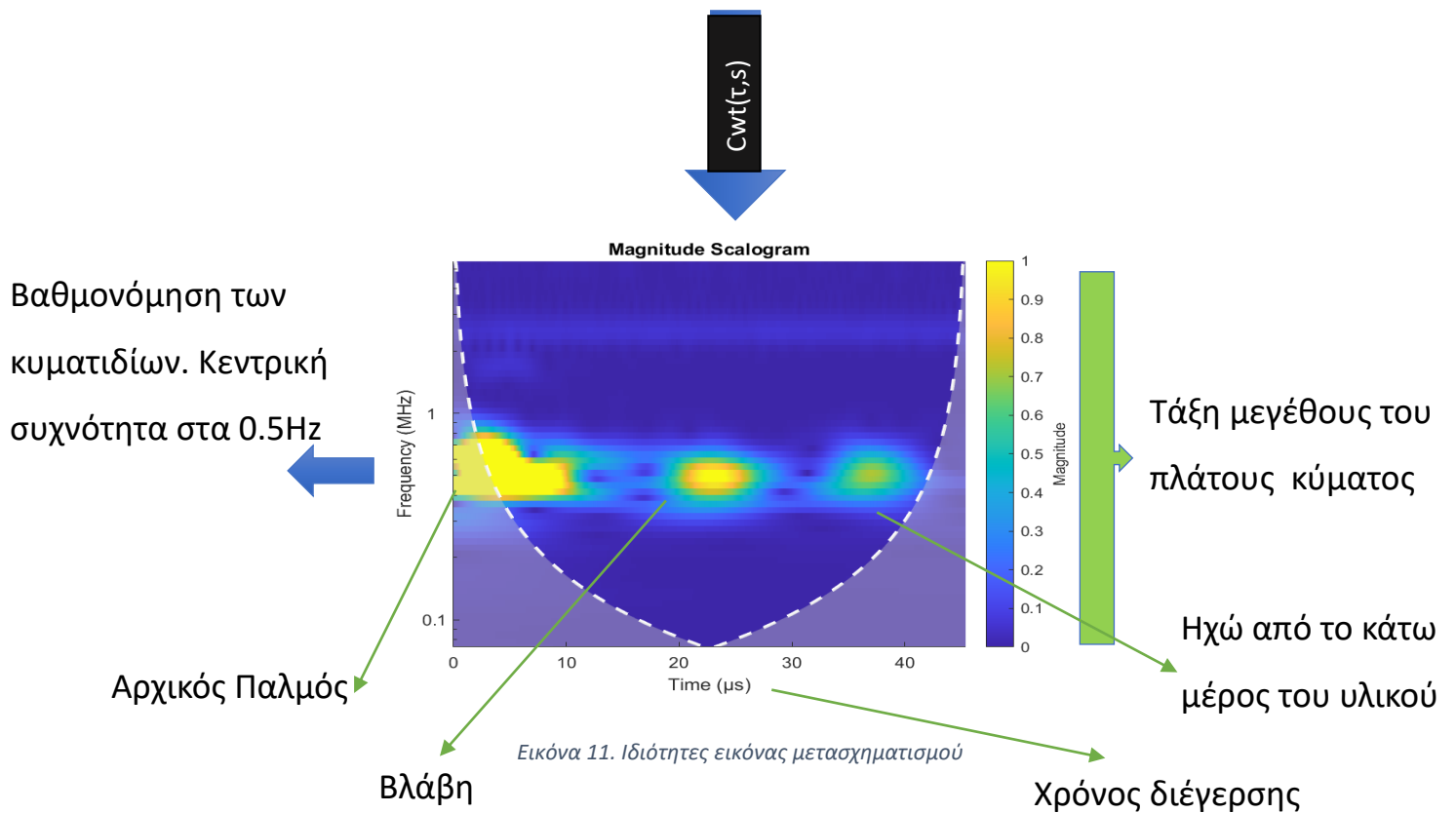


Εικόνα 9. TFM-GFRP 50mm-120mm hole

Το επόμενο βήμα είναι η μέθοδος προ-επεξεργασίας σήματος προς τη δημιουργία κατάλληλης μορφής των δεδομένων για την προσέγγιση της βαθιάς μάθησης. Η γενική ιδέα είναι να μετατραπούν τα αρχικά ακατέργαστα FMC δεδομένα σε μορφή εικόνας για την επεξεργασία τους με Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα. Σε αυτή την εργασία, επιλέγεται ο Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Wavelet Transformation) για τη δημιουργία των εικόνων, οι οποίες είναι τα τελικά δεδομένα εκπαίδευσης του μοντέλου 2DCNN. Η διαδικασία φαίνεται παρακάτω:



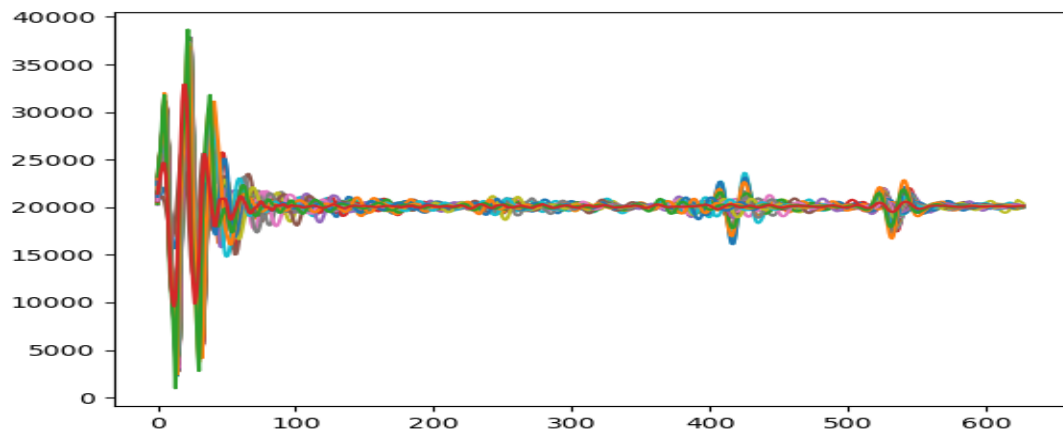
Εικόνα 10. Σήμα A-scan



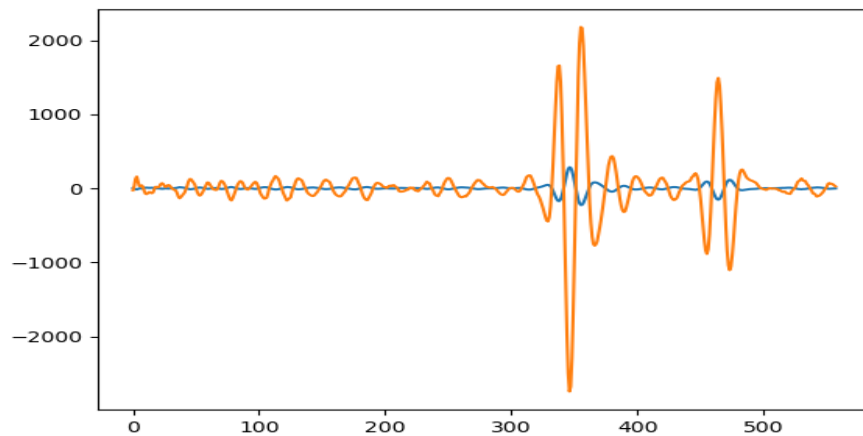
Εικόνα 11. Ιδιότητες εικόνας μετασχηματισμού

Κατόπιν, γίνεται ανάλυση της μεθόδου μηχανικής μάθησης 'χωρίς επίβλεψη' που χρησιμοποιήθηκε για δυαδική ταξινόμηση (binary classification) για δύο διαφορετικά σύνθετα υλικά και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα. Στην Εικόνα 12 φαίνονται τα αρχικά σήματα που χρειάζονται ομαδοποίηση. Αφού εφαρμόσουμε τον αλγόριθμο k-means αφαιρώντας τον αρχικό παλμό, παίρνουμε σαν έξοδο τα κέντρα στα οποία γίνεται ανάθεση των χρονοσειρών, όπως φαίνεται στην Εικόνα 13.

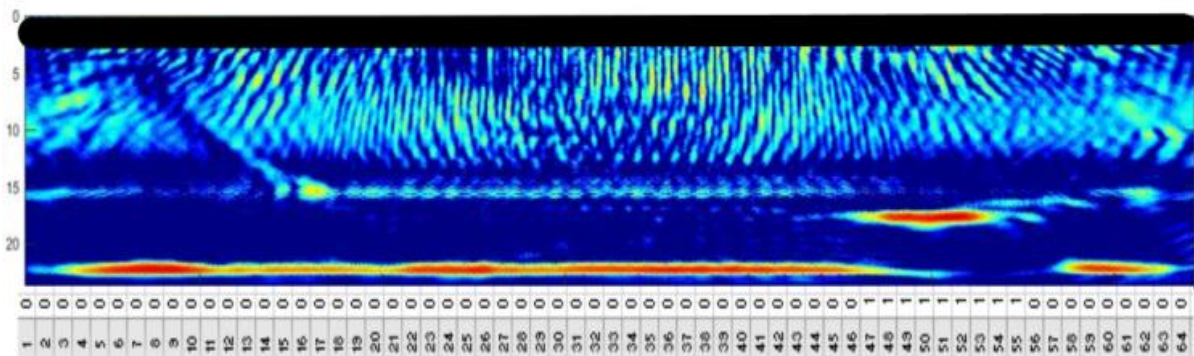
Στις Εικόνες 14 και 15 φαίνονται παραδείγματα ταξινόμησης των πιεζοκρυστάλλων του ανιχνευτή σε 0 για υγιές και σε 1 για φθαρμένο, για ένα CFRP με μία οπή και για ένα GFRP με 2 οπές αντίστοιχα. Με αυτόν τον τρόπο, δημιουργούμε τη βάση δεδομένων για τα σήματα με τον αντίστοιχο χαρακτηρισμό τους.



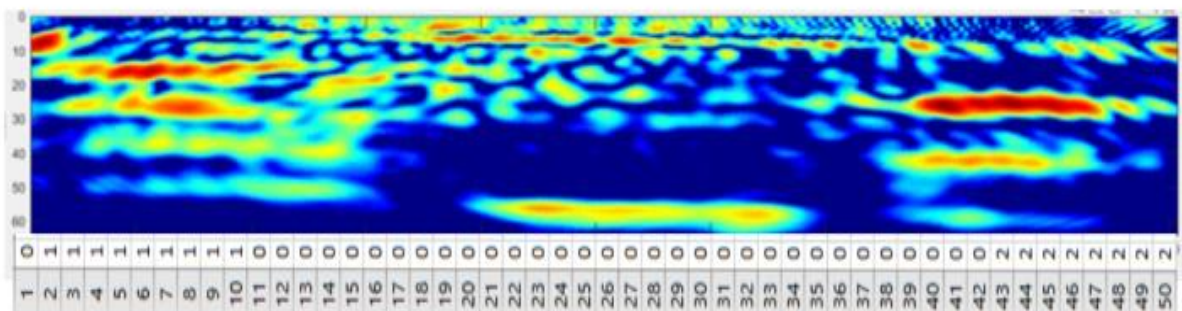
Εικόνα 12. Αρχικά σήματα των κρυστάλλων



Εικόνα 13. Κέντρα ταξινόμησης

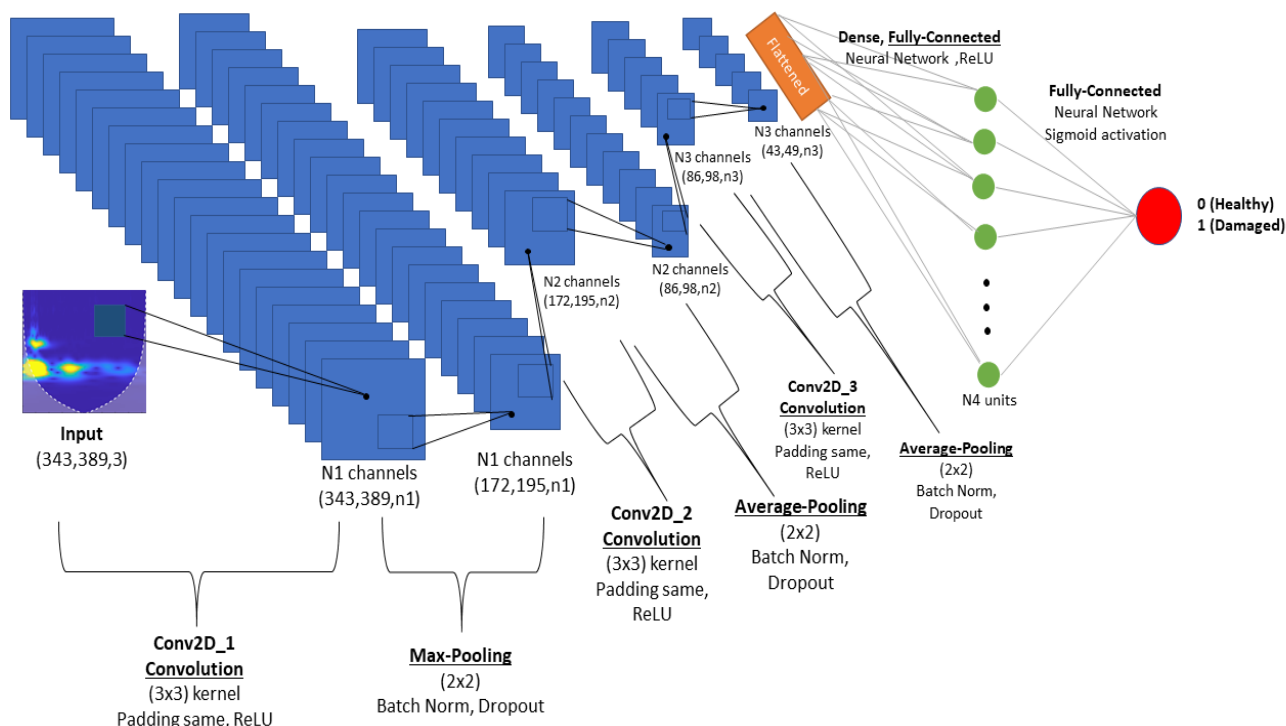


Εικόνα 14. Δυαδική ταξινόμηση για CFRP

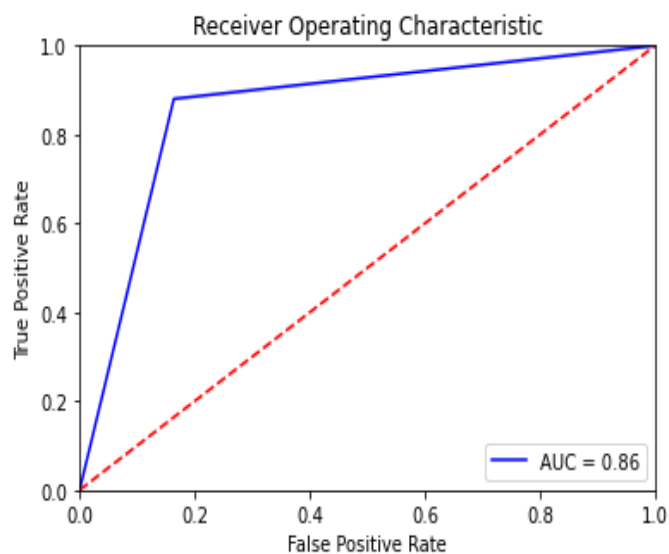
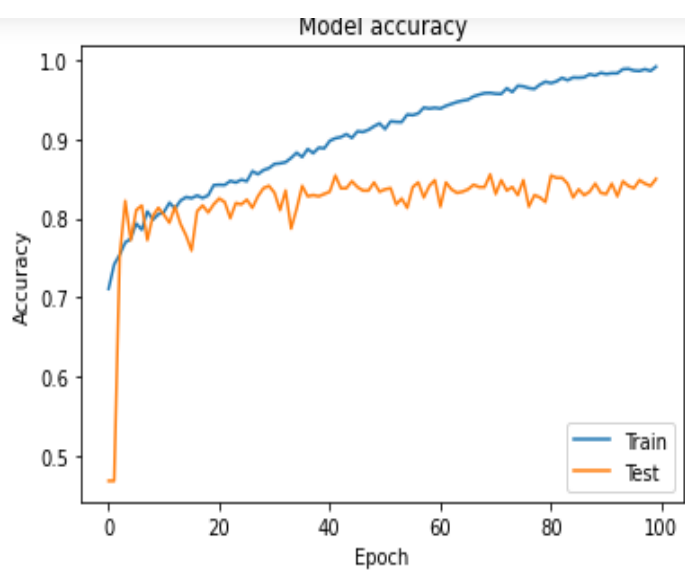


Εικόνα 15. Δυαδική ταξινόμηση για GFRP

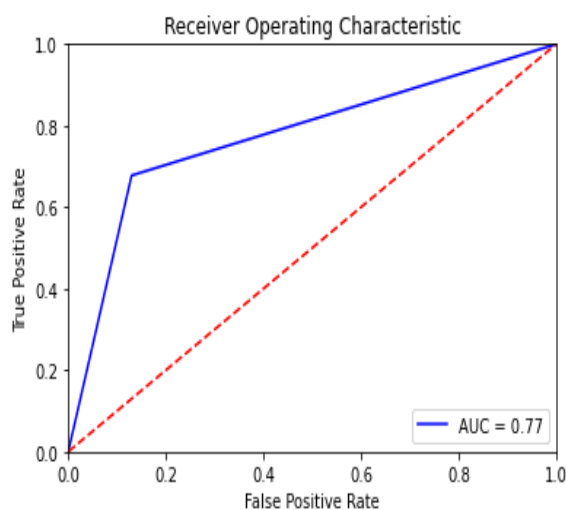
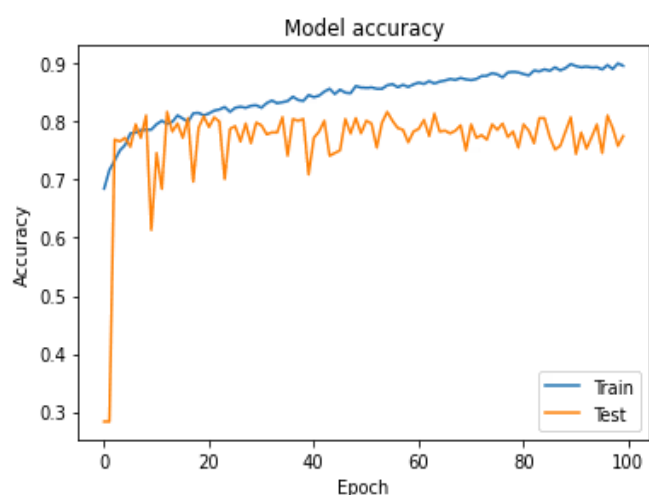
Εν συνεχεία, γίνεται ανάλυση της μεθόδου βαθιάς μάθησης ‘με επίβλεψη’ που χρησιμοποιήθηκε για δυαδική ταξινόμηση και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα. Ύστερα από βιβλιογραφική έρευνα για αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων αντιστοίχων προβλημάτων και μοντελοποίησης για το συγκεκριμένο πρόβλημα καταλήγουμε στην αρχιτεκτονική της Εικόνας 16. Τα χαρακτηριστικά και οι υπερπαράμετροι του μοντέλου εξηγούνται αναλυτικά και εις βάθος στην εργασία. Παρακάτω παρουσιάζονται τα βέλτιστα αποτελέσματα για δυαδική ταξινόμηση για τα δύο διαφορετικά σύνθετα υλικά (Εικόνες 17 και 18). Η αρχιτεκτονική των δικτύων έχει ελάχιστες διαφορές όπως εξηγείται αναλυτικά, παρόλη την προσπάθεια ανάπτυξης ενός ‘οικουμενικού’ μοντέλου και για τα δύο υλικά.



Εικόνα 16. Αρχιτεκτονική βαθιού νευρωνικού δικτύου



Εικόνα 17. Επίδοση μοντέλου για CFRP



Εικόνα 18. Επίδοση μοντέλου για GFRP

Επιπλέον παρατίθενται οι πίνακες αλήθειας για τις συγκεκριμένες αναλύσεις.

Πίνακας 1. Πίνακας αλήθειας για CFRP

Αριθμός σημάτων προς επαλήθευση (338)		Πρόβλεψη	
		Υγιή	Με βλάβη
Βασική αλήθεια	Πραγματικά υγιή	143	28
	Πραγματικά με βλάβη	20	147

Πίνακας 2. Πίνακας αλήθειας για GFRP

Αριθμός σημάτων προς επαλήθευση (321)		Πρόβλεψη	
Βασική αλήθεια	Πραγματικά υγιή	Υγιή	Με βλάβη
	Πραγματικά με βλάβη	29	61

Τέλος, παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προκύπτουν από τις αναλύσεις και αναφέρονται προτάσεις για βελτίωση και επέκταση της εργασίας στο μέλλον. Η παρούσα διπλωματική εισήγαγε δύο διαφορετικές μεθόδους ταξινόμησης δεδομένων υπερήχων (Phase Array). Πρώτον, συλλέχθηκαν ποιοτικά δεδομένα για υγιής και με βλάβη περιπτώσεις, κάνοντας τις κατάλληλες πειραματικές διαμορφώσεις. Η πρώτη μέθοδος ήταν η εφαρμογή αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, ο οποίος επέτυχε υψηλή ακρίβεια στην απόδοση ομαδοποίησης των στοιχείων. Για την προσέγγιση της βαθιάς μαθήσεως, υπήρξε μία προ-επεξεργασία των σημάτων όπως αναφέρθηκε και τα δεδομένα χωρίστηκαν σε δεδομένα δοκιμής και επικύρωσης. Η δημιουργία της αρχιτεκτονικής του μοντέλου αναπτύχθηκε σταδιακά και με χειροκίνητο συντονισμό των παραμέτρων για την επίτευξη της πιο στιβαρής δομής του αλγορίθμου. Τελικά, το CFRP μοντέλο επέτυχε ακρίβεια της τάξης του 86% , ενώ το GFRP 77%. Το αποτέλεσμα αυτό είναι λογικό καθώς το δεύτερο υλικό περιείχε λιγότερα δεδομένα εκπαίδευσης και μεγαλύτερη ανισορροπία μεταξύ υγιών και κατεστραμμένων συνθηκών. Ωστόσο, η συνολική απόδοση θεωρείται επιτυχής σαν πρώτο βήμα για την επίτευξη του στόχου του αυτοματισμού της διαδικασίας επιθεώρησης με υπερήχους.

Φυσικά, μπορεί να υπάρξει και μελλοντική εργασία πάνω στο θέμα για περεταίρω βελτίωση της απόδοσης, όπως αναφέρεται. Πιθανές λύσεις σε αυτό είναι, η αύξηση του όγκου των δεδομένων εκπαίδευσης. Επίσης, θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί πολλαπλής κατηγοριοποίηση των δεδομένων για διαφορετικές συνθήκες αστοχίας (ρωγμές, αποκολλήσεις κλπ.).

Επεξηγήσεις ορολογίας

NDT Non-destructive testing – Μη Καταστροφικός Έλεγχος

UT Ultrasonics - Υπέρηχοι

PAUT Phased array ultrasonic testing – Έλεγχος με υπερήχους phase array

PZT Piezoelectric transducer – Πιεζοηλεκτρικός μεταδότης

VT Virtual Testing – Οπτικός έλεγχος

LPI Liquid penetrant inspection – Έλεγχος με διεισδυτικά υγρά

MPT Magnetic particle testing – Έλεγχος με μαγνητικά σωματίδια

RT Radiography testing – Έλεγχος με ραδιογραφία

AE Acoustic emission – Ακουστική εκπομπή

PMCs Polymer matrix composites – Σύνθετα πολυμερικής μήτρας

MMCs Metallic matrix composites – Σύνθετα μεταλλικής μήτρας

CMCs Ceramic matrix composites – Σύνθετα κεραμικής μήτρας

FRPs Fiber reinforced composites – Σύνθετα ενισχυμένα με ίνες

CFRPs Carbon fiber reinforced plastic composites – Σύνθετα πολυμερικής μήτρας ενισχυμένα με ίνες άνθρακα

GFRPs Glass fiber reinforced plastic composites – Σύνθετα πολυμερικής μήτρας ενισχυμένα με ίνες γυαλιού

AFP Automated fiber placement – Αυτόματη τοποθέτηση ινών

S-waves Shear waves – Εγκάρσια κύματα

P-waves Compressional waves – Διαμήκη κύματα

NF Near field – Εγγύς πεδίο

FF Far field – Απομακρυσμένο πεδίο

FMC Full matrix capture – Συλλογή όλων των δεμένων

TFM Total focusing method – Μέθοδος συνολικής εστίασης

AI Artificial intelligence – Τεχνητή νοημοσύνη

ML Machine learning – Μηχανική μάθηση

DL Deep learning – Βαθιά μάθηση

ANN Artificial neural network – Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

CNN Convolutional neural network – Συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο

R-CNN Region based convolutional neural network - Συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο βασισμένο σε περιοχή

ReLU Rectified linear unit – Διορθωμένη γραμμική μονάδα

SVM Support Vector Machine – Μηχανική υποστήριξη φορέα

SGD Stochastic gradient descent – Στοχαστική κλίση καθόδου

ADAM Adaptive moment estimation – Προσαρμοστική εκτίμηση ροπών

AU-ROC Area under Receiver Operating characteristics – Περιοχή κάτω από τα λειτουργικά χαρακτηριστικά του δέκτη

TP True positive – Αληθές θετικό

TN True negative – Αληθές αρνητικό

FP False positive – Ψευδές θετικό

FN False negative – Ψευδές αρνητικό

TPR True positive rate – Αναλογία αληθών θετικών

FPR False positive rate – Αναλογία ψευδών θετικών

SDH Side drilled hole – Πλαϊνή τρύπα

PRF Pulse repetition frequency – Συχνότητα επανάληψης παλμών

DAC Distance amplitude curve – Καμπύλη πλάτους απόστασης

HP High pass – Υψηλής περατότητας

LP Low pass – Χαμηλής περατότητας

FRD Full raw data – Πλήρως ακατέργαστα δεδομένα

CWT Continuous wavelet transform - Συνεχής μετασχηματισμός κυματιδίων

FT Fourier Transform – Μετασχηματισμός Φουριέ