



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ -
- ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΓΕΩΔΑΙΣΙΑΣ

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΩΝ ΓΙΑ ΤΟΝ ΕΛΕΓΧΟ ΤΗΣ ΔΟΜΙΚΗΣ
ΑΚΕΡΑΙΟΤΗΤΑΣ ΚΑΤΑΣΚΕΥΩΝ ΜΕ ΤΗΝ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑ ΕΠΙΓΕΙΟΥ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ RADAR ΜΙΚΡΟΚΥΜΑΤΙΚΗΣ ΣΥΜΒΟΛΟΜΕΤΡΙΑΣ

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

ΓΕΩΡΓΙΟΥ Α. ΠΗΝΙΩΤΗ

Διπλωματούχου Αγρονόμου και Τοπογράφου Μηχανικού-ΜΓ ΕΜΠ

MSc in Surveying UCL, UK

ΑΘΗΝΑ 2022

«Η έγκριση της διδακτορικής διατριβής από την Ανώτατη Σχολή Αγρονόμων
και Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών Γεωπληροφορικής του ΕΜΠ
δεν υποδηλώνει αποδοχή των γνώμων του συγγραφέα (Ν. 5343/1932, Άρθρο 202)»



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ -
- ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΓΕΩΔΑΙΣΙΑΣ

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΩΝ ΓΙΑ ΤΟΝ ΕΛΕΓΧΟ ΤΗΣ ΔΟΜΙΚΗΣ
ΑΚΕΡΑΙΟΤΗΤΑΣ ΚΑΤΑΣΚΕΥΩΝ ΜΕ ΤΗΝ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑ ΕΠΙΓΕΙΟΥ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ RADAR ΜΙΚΡΟΚΥΜΑΤΙΚΗΣ ΣΥΜΒΟΛΟΜΕΤΡΙΑΣ

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

ΓΕΩΡΓΙΟΥ Α. ΠΗΝΙΩΤΗ

Διπλωματούχου Αγρονόμου και Τοπογράφου Μηχανικού-ΜΓ ΕΜΠ

MSc in Surveying UCL, UK

Τριμελής Συμβουλευτική Επιτροπή

1. Γκίκας Βασίλειος
Καθηγητής ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ (Επιβλέπων)
2. Μπαλοδήμος Διονύσιος-Δημήτριος
Ομότιμος Καθηγητής ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ
3. Τσακίρη Μαρία
Καθηγήτρια ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ

Επταμελής Εξεταστική Επιτροπή

1. Γκίκας Βασίλειος
Καθηγητής ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ (Επιβλέπων)
2. Μπαλοδήμος Διονύσιος-Δημήτριος
Ομότιμος Καθηγητής ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ
3. Τσακίρη Μαρία
Καθηγήτρια ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ
4. Σαπουντζάκης Ευάγγελος
Καθηγητής ΣΠΜ ΕΜΠ
5. Γαντές Χαράλαμπος
Καθηγητής ΣΠΜ ΕΜΠ
6. Τοκμακίδης Κωνσταντίνος
Καθηγητής ΤΑΤΜ ΑΠΘ
7. Δουλάμης Αναστάσιος
Αναπληρωτής Καθηγητής ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ

ΑΘΗΝΑ 2022

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες.....	5
Περίληψη	9
Abstract.....	11
Πίνακας Συντομογραφιών	13
Πίνακας Σχημάτων	14
Πίνακας Πινάκων.....	18
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	19
1.1 Ανασκόπηση και κίνητρο της Διατριβής	19
1.2 Στόχοι Διδακτορικής Διατριβής.....	23
1.3 Μεθοδολογική προσέγγιση Διατριβής	24
1.4 Πρωτοτυπία και αποτελέσματα της Διδακτορικής Διατριβής.....	27
1.5 Διάρθρωση Διατριβής.....	28
Κεφάλαιο 2 : Παρακολούθηση Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών	31
2.1 Ορισμός - Οφέλη της Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών	31
2.2 Δομικές βλάβες κατασκευών - Επίπεδα προσδιορισμού βλάβης.....	32
2.3 Ταξινόμηση μεθόδων Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών	33
2.4 Μέθοδοι Παρακολούθησης βασισμένες στη δόνηση/ταλάντωση των κατασκευών (vibration based inspection methods).....	36
2.4.1 Παραμετρικές μέθοδοι (model-based methods)	36
2.4.2 Μη παραμετρικές μέθοδοι (data-based ή data-driven methods).....	37
2.5 Επίδραση λειτουργικών/επιχειρησιακών και μετεωρολογικών συνθηκών στη δυναμική συμπεριφορά των κατασκευών.....	38
2.6 Μεθοδολογική προσέγγιση μη παραμετρικών συστημάτων Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών.....	39
Κεφάλαιο 3: Τεχνολογία επίγειου radar συμβολομετρίας (GBRI) και εφαρμογή της στην Παρακολούθηση της Δομικής Ακεραιότητας των Κατασκευών.....	41
3.1 Εισαγωγή - Βασικοί ορισμοί.....	41
3.2 Θεωρητικό υπόβαθρο επίγειων συστημάτων radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR)	43
3.2.1 Βασική αρχή λειτουργίας	43
3.2.2 Τεχνικές διαμόρφωσης Η/Μ σημάτων επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR).....	45

3.3 Σύστημα επίγειου radar συμβολομετρίας IBIS-S (Ingeneria Dei Systemi, IDS®).....	48
3.4 Σύντομη ανασκόπηση καθιερωμένων τεχνολογιών για την Παρακολούθηση της Δομικής Συμπεριφοράς των Κατασκευών	53
3.4.1 Επιταχυνσιόμετρα	53
3.4.2 Παραμορφωσιόμετρα.....	54
3.4.3 Συστήματα οπτικών ινών	55
3.4.4 Τεχνολογίες μέτρησης μετατόπισης	55
3.5 Επίγεια radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR)	57
3.5.1 Υφιστάμενα συστήματα GBRI-RAR.....	57
3.5.2 Αξιοποίηση της τεχνολογίας επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) στην παρακολούθηση της δομικής συμπεριφοράς κατασκευών.....	58
3.5.3 Πλεονεκτήματα και εγγενείς αδυναμίες της τεχνολογίας GBRI-RAR στην παρακολούθηση της δομικής συμπεριφοράς των κατασκευών	60
Κεφάλαιο 4 : Πειραματική αξιολόγηση συστήματος GBRI-RAR στη μελέτη της δυναμικής απόκρισης των κατασκευών	63
4.1 Εισαγωγή	63
4.2 Προγενέστερες εργασίες αξιολόγησης συστημάτων GBRI-RAR.....	64
4.3 Αντικείμενο έρευνας - Στόχοι.....	67
4.4 Περιβάλλον μετρήσεων και πειραματικός εξοπλισμός.....	68
4.4.1 Εργαστηριακός χώρος πειραμάτων	68
4.4.2 Συσκευή παραγωγής ταλαντώσεων	69
4.5 Αισθητήρες ελέγχου ταλαντώσεων.....	70
4.5.1 Ταλαντόμετρο τεχνολογίας Laser Doppler.....	70
4.5.2 Laser Tracker	71
4.6 Διάταξη αισθητήρων-Προπαρασκευαστικές εργασίες	72
4.6.1 Διάταξη αισθητήρων	72
4.6.2 Προσδιορισμός επιπέδου θορύβου	74
4.7 Πειραματικά σενάρια παρατήρησης	75
4.8 Επεξεργασία δεδομένων και ανάλυση αποτελεσμάτων	76
4.8.1 Επεξεργασία δεδομένων	76
4.8.2 Ανάλυση δεδομένων στο πεδίο του χρόνου	77
4.8.3 Ανάλυση δεδομένων στο πεδίο των συχνοτήτων	80
4.9 Σύνοψη και συμπεράσματα	82
Κεφάλαιο 5 : Τεχνητή νοημοσύνη: Μηχανική μάθηση - Αναγνώριση προτύπων	83
5.1 Γενικά	83

5.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks, ANNs)	85
5.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning Artificial Neural Networks)	89
5.4 Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks).....	90
5.5 Τεχνική Μεταφοράς Μάθησης (Transfer Learning)	94
5.6 Δημοφιλείς αρχιτεκτονικές Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων (CNNs) που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα έρευνα	96
5.6.1 GoogleNet.....	97
5.6.2 Υπολειμματικά Νευρωνικά Δίκτυα (Residual Neural Networks ή ResNets).....	99
5.7 Βιβλιογραφική ανασκόπηση χρήσης Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης σε μεθόδους επιθεώρησης που βασίζονται στη δόνηση/ ταλάντωση των κατασκευών (vibration based inspection methods) για την ανίχνευση δομικής βλάβης.....	101
5.8 Συμπεράσματα από την ανασκόπηση της παρεμφερούς με την παρούσα έρευνας	110
Κεφάλαιο 6 : Ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα γέφυρας Bailey - Μεθοδολογική προσέγγιση – Πειραματικός σχεδιασμός.....	113
6.1 Εισαγωγή	113
6.2 Η Γέφυρα Bailey	114
6.3 Σχεδιασμός και κατασκευή φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey.....	117
6.4 Περιβάλλον μετρήσεων και πειραματικός εξοπλισμός	120
6.4.1 Εργαστηριακός χώρος πειραμάτων	120
6.4.2 Συσκευή διέγερσης γέφυρας Bailey.....	121
6.5 Πειραματική διάταξη.....	124
6.6 Πειραματικά σενάρια	125
Κεφάλαιο 7 : Ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα γέφυρας Bailey - Επεξεργασία και ανάλυση πειραματικών δεδομένων	133
7.1 Προεπεξεργασία δεδομένων	133
7.2 Χρήση Νευρωνικών Δικτύων Βαθιάς Μάθησης με τη μέθοδο της Μεταφοράς Μάθησης	134
7.3 Μετασχηματισμός προεπεξεργασμένων σημάτων ταλάντωσης σε εικόνες με τον Συνεχή Μετασχηματισμό Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform).....	134
7.4 Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης μέσω επιβλεπόμενης μάθησης για την ανίχνευση δομικής βλάβης	136
7.5 Αξιολόγηση απόδοσης Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης στην ανίχνευση δομικής βλάβης.....	141
7.6 Σύνοψη και συμπεράσματα	148
Κεφάλαιο 8 : Συμπεράσματα - Προτάσεις	151
8.1 Συμπεράσματα	151

8.1.1 Συμπεράσματα ως προς την πειραματική αξιολόγηση συστήματος GBRI-RAR στον προσδιορισμό των παραμέτρων δυναμικής συμπεριφοράς κατασκευών	151
8.1.2 Συμπεράσματα ως προς την ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα γέφυρας Bailey με χρήση δεδομένων συστήματος GBRI-RAR.....	152
8.2 Προτάσεις για περαιτέρω διερεύνηση του προβλήματος	153
Βιβλιογραφία	157

Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση της διδακτορικής μου διατριβής θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου και τις θερμές μου ευχαριστίες στους ακόλουθους ανθρώπους που συνέβαλαν με διάφορους τρόπους σε αυτήν:

- Στον κ. Βασίλειο Γκίκα, Καθηγητή ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ, επιβλέποντα της διατριβής, για την αποτελεσματική καθοδήγηση, υποστήριξη και ενθάρρυνσή του σε όλα τα στάδια της. Τον ευχαριστώ θερμά, επίσης, για τη δυνατότητα που μου έδωσε να ασχοληθώ με την παρακολούθηση κατασκευών μεγάλης κλίμακας, μέσω της συμμετοχής μου σε ερευνητικά έργα, στα οποία ήταν και είναι επιστημονικός υπεύθυνος, αλλά και για την αγαστή συνεργασία που έχουμε επί πολλά έτη, στο πλαίσιο δραστηριοτήτων του Εργαστηρίου Γεωδαισίας της ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ.
- Στον κ. Διονύσιο-Δημήτριο Μπαλοδήμο, Ομότιμο Καθηγητή ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ, μέλος της Τριμελούς Συμβουλευτικής Επιτροπής, για τις συμβουλές του σε σημαντικά σημεία της διατριβής, για το ότι με τιμά με την εμπιστοσύνη του και για την αμέριστη στήριξή του σε όλη τη σταδιοδρομία μου, ως μέλος του Εργαστηρίου Γεωδαισίας της ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ.
- Στην κα Μαρία Τσακίρη, Καθηγήτρια ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ, μέλος της Τριμελούς Συμβουλευτικής Επιτροπής, για τις ωφέλιμες συμβουλές της σχετικά με τη διατριβή, την ενθάρρυνση και παρότρυνση για την ολοκλήρωσή της και τη συνεχή υποστήριξή της.
- Στα υπόλοιπα μέλη της Επταμελούς Εξεταστικής Επιτροπής: στον κ. Ευάγγελο Σαπουντζάκη, Καθηγητή ΣΠΜ ΕΜΠ, στον κ. Χαράλαμπο Γαντέ, Καθηγητή ΣΠΜ ΕΜΠ, στον κ. Κωνσταντίνο Τοκμακίδη, Καθηγητή ΤΑΤΜ ΑΠΘ και στον κ. Αναστάσιο Δουλάμη, Αναπληρωτή Καθηγητή ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ, για την συμμετοχή τους στην κρίση της διδακτορικής διατριβής.
- Στον κ. Βασίλειο Παπαβασιλείου, Πολιτικό Μηχανικό, MSc και Υποψήφιο Διδάκτορα στο Εργαστήριο Μεταλλικών Κατασκευών της Σχολής Πολιτικών Μηχανικών ΕΜΠ για τη μελέτη και το σχεδιασμό του φυσικού ομοιώματος μεταλλικής γέφυρας τύπου Bailey, για την άριστη συνεργασία που είχαμε κατά την κατασκευή αυτού και οποιουδήποτε παρελκομένου χρειάστηκε η πειραματική

διαδικασία (ηλεκτροκίνητο όχημα, επιφάνεια απορρόφησης ακτινοβολίας GBRI-RAR) και για την διάθεση να λύσει οποιεσδήποτε απορίες μου που άπτονται της επιστήμης του Πολιτικού Μηχανικού.

- Στον κ. Αθανάσιο Μπίμη, Μεταδιδακτορικό Ερευνητή ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ και φίλο, για τη βοήθειά του στη συνδεσμολογία αισθητήρων στον ψηφιοποιητή σημάτων, για τις συμβουλές του σε ζητήματα της διατριβής και για την ενθάρρυνση και παρότρυνση για την ολοκλήρωσή της.
- Στον κ. Μαρίνο Καττή, Καθηγητή ΕΜΠ και τον κ. Μιχάλη Σακελλαρίου, Ομότιμο Καθηγητή ΕΜΠ (Εργαστήριο Δομικής Μηχανικής & Στοιχείων Τεχνικών Έργων, ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ) για τη διάθεση της σεισμικής τράπεζας και στην κα Έλενα Καπόγιαννη, Μεταδιδακτορική Ερευνήτρια ΕΜΠ, για την παροχή της.
- Στον κ. Ιωάννη Αντωνιάδη, Καθηγητή ΕΜΠ (Εργαστήριο Δυναμικής και Κατασκευών, ΣΜΜ ΕΜΠ) για τη διάθεση του αισθητήρα LDV και στον κ. Χρήστο Γιακόπουλο, μέλος ΕΔΙΠ του ίδιου Εργαστηρίου, για την παροχή του.
- Στον κ. Χρήστο Καψάλη, Καθηγητή ΕΜΠ (Εργαστήριο Ασυρμάτου και Επικοινωνίας Μεγάλων Αποστάσεων, ΣΗΜΜΥ) για τη διάθεση του ανηχοϊκού θαλάμου και των απορροφητικών πλακιδίων Η/Μ ακτινοβολίας και στον κ. Χρήστο Νικολόπουλο, Επίκουρο Καθηγητή Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστημίου, για την παροχή τους.
- Στον κ. Αλέξανδρο Παπαγιάννη, Καθηγητή ΕΜΠ (Τομέας Φυσικής, ΣΕΜΦΕ ΕΜΠ) για τη διάθεση των προστατευτικών γυαλιών για τον αισθητήρα LDV.
- Στον κ. Χαράλαμπο Γαντέ, Καθηγητή ΕΜΠ (Εργαστήριο Μεταλλικών Κατασκευών, ΣΠΜ ΕΜΠ) για την άδεια χρήσης του εργαστηριακού εξοπλισμού για την κατασκευή του φυσικού ομοιώματος μεταλλικής γέφυρας τύπου Bailey και στον κ. Ξενοφώντα Λιγνό, μέλος ΕΔΙΠ του ίδιου Εργαστηρίου, για την παροχή συμβουλών κατά τη χρήση του εξοπλισμού.
- Στον κ. Νικόλαο Μελισσά, ΙΔΑΧ ΣΜΜ ΕΜΠ, για την κατασκευή παρελκομένων για το πρώτο πειραματικό σκέλος της διατριβής.
- Στον κ. Γεώργιο Πανταζή, Καθηγητή ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ, και την εκλιπούσα Ευαγγελία Λάμπρου, Καθηγήτρια ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ, οι οποίοι με εμπιστεύθηκαν από τα πρώτα επαγγελματικά μου χρόνια και παρέχοντάς μου τη δυνατότητα να

συμμετάσχω σε δραστηριότητες του Εργαστηρίου Γεωδαισίας της ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ, μου έδωσαν το έναυσμα να εξελιχθώ σε υποψήφιο διδάκτορα και αργότερα μέλος του Εργαστηρίου.

- Στα αγαπητά μέλη του Εργαστηρίου Γεωδαισίας της ΣΑΤΜ-ΜΓ ΕΜΠ για την παρότρυνση ολοκλήρωσης της διατριβής και το ευχάριστο εργασιακό κλίμα.
- Στην οικογένειά μου, στην οποία αφιερώνω τη διατριβή: Στη σύζυγό μου, Μαρία, για την αγάπη της, τη συνεχή στήριξη, παρότρυνση και υπομονή και στα παιδιά μου, Σύλια και Νικόλα, για την αγάπη τους και για το ότι αποτελούν πηγή ψυχικής δύναμης και κίνητρο για εξέλιξη.
- Στους γονείς μου, Αλέκο και Χρυσούλα, για την αγάπη τους και την πλήρη στήριξή τους.

Περίληψη

Η παρούσα διδακτορική διατριβή πραγματεύεται το πρόβλημα παρακολούθησης της δυναμικής συμπεριφοράς τεχνικών έργων και αξιολόγησης της δομικής τους ακεραιότητας μέσω της ανάπτυξης ολοκληρωμένης μεθοδολογίας για την αξιοποίηση παρατηρήσεων συστήματος επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (Ground Based Radar Interferometer-Real Aperture Radar, GBRI-RAR).

Το πρώτο σκέλος της διατριβής αφορά στην ανάπτυξη και εφαρμογή μεθοδολογίας για την διερεύνηση της ποιότητας (ακρίβεια, αξιοπιστία) και των δυνατοτήτων μετρήσεων δυναμικών μετατοπίσεων συστήματος GBRI-RAR (IBIS-S, IDS®) σε εργαστηριακές συνθήκες. Η πειραματική διαδικασία περιλαμβάνει την κατασκευή διάταξης συστήματος αισθητήρων και λογισμικού για την παραγωγή, μέτρηση, επεξεργασία και ανάλυση ταλαντώσεων γνωστών χαρακτηριστικών (πλάτος και συχνότητα) που απαντώνται στην πλειονότητα των τεχνικών έργων μεγάλης κλίμακας έναντι περιβαλλοντικών και λειτουργικών φορτίσεων. Η δημιουργία ταλαντώσεων στηρίζεται στην παραμετροποίηση φορητής σεισμικής τράπεζας, ενώ ως μέσο διακρίβωσης του συστήματος GBRI-RAR χρησιμοποιείται σύστημα Laser Tracker. Η έρευνα καταδεικνύει υπερυψηλή ακρίβεια (επαναληψιμότητα) και αξιοπιστία (ορθότητα) του συστήματος GBRI-RAR που αγγίζει τιμές ± 0.01 mm και ± 0.1 mm, ή καλύτερες, αντίστοιχα. Ανάλυση στο πεδίο των συχνοτήτων αποδεικνύει την εξαιρετική απόδοση (καλύτερη των 0.01 Hz) της τεχνολογίας στον προσδιορισμό συχνοτήτων ταλάντωσης έως 20 Hz.

Το δεύτερο σκέλος της διατριβής αφορά στην ανάπτυξη και αξιολόγηση μεθοδολογίας για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε κατασκευές, με χρήση δεδομένων συστήματος GBRI-RAR, με τεχνικές αναγνώρισης προτύπων. Για τις ανάγκες της διατριβής μελετήθηκε και κατασκευάστηκε, βάσει της αρχής ομοιότητας, εργαστηριακό φυσικό ομοίωμα χαλύβδινης γέφυρας τύπου Bailey μήκους 50 ποδών (διαστάσεων 6.12 m x 1.82 m, κλίμακα 1:2.5), με δυνατότητα επιβολής τεχνητών δομικών βλαβών, μέσω αφαίρεσης επιλεγμένων δομικών στελεχών της (αντηρίδες και αντιανέμια). Η διέγερση (σήμα «λευκού θορύβου») του φυσικού ομοιώματος γέφυρας με ρεαλιστικό τρόπο επιτυγχάνεται μέσω συσκευής παραγωγής ταλαντώσεων, επιβαίνουσας σε ειδικά κατασκευασμένο ηλεκτροκίνητο όχημα, το οποίο τοποθετείται σε διαφορετικές θέσεις του

καταστρώματος του ομοιώματος γέφυρας. Τα σενάρια παρακολούθησης αφορούν στη μέτρηση της δυναμικής απόκρισης (ταλαντώσεις) της γέφυρας με σύστημα GBRI-RAR, αφενός, σε «υγιή» δομική κατάσταση, και αφετέρου σε κατάσταση επιβαλλόμενης δομικής βλάβης. Οι μετρήσεις ταλαντώσεων μετασχηματίζονται σε εικόνες με χρήση του Συνεχούς Μετασχηματισμού Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform), οι οποίες αποτελούν τα δεδομένα εισόδου σε Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα βαθιάς μάθησης, βραβευμένων αρχιτεκτονικών (GoogleNet, ResNet-18 και ResNet-50). Τα ως άνω βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα παραμετροποιούνται, βάσει της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης και εκπαιδεύονται μέσω επιβλεπόμενης μάθησης με χρήση μεγάλου όγκου δεδομένων. Η προτεινόμενη μεθοδολογία αναγνώρισης προτύπων αξιολογείται, βάσει ευρέως χρησιμοποιούμενων δεικτών απόδοσης, επιτυγχάνοντας υψηλές (> 90%) τιμές ορθότητας στην ανίχνευση και ταξινόμηση του τύπου δομικής βλάβης στο ομοίωμα γέφυρας, για όλα τα χρησιμοποιηθέντα Νευρωνικά Δίκτυα βαθιάς μάθησης. Επιπρόσθετα, όλοι οι δείκτες απόδοσης κρίνονται εξαιρετικά υψηλοί, γεγονός που καταδεικνύει την αποτελεσματικότητα και τις δυνατότητες πρακτικής εφαρμογής της προτεινόμενης μεθοδολογίας.

Abstract

This PhD thesis deals with the topic of dynamic monitoring of large-scale structures and the assessment of their structural integrity through the development of an integrated methodology based on Ground Based Radar Interferometer-Real Aperture Radar (GBRI-RAR) measurements.

The first part of the thesis concerns with the development, testing and verification of a methodology aiming at investigating the quality (accuracy, reliability) and the potential of GBRI-RAR observables (IBIS-S, IDS[®]) in laboratory conditions. The experimental process involves the construction of a sensor system array and software to generate, measure, process and analyze observed oscillations of known characteristics (amplitude and frequency) found in the majority of large-scale structures under environmental and operational loading. The generation of controlled oscillations resides on the parameterization of an automatically operated portable shake table, assistive sensors and on-purpose built software. A contemporary Laser Tracker system is used as a means of GBRI-RAR validation. Research results demonstrate the ultra-high accuracy (repeatability) and reliability (correctness) of the GBRI-RAR system, reaching values of ± 0.01 mm and ± 0.1 mm, or better, respectively. Analysis in the frequency domain demonstrates the excellent performance (better than 0.01 Hz) of GBRI-RAR technology in extracting oscillation frequencies up to 20 Hz.

The second part of the thesis deals with the development and evaluation of a unified, data driven based methodology for the detection of structural damage in controlled environment. The proposed method resides on pattern recognition principles suitably formulated and parameterized to accommodate the characteristics of GBRI-RAR observations. For the thesis' needs, a laboratory, exact model of a 50-foot-long Bailey-type steel bridge (dimensions 6.12 m x 1.82 m, scale 1:2.5) was studied and constructed based on the similitude law, rendering the capability of imposing artificial structural damage, through the removal of selected structural parts (rakers and sway braces). Realistic excitation ("white noise" signal) of the physical bridge model is achieved by means of an oscillation generator, suitably mounted on a specially built electric vehicle, which is placed at different positions along the bridge deck. The monitoring scenarios concern the

measurement of the dynamic response (oscillations) of the bridge, in a "healthy" structural state and in states of imposed structural damage, using the GBRI-RAR system. Oscillation measurements are transformed into images using the Continuous Wavelet Transform, which are the input data to Deep Learning Convolutional Neural Networks, of award-winning architectures (GoogleNet, ResNet-18 and ResNet-50). The above deep Neural Networks are parameterized, based on the Transfer Learning technique and trained through supervised learning using a large amount of data. The proposed pattern recognition methodology is evaluated, based on widely used performance metrics. Exhaustive testing results in high (> 90%) accuracy values in bridge damage detection and classification of the structural damage type, for all formulations of used Deep Neural Networks. In addition, all performance metrics lead at extremely high values, which demonstrates the effectiveness and the potential of the proposed methodology in real structure applications.

Πίνακας Συντομογραφιών

SHM: Structural Health Monitoring
GNSS: Global Navigation Satellite Systems
GBRI-RAR: Ground Based Radar Interferometer- Real Aperture Radar
FEM: Finite Element Model
CWT: Continuous Wavelet Transform
IDS: Ingeneria Dei Systemi
PCA: Principal Component Analysis
ARMA: Auto Regressive Moving Average Models
InSAR: Interferometric Synthetic Aperture Radar
Η/Μ ακτινοβολία: Ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία
LOS: Line of Sight
SF-CW: Stepped Frequency-Continuous Wave
FM-CW: Frequency Modulation-Continuous Wave
IDFT: Inverse Discrete Fourier Transform
SNR: Signal to Noise Ratio
FBGs: Fiber Bragg Gratings
RTS: Robotic Total Stations
RTK: Real Time Kinematic
PPK: Post Processing Kinematic
PPP: Precise Point Positioning
LVDTs: Linear Variable Differential Transformers
DIC: Digital Image Correlation
LDVs: Laser Doppler Vibrometers
OMA: Operational Modal Analysis
EMA: Experimental Modal Analysis
FFT: Fast Fourier Transform
Η/Υ: Ηλεκτρονικός Υπολογιστής
SMR: Spherical Mount Reflector
ASME: American Society of Mechanical Engineers
MPE: Maximum Permissible Error
PSD: Power Spectral Density
ANNs: Artificial Neural Networks
RELU: Rectified Linear Unit
MLPs: Multi Layer Perceptrons
DNNs: Deep Neural Networks
CNNs: Convolutional Neural Networks
RNNs: Reccurent Deep Neural Networks
SVM: Support Vector Machine
KNN: K-Nearest Neighbor
RGB: Red Green Blue
GPU: Graphics Processing Unit

Πίνακας Σχημάτων

Σχήμα 2.1:	Κατηγοριοποίηση μεθόδων Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας κατασκευών, με έμφαση στις Μη Καταστροφικές (Non-Destructive) μεθόδους	34
Σχήμα 2.2:	Στάδια vibration-based SHM	35
Σχήμα 3.1:	Συμπληρωματικότητα επίγειων και εναέριων-δορυφορικών συστημάτων radar συμβολομετρίας	42
Σχήμα 3.2:	α) Ακτινική ανάλυση radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (RAR) β) Ακτινική και γωνιακή ανάλυση radar συμβολομετρίας συνθετικού ανοίγματος (SAR)	43
Σχήμα 3.3:	Μέτρηση μετατόπισης με την τεχνική της συμβολομετρίας	44
Σχήμα 3.4:	Προσδιορισμός της πραγματικής μετατόπισης d σημείου καταστρώματος γέφυρας	45
Σχήμα 3.5:	Μορφή κύματος τεχνικής SF-CW: α) ως προς το χρόνο και β) ως προς τη συχνότητα	46
Σχήμα 3.6:	Ενεργό εύρος ζώνης συχνοτήτων του radar IBIS-S	47
Σχήμα 3.7:	Τεχνική της Διαμόρφωσης Συχνοτήτων Συνεχούς Κύματος	48
Σχήμα 3.8:	Το Radar IBIS-S και ο κύριος λοβός εκπομπής του	49
Σχήμα 3.9:	Διαδικασία μέτρησης και επεξεργασίας σήματος radar IBIS-S	50
Σχήμα 3.10:	Ακτινική ανάλυση radar IBIS-S βάσει της γεωμετρίας παρατήρησης	51
Σχήμα 3.11:	Ακτινική ανάλυση συστήματος radar IBIS-S	52
Σχήμα 3.12:	Είδη παθητικών ανακλαστικών κώνων συστήματος radar	52
Σχήμα 3.13:	Ορθότητα συστήματος radar IBIS-S συναρτήσει της αναλογίας σήμα/θόρυβος	53
Σχήμα 3.14:	Παραδείγματα χρήσης GBRI-RAR στην παρακολούθηση δομικής συμπεριφοράς κατασκευών: α) γέφυρες, β) καλώδια ανάρτησης καλωδιωτών γεφυρών, γ) πύργοι τηλεπικοινωνιών, δ) ανεμογεννήτριες, ε) λίθινοι πύργοι, στ) पुलώνες φωτισμού, ζ) βιομηχανικές καμινάδες, η) κτίρια, θ) γεφυρών με υπερκείμενη σιδηροδρομική τροχιά	59
Σχήμα 4.1:	Ανηχοϊκός θάλαμος, Εργ. Ασυρμάτου και Επικοινωνίας Μεγάλων Αποστάσεων (EAEMA), Σχολή ΗΜΜΥ ΕΜΠ	69
Σχήμα 4.2:	Σεισμική τράπεζα ELECTRO-SEIS® Shaker 400 της εταιρείας APS Dynamics	69
Σχήμα 4.3:	α) Ταλαντόμετρο τεχνολογίας Laser Doppler, Vibromet 500V και β) Laser Tracker Vantage της εταιρείας FARO	70
Σχήμα 4.4:	Σκαρίφημα πειραματικής διάταξης	73
Σχήμα 4.5:	Διάταξη σεισμικής τράπεζας, αισθητήρων και παρελκομένων στον ανηχοϊκό θάλαμο	74
Σχήμα 4.6:	Χρονοσειρά μετρήσεων μετατόπισης radar IBIS-S με τη σεισμική τράπεζα σε ακινησία	74

Σχήμα 4.7:	Θηκόγραμμα των φαινόμενων μετατοπίσεων ακίνητου στόχου GBRI	75
Σχήμα 4.8:	Παράθεση συγχρονισμένων χρονοσειρών μετατόπισης των συστημάτων IBIS-S και Laser Tracker σε πειραματικά σενάρια: (α, β) χαμηλής συχνότητας ($f=1$ Hz, $A=10$ mm) και (γ, δ) υψηλής συχνότητας ($f=20$ Hz, $A=0.1$ mm)	77
Σχήμα 4.9:	Παραδείγματα προσαρμογής κανονικής κατανομής: α) Σενάριο με συχνότητα $f=10$ Hz και πλάτος $A=0.2$ mm και β) Σενάριο με συχνότητα $f=20$ Hz και πλάτος $A=0.1$ mm	78
Σχήμα 4.10:	Διαγράμματα αθροιστικής συχνότητας πιθανότητας πειραματικών σεναρίων: α) 1 Hz, β) 2 Hz, γ) 5 Hz, δ) 10 Hz, ε) 15 Hz και ζ) 20 Hz	79
Σχήμα 4.11:	Θηκόγραμμα των διαφορών πλάτους ταλάντωσης	80
Σχήμα 4.12:	Διαγράμματα φασματικής συχνότητας ισχύος για τα δεδομένα των συστημάτων Laser Tracker και IBIS-S (σενάριο: $f=1$ Hz, $A=10$ mm) : α, β) γραμμική κλίμακα και γ, δ) λογαριθμική κλίμακα	81
Σχήμα 5.1:	Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης	84
Σχήμα 5.2:	Δομή τεχνητού νευρώνα	86
Σχήμα 5.3:	Δομή πολύ-επίπεδου Αντίληπτρου (Multi Layer Perceptron, MLP)	88
Σχήμα 5.4:	Τυπική αρχιτεκτονική Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου	91
Σχήμα 5.5:	Αποτέλεσμα (output) συνέλιξης έγχρωμης εικόνας (Red Green Blue-RGB) με φίλτρα διαστάσεων 3×3 (βήμα:1)	92
Σχήμα 5.6:	Τροφοδότηση επιπέδου συγκέντρωσης από συνελκτικό επίπεδο	93
Σχήμα 5.7:	Διαφορετικές μέθοδοι υποδειγματοληψίας του πίνακα χαρακτηριστικών	94
Σχήμα 5.8:	Τεχνική Μεταφοράς Μάθησης	95
Σχήμα 5.9:	Διαφορετικές στρατηγικές Μεταφοράς Μάθησης	95
Σχήμα 5.10:	Αρχιτεκτονική συνελκτικού δικτύου GoogleNet (Inception v1)	98
Σχήμα 5.11:	Αρχιτεκτονική Inception module	98
Σχήμα 5.12:	Δομή και διεργασίες υπολειμματικού μπλοκ	100
Σχήμα 5.13:	Αρχιτεκτονική Υπολειμματικού δικτύου ResNet-34	100
Σχήμα 5.14:	Ομοίωμα κατασκευής (αριστερά) και επιλεγμένα σενάρια δομικών βλαβών (δεξιά)	102
Σχήμα 5.15:	Χαλύβδινη κατασκευή (αριστερά) και διάταξη ασύρματων αισθητήρων επί αυτής (δεξιά)	103
Σχήμα 5.16:	Η γέφυρα εργαστηριακής κλίμακας και η διάταξη των αισθητήρων επιτάχυνσης επί αυτής	104
Σχήμα 5.17:	Το φυσικό ομοίωμα γέφυρας από οπλισμένο σκυρόδεμα επί συστήματος σεισμικής τράπεζας	106

Σχήμα 5.18:	Η εργαστηριακή δικτυωτή γέφυρα τύπου Warren	107
Σχήμα 5.19:	Η γέφυρα εργαστηριακής κλίμακας και η διάταξη των αισθητήρων επιτάχυνσης	109
Σχήμα 5.20:	Το φυσικό ομοίωμα καλωδιωτής γέφυρας (αριστερά) και η διάταξη του γυροσκοπίου οπτικών ινών (δεξιά)	110
Σχήμα 6.1:	Διέλευση τεθωρακισμένου οχήματος από γέφυρα τύπου Bailey κατά τον Β΄ παγκόσμιο πόλεμο	114
Σχήμα 6.2:	Προκατασκευασμένα τμήματα γέφυρας Bailey	115
Σχήμα 6.3:	Συνδεσμολογία γέφυρας Bailey	116
Σχήμα 6.4:	Είδη γεφυρών Bailey	116
Σχήμα 6.5:	Προσομοίωμα πεπερασμένων στοιχείων γέφυρας Bailey με τα δομικά της στοιχεία	118
Σχήμα 6.6:	Το φυσικό ομοίωμα γέφυρας τύπου Bailey εγκατεστημένο στον εργαστηριακό χώρο	118
Σχήμα 6.7:	Διαστάσεις (σε mm) τμημάτων φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey	119
Σχήμα 6.8:	Ιδιομορφές του φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey, όπως προέκυψαν από την αριθμητική ανάλυση (FEM): α) 1 ^η (πλάγια), $f = 13.09$ Hz, β) 2 ^η (στρειπτική), $f = 21.24$ Hz, γ) 3 ^η (καμπτική), $f = 21.85$ Hz	120
Σχήμα 6.9:	Ειδική επιφάνεια για την απορρόφηση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας	121
Σχήμα 6.10:	Η μονάδα διέγερσης Modal 110 exciter της εταιρείας MB Dynamics Inc.®	122
Σχήμα 6.11:	Αρχική τοποθέτηση της μονάδας διέγερσης	123
Σχήμα 6.12:	Το ηλεκτροκίνητο όχημα με τη μονάδα διέγερσης επί αυτού	123
Σχήμα 6.13:	Εξαναγκασμένη κίνηση οχήματος επί σιδερένιων ραγών στο κατάστρωμα της γέφυρας	124
Σχήμα 6.14:	Πειραματική διάταξη	124
Σχήμα 6.15:	Δομική βλάβη ομοιώματος γέφυρας σε αντηρίδα	125
Σχήμα 6.16:	Δομική βλάβη ομοιώματος γέφυρας σε αντιανέμιο	126
Σχήμα 6.17:	Πειραματική διάταξη και θέσεις ηλεκτροκίνητου οχήματος	126
Σχήμα 6.18:	Χρονοσειρές πρωτογενούς σήματος ταλάντωσης των τριών στόχων GBRI για το σενάριο παρατήρησης M10, με τη γέφυρα σε «υγιή» κατάσταση, το ηλεκτροκίνητο όχημα ακίνητο στη θέση 4 (στην περιοχή του στόχου GBRI 2) και τη συσκευή διέγερσης σε λειτουργία	127

Σχήμα 6.19:	Χρονοσειρές πρωτογενούς σήματος ταλάντωσης των τριών στόχων GBRI για σενάριο παρατήρησης με τη γέφυρα σε «υγιή» κατάσταση και συνεχείς διελεύσεις του ηλεκτροκίνητου οχήματος από το κατάστρωμα της γέφυρας, με τη συσκευή διέγερσης ανενεργή	127
Σχήμα 7.1:	Μεθοδολογική προσέγγιση	135
Σχήμα 7.2:	Διαδικασία επεξεργασίας και ανάλυσης δεδομένων GBRI-RAR	136
Σχήμα 7.3:	Διάγραμμα εξέλιξης εκπαίδευσης ResNet-18	137
Σχήμα 7.4:	Διάγραμμα εξέλιξης εκπαίδευσης GoogleNet	137
Σχήμα 7.5:	Πίνακας σύγκρισης των αποτελεσμάτων του ResNet-18 (με 80% δεδομένα εκπαίδευσης και 20% δεδομένα ελέγχου)	138
Σχήμα 7.6:	Πίνακας σύγκρισης των αποτελεσμάτων του GoogleNet (με 80% δεδομένα εκπαίδευσης και 20% δεδομένα ελέγχου)	138
Σχήμα 7.7:	Επεξήγηση πίνακα σύγκρισης για κάθε εξεταζόμενη κατηγορία: α) Βλάβη σε αντιανέμιο, β) Βλάβη σε αντηρίδα, γ) Υγιής κατάσταση	139
Σχήμα 7.8:	Πίνακας σύγκρισης των αποτελεσμάτων του ResNet-50 (με 80% δεδομένα εκπαίδευσης και 20% δεδομένα ελέγχου)	141
Σχήμα 7.9:	Πίνακες σύγκρισης των δικτύων ResNet-50 (αριστερή στήλη) και GoogleNet (δεξιά στήλη), δυνάμει της μεθόδου πενταπλής διασταυρωμένης επικύρωσης	145- 146
Σχήμα 7.10:	Μέση ορθότητα ταξινόμησης βαθέων Νευρωνικών Δικτύων έναντι όγκου δεδομένων	148

Πίνακας Πινάκων

Πίνακας 2.1:	Επίπεδα προσδιορισμού δομικής βλάβης	32
Πίνακας 3.1:	Εμπορικά συστήματα επίγειων radar συμβολομετρίας	57
Πίνακας 4.1:	Πειραματικά σενάρια (συχνότητα f σε Hz, πλάτος ταλάντωσης A σε mm)	76
Πίνακας 6.1:	Πειραματικά σενάρια με γέφυρα σε «υγρή» κατάσταση	129
Πίνακας 6.2:	Πειραματικά σενάρια με βλάβη σε αντηρίδα	130
Πίνακας 6.3:	Πειραματικά σενάρια με βλάβη σε αντιανέμιο	131
Πίνακας 7.1:	Δείκτες απόδοσης ResNet-18 για κάθε κατηγορία δομικής κατάστασης	143
Πίνακας 7.2:	Δείκτες απόδοσης GoogleNet για κάθε κατηγορία δομικής κατάστασης	143
Πίνακας 7.3:	Δείκτες απόδοσης ResNet-50 για κάθε κατηγορία δομικής κατάστασης	143
Πίνακας 7.4:	Αποτελέσματα μέσης ορθότητας ταξινόμησης βαθέων Νευρωνικών Δικτύων με χρήση διαφορετικού όγκου δεδομένων	147

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Ανασκόπηση και κίνητρο της Διατριβής

Η γήρανση των κατασκευών μεγάλης κλίμακας και ιδιαίτερα των έργων γεφυροποιίας, αποτελεί ένα από τα μεγαλύτερα αναδυόμενα προβλήματα σε παγκόσμιο επίπεδο, καθώς σχετίζεται άμεσα με οικονομικά ζητήματα, αλλά πρωτίστως με την δημόσια ασφάλεια. Στην Ελλάδα, η πλειονότητα των γεφυρών πλησιάζει στο τέλος της θεωρητικής ζωής της, καθώς έχει μέση ηλικία της τάξης των 50 χρόνων [διαΝΕΟσις, 2019]. Το γεγονός αυτό, σε συνδυασμό με την έλλειψη μέτρων συντήρησης και τη ραγδαία αύξηση των επιχειρησιακών φορτίων, που συχνά ξεπερνούν τα φορτία σχεδιασμού, οδηγούν σε αυξημένη πιθανότητα αστοχίας μεγάλου πλήθους τεχνικών έργων γεφύρωσης, στον ελλαδικό χώρο, ιδιαίτερα σε συνδυασμό με την εκδήλωση ακραίων καιρικών φαινομένων. Το συμπέρασμα αυτό επιρρωνύεται αν ληφθεί υπόψη και ο σεισμογενής χαρακτήρας του ελλαδικού χώρου, καθώς έκτακτα γεγονότα, όπως οι σεισμοί, μπορούν επίσης να οδηγήσουν σε αστοχία των κατασκευών αυτού του είδους. Τρανταχτό παράδειγμα αστοχίας οδικής γέφυρας, αποτελεί η κατάρρευση γέφυρας στη Γένοβα της βόρειας Ιταλίας, το έτος 2018, με τραγικό απολογισμό 38 νεκρούς. Αναμφίβολα, προκειμένου να αποφευχθούν ανάλογες δυσάρεστες καταστάσεις, υπάρχει σήμερα, περισσότερο από ποτέ, η ανάγκη αποτίμησης της δομικής κατάστασης των έργων αυτού του είδους και η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων με τη θέσπιση ειδικού μητρώου.

Το επιστημονικό πεδίο που θεραπεύει το ως άνω αντικείμενο είναι εκείνο της Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών, γνωστής διεθνώς ως Structural Health Monitoring (SHM). Με τον όρο αυτό καλούμε τη διαδικασία εφαρμογής μιας στρατηγικής ανίχνευσης δομικής βλάβης σε μηχανολογικές, αεροδιαστημικές και μεγάλης κλίμακας κατασκευές (γέφυρες, κτίρια, κ.α.) [Farrar & Worden, 2013]. Απώτερος στόχος αυτού του επιστημονικού πεδίου είναι η ακριβής καταγραφή της συμπεριφοράς των κατασκευών μέσω της μέτρησης της απόκρισής τους έναντι δυναμικών ή στατικών φορτίων, η εκτίμηση της επιτελεστικότητάς τους σε λειτουργικά φορτία, η ανίχνευση τυχόν δομικών βλαβών και τελικά ο προσδιορισμός της δομικής τους κατάστασης και η αποτίμηση της ακεραιότητάς τους [ΤΕΕ Κεντρικής Μακεδονίας, 2009; Farrar & Worden, 2013].

Από τη σκοπιά της ειδικότητας του Αγρονόμου και Τοπογράφου Μηχανικού, η παρακολούθηση της στατικής και ημι-στατικής συμπεριφοράς των κατασκευών βασίζεται παραδοσιακά στη χρήση γεωδαιτικών οργάνων υψηλής ποιότητας (ακρίβεια, ορθότητα), όπως ολοκληρωμένων γεωδαιτικών σταθμών (total stations), ψηφιακών χωροβατών σε συνδυασμό με σταδίες invar και γεωδαιτικών δορυφορικών δεκτών GNSS (Global Navigation Satellite Systems). Η μεθοδολογία παρακολούθησης έγκειται στην ίδρυση οριζοντιογραφικών ή/και υψομετρικών γεωδαιτικών δικτύων ακριβείας στην ευρύτερη περιοχή των κατασκευών και ακολούθως, στην κατά περιόδους παρακολούθηση των μικρομετακινήσεων σημείων ελέγχου επί αυτών ή/και πέριξ τους. Η συχνότητα παρακολούθησης καθορίζεται συνήθως από τους διαχειριστές των κρίσιμων αυτών υποδομών, αλλά είναι δυνατόν να μεταβάλλεται ανάλογα με τη δομική συμπεριφορά των κατασκευών ή κατόπιν έκτακτων φαινομένων (σεισμοί, κατολισθήσεις, κ.α.). Η ως άνω γεωδαιτική μεθοδολογία έχει εφαρμοστεί διεθνώς στην παρακολούθηση της στατικής και ημι-στατικής συμπεριφοράς κατασκευών, όπως φραγμάτων [Stewart & Tsakiri, 2001], γεφυρών [Karoumi, 2007; Roberts *et al.*, 2010], υψηλών κτιρίων [Hostinova & Koracik, 2008], κ.α.. Στον ελλαδικό χώρο, η Σχολή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών-Μηχανικών Γεωπληροφορικής ΕΜΠ διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην παρακολούθηση κατασκευών μεγάλης κλίμακας. Ενδεικτικά αναφέρεται, ότι στο πλαίσιο ερευνητικών δραστηριοτήτων τους το Εργαστήριο Ανώτερης Γεωδαισίας παρακολουθούσε εμβληματικά έργα υποδομής (φράγμα του Μόρνου, κ.α.) και το Εργαστήριο Γενικής Γεωδαισίας παρακολουθούσε έργα πολιτιστικής κληρονομιάς (γεφύρι της Άρτας, κ.α.).

Τις τελευταίες δύο δεκαετίες, χάρη στην εξέλιξη της τεχνολογίας, κατέστη δυνατή η αυτοματοποιημένη και συνεχής παρακολούθηση της στατικής και ημι-στατικής συμπεριφοράς κατασκευών σε πραγματικό χρόνο, με γεωδαιτικές μεθόδους, αλλά και η παρακολούθηση της δυναμικής συμπεριφοράς τους. Καθοριστικός παράγων των ως άνω εξελίξεων είναι η ανάπτυξη των αυτόματων/ρομποτικών ολοκληρωμένων γεωδαιτικών σταθμών (automatic/robotic total stations) για συχνότητες ταλάντωσης έως 4 Hz [Lienhart *et al.*, 2017; Psimoulis & Stiros, 2008] και των γεωδαιτικών δορυφορικών δεκτών GNSS για συχνότητες ταλάντωσης έως και 50 Hz [Moschas & Stiros, 2015]. Ωστόσο, οι αισθητήρες αυτοί, λόγω περιορισμών στο ρυθμό δειγματοληψίας, στην ποιότητα (ακρίβεια, ορθότητα) και στη χωρική κάλυψη, δεν αποτελούν την καθιερωμένη τεχνολογία για εφαρμογές

τέτοιου είδους, αφήνοντας τα ηνία σε αδρανειακές τεχνολογίες (επιταχυνσιόμετρα). Παράλληλα, τα τελευταία χρόνια αναδεικνύονται νέες τεχνολογίες, όπως η τεχνολογία επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR), οι οποίες άρουν τους παραπάνω περιορισμούς των γεωδαιτικών μεθόδων και εύλογα βρίσκονται στο επίκεντρο της έρευνας στο επιστημονικό πεδίο της Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών.

Από την ενδελεχή εξέταση της διεθνούς βιβλιογραφίας στο επιστημονικό πεδίο της Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών προέκυψαν οι ακόλουθες διαπιστώσεις-προκλήσεις, οι οποίες αποτέλεσαν το έναυσμα της παρούσας Διδακτορικής Διατριβής (Δ.Δ.):

- Στις αρχές της νέας χιλιετίας εμφανίστηκε η τεχνολογία επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR), η οποία είναι διαθέσιμη εμπορικά από το έτος 2007. Ήδη, έχουν δημοσιευθεί αρκετές εργασίες με αντικείμενο την εφαρμογή της στη μέτρηση δυναμικών ταλαντώσεων και την εξαγωγή δυναμικών χαρακτηριστικών, στα πεδία του χρόνου και συχνοτήτων, σε πληθώρα κατασκευών (γέφυρες, κτίρια, βιομηχανικές καμινάδες, κ.α.). Ωστόσο, δεν υπάρχουν ως σήμερα δημοσιευμένες μελέτες αξιολόγησης των επιδόσεων της τεχνολογίας GBRI-RAR στο ως άνω αντικείμενο, με συστηματικό τρόπο και επιβεβαίωσης της ευαισθησίας που ανακοινώνουν οι κατασκευαστές συστημάτων αυτής της τεχνολογίας. Επιπρόσθετα, στην παγκόσμια βιβλιογραφία, η ανίχνευση δομικής βλάβης σε κατασκευές μεγάλης κλίμακας αντιμετωπίζεται με χρήση πληθώρας αισθητήρων, αλλά όχι με χρήση τεχνολογίας επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR), για την οποία εντοπίζεται μία ερευνητική εργασία [Owerko & Kuras, 2019].
- Στον ελλαδικό χώρο έχουν κατασκευαστεί και χρησιμοποιούνται ενενήντα έξι χαλύβδινες γέφυρες τύπου Bailey, ποικίλης παλαιότητας, από τη δεκαετία του 1940 έως και το 2021. Επί της αρχής, οι γέφυρες αυτού του τύπου εγκαθίστανται συνήθως προσωρινά και ως επί το πλείστον μετά την καταστροφή γεφυρών από φυσικά φαινόμενα (όπως πλημμύρες, σεισμοί) ή ανθρωπογενείς αιτίες, για να καλύψουν άμεσες ανάγκες ζεύξης σημείων ενδιαφέροντος και απομακρύνονται στη συνέχεια, μετά την κατασκευή νέων παρακείμενων μόνιμων γεφυρών. Δυστυχώς, στην

Ελλάδα, οι μειωμένοι πόροι έχουν καταστήσει τις γέφυρες Bailey μόνιμη λύση. Καθώς όμως πρόκειται για χαλύβδινες κατασκευές, οι οποίες εκτίθενται στις καιρικές συνθήκες και επιπλέον, τα επιχειρησιακά τους φορτία έχουν αυξηθεί κατά πολύ μεγάλο βαθμό, είναι αναγκαία η αποτίμηση της δομικής τους ακεραιότητας και η παρακολούθηση αυτής ανά τακτά χρονικά διαστήματα.

- Τα τελευταία πέντε χρόνια, στο πεδίο της Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών, διαμορφώνεται η ερευνητική τάση της χρήσης Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης (Deep Learning Neural Networks) για την ανίχνευση και τον εντοπισμό δομικών βλαβών σε πραγματικές και εργαστηριακές κατασκευές. Το σημαντικότερο πλεονέκτημα της χρήσης νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης (Deep Learning Neural Networks), είναι το ότι οι δείκτες/χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση προτύπων, προς ανίχνευση δομικών βλαβών, εξάγονται αυτόματα από τα ως άνω δίκτυα, χωρίς την εμπλοκή του χρήστη τους. Αντίθετα, με τις συνήθως χρησιμοποιούμενες μεθόδους αναγνώρισης προτύπων (Μηχανές Διανυσματικής Υποστήριξης/Support Vector Machines, μέθοδοι παλινδρόμησης), ο ρόλος του χρήστη είναι καθοριστικός στο σχεδιασμό και στη δημιουργία των δεικτών/χαρακτηριστικών από τις πρωτογενείς μετρήσεις. Σε όλες τις δημοσιευμένες ερευνητικές εργασίες, τα Νευρωνικά Δίκτυα βαθιάς μάθησης δομούνται εξαρχής, χωρίς να γίνεται χρήση γνωστών υφιστάμενων και επιτυχημένων αρχιτεκτονικών τέτοιων δικτύων.
- Η Μεταφορά Μάθησης (Transfer Learning) είναι μια τεχνική, η οποία επιτρέπει την περαιτέρω αξιοποίηση της γνώσης που έχει αποκτηθεί κατά την επίλυση ενός προβλήματος, με τη χρήση ενός προεκπαιδευμένου δικτύου βαθιάς μάθησης, που έχει αναπτυχθεί για το συγκεκριμένο πρόβλημα, προς επίλυση ενός νέου προβλήματος, με κοινά χαρακτηριστικά. Η τεχνική αυτή αποτελεί, σύμφωνα με τους ειδικούς, το μέλλον της τεχνητής νοημοσύνης. Παρόλα αυτά, στην παγκόσμια βιβλιογραφία, δεν συναντώνται εργασίες στο ερευνητικό πεδίο της Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας των κατασκευών, στις οποίες να γίνεται χρήση της ως άνω τεχνικής με βάση ευρέως γνωστά νευρωνικά δίκτυα, όπως τα GoogleNet, ResNet και άλλα (AlexNet, SqueezeNet, VGG, DenseNet, κ.α.), τα

οποία έχουν βραβευθεί για την εξαιρετική τους απόδοση στην αναγνώριση προτύπων.

1.2 Στόχοι Διδακτορικής Διατριβής

Οι ανωτέρω διαπιστώσεις αποτέλεσαν το κίνητρο της παρούσας διδακτορικής διατριβής, καθώς η σύνθεσή τους καθόρισε τους ακόλουθους ερευνητικούς στόχους:

1. Την εις βάθος αξιολόγηση της ποιότητας δεδομένων της τεχνολογίας επιγείου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) ως προς την ακρίβεια (επαναληψιμότητα), αξιοπιστία (ορθότητα) και απόδοσή της (όρια καλής λειτουργίας, δυνατότητες) στη μέτρηση ταλαντώσεων των κατασκευών μεγάλης κλίμακας (γέφυρες, κτίρια, κ.α.) υπό εργαστηριακές συνθήκες. Ο ως άνω ερευνητικός στόχος υπαγορεύεται από μία από τις κυριότερες προκλήσεις των μεθόδων επιθεώρησης που βασίζονται στη δόνηση/ταλάντωση των κατασκευών (vibration based inspection methods) έναντι λειτουργικών ή/και περιβαλλοντικών διεγέρσεων. Η πρόκληση αυτή έγκειται στο γεγονός ότι η δυναμική απόκριση των κατασκευών, υπό διεγέρσεις αυτού του είδους, είναι εξαιρετικά χαμηλή, με πλάτος ταλάντωσης που κυμαίνεται από μερικά cm για τις πιο εύκαμπτες κατασκευές [Rodelspelger *et al.*, 2010] έως και υποδεέστερα του 1mm για τις πιο δύσκαμπτες [Gikas *et al.*, 2019]. Η ιδιαιτερότητα αυτή καθιστά επιβεβλημένη τη χρήση αισθητήρων μετατόπισης εξαιρετικά υψηλής ευαισθησίας, με ορθότητα καλύτερη από $\pm 0.1\text{mm}$ και ικανό ρυθμό δειγματοληψίας ($>100\text{ Hz}$), ούτως ώστε να καθίσταται δυνατή η επιτυχής καταγραφή της δυναμικής κίνησης των κατασκευών. Τα ως άνω χαρακτηριστικά αποτελούν προϋπόθεση για την ανίχνευση δομικών βλαβών [Farrar & Worden, 2013], ως μέσο για τον εντοπισμό αλλοιώσεων τοπικού χαρακτήρα της δυναμικής απόκρισης, οι οποίες συνίστανται σε μικρές μεταβολές στο μοτίβο ταλαντώσεων [Rezvani *et al.*, 2018].

2. Τη χρήση δεδομένων επιγείου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα κατασκευής. Το φυσικό ομοίωμα θα πρέπει να είναι τοποθετημένο σε εργαστηριακό χώρο, προκειμένου η δυναμική συμπεριφορά του να μην επηρεάζεται από την επίδραση των μετεωρολογικών συνθηκών και κυρίως των θερμοκρασιακών μεταβολών, η οποία δύναται να επισκιάσει την αντίστοιχη επίδραση δομικών βλαβών. Επιπρόσθετα, θα

πρέπει να υπάρχει η δυνατότητα επιβολής εκ προθέσεως δομικών βλαβών στο ομοίωμα κατασκευής, ούτως ώστε να επιβεβαιώνονται τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθόδου.

3. Την ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα γέφυρας τύπου Bailey με χρήση υφισταμένων τύπων Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης, μέσω της εφαρμογής της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης. Τα ως άνω δίκτυα έχουν δημιουργηθεί από εξειδικευμένες ομάδες στο σχεδιασμό και την ανάπτυξη τέτοιου είδους δικτύων και έχουν βραβευθεί σε παγκόσμιους διαγωνισμούς αναγνώρισης προτύπων.

4. Τη δημιουργία φυσικού ομοιώματος χαλύβδινης γέφυρας τύπου Bailey, προκειμένου να διενεργηθούν πειράματα με στόχο την ανίχνευση δομικής βλάβης, υπό ελεγχόμενες, εργαστηριακές συνθήκες. Απώτερος σκοπός της επιλογής αυτού του είδους κατασκευής είναι η εις βάθος κατανόηση της δομικής συμπεριφοράς του, καθώς χρησιμοποιείται ευρέως στον ελλαδικό χώρο.

1.3 Μεθοδολογική προσέγγιση Διατριβής

Η ερευνητική μεθοδολογία που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της διατριβής βασίζεται σε δύο κεντρικούς άξονες, ως εξής:

1. Ανάπτυξη μεθοδολογίας για την αξιολόγηση της ποιότητας δεδομένων της τεχνολογίας επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) ως προς την ακρίβεια (επαναληψιμότητα), αξιοπιστία (ορθότητα) και απόδοσή της στη μέτρηση ταλαντώσεων των κατασκευών μεγάλης κλίμακας, υπό εργαστηριακές συνθήκες.

2. Ανάπτυξη μεθοδολογίας για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα χαλύβδινης γέφυρας τύπου Bailey με χρήση των μετρήσεων ταλάντωσης του ομοιώματος γέφυρας από επίγειο radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) και εφαρμογή προεκπαιδευμένων Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης δυνάμει της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης.

Ως προς τον πρώτο άξονα της διατριβής, η μεθοδολογική προσέγγιση οργανώνεται στα επόμενα σημεία, ως εξής:

- Ενδελεχής διερεύνηση των προϋποθέσεων που πρέπει να πληρούνται έτσι ώστε να εξυπηρετηθεί καλύτερα ο ερευνητικός στόχος:

- Εύρεση κατάλληλου εργαστηριακού χώρου διεξαγωγής των πειραμάτων, στον οποίο να επικρατούν συνθήκες «ελεύθερου πεδίου» για δοκιμές εξοπλισμού ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας.
- Επιλογή του κατάλληλου εξοπλισμού (ετερογενείς αισθητήρες) για τη διενέργεια ανεξάρτητου ελέγχου των πειραματικών αποτελεσμάτων.
- Σχεδιασμός της συνολικής πειραματικής διάταξης (συνδεσμολογία, συγχρονισμός και γεωμετρία παρατήρησης συστήματος αισθητήρων) και οργάνωση των σεναρίων παρατήρησης βάσει των χαρακτηριστικών ταλάντωσης κατασκευών μεγάλης κλίμακας.
- Προσδιορισμός του επιπέδου θορύβου του αισθητήρα radar σε εργαστηριακό περιβάλλον.
- Διερεύνηση και επιλογή της διαφοράς των πλατών ταλάντωσης μεταξύ των μετρήσεων του αισθητήρα ελέγχου (Laser Tracker) και του υπό εξέταση αισθητήρα (επίγειο radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος) ως μεγέθους παρατήρησης-αξιολόγησης του αισθητήρα radar.
- Ανάπτυξη λογισμικού με αντικείμενο την αυτοματοποίηση της συλλογής και επεξεργασίας των πρωτογενών δεδομένων των αισθητήρων παρατήρησης (συγχρονισμός μετρήσεων, οπτικοποίηση σημάτων, προσδιορισμός των αντίστοιχων πλατών ταλάντωσης και της διαφοράς τους ανά κύκλο ταλάντωσης).
- Ανάλυση του υπό εξέταση μεγέθους (διαφορά πλατών ταλάντωσης) στο πεδίο του χρόνου (διαγράμματα κατανομής πιθανότητας και εμπειρικής αθροιστικής κατανομής, θηκογράμματα, κ.α.).
- Ανάλυση του σήματος αισθητήρων στο πεδίο των συχνοτήτων (διαγράμματα φασματικής πυκνότητας ισχύος) και έλεγχος συμφωνίας των προσδιορισμένων συχνοτήτων μεταξύ τους, αλλά και με την ονομαστική συχνότητα σχεδιασμού εκάστου πειράματος.

Η ερευνητική μεθοδολογία που αφορά στο δεύτερο άξονα της διατριβής, οργανώνεται ως εξής:

- Κατασκευή εργαστηριακού φυσικού ομοιώματος μεταλλικής γέφυρας τύπου Bailey:

- Σχεδιασμός γέφυρας Bailey με τη δημιουργία αριθμητικού προσομοιώματος με τη μέθοδο των πεπερασμένων στοιχείων (Finite Element Modelling, FEM).
- Κατασκευή φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey σύμφωνα με τη μελέτη σχεδιασμού.
- Διενέργεια διορθωτικών κατασκευαστικών επεμβάσεων για αρτιότερη προσαρμογή του ομοιώματος γέφυρας στη μελέτη, βάσει πειραματικών μετρήσεων.
- Κατάλληλη προετοιμασία του εργαστηριακού πειραματικού περιβάλλοντος:
 - Κατασκευή ειδικής απορροφητικής επιφανείας πλακιδίων, για τον περιορισμό του φαινομένου πολυανακλάσεων του σήματος του επίγειου radar συμβολομετρίας.
 - Κατασκευή ειδικού ηλεκτροκίνητου οχήματος, επί του οποίου εφαρμόστηκε μονάδα παραγωγής ταλαντώσεων, για ρεαλιστικότερη διέγερση του ομοιώματος γέφυρας.
 - Τοποθέτηση συστήματος οδήγησης (σιδερένιες ράγες) επί του καταστρώματος της γέφυρας για ελεγχόμενη κίνηση του οχήματος κατά μήκος της.
- Σχεδιασμός της πειραματικής διάταξης και των σεναρίων παρατήρησης με έμφαση σε συνήθεις δομικές βλάβες τέτοιου είδους γεφυρών.
- Προσδιορισμός μετατοπίσεων ταλάντωσης, με επεξεργασία των πρωτογενών δεδομένων του επίγειου radar συμβολομετρίας.
- Ανάπτυξη λογισμικού με αντικείμενο την αυτοματοποίηση της επεξεργασίας των δεδομένων μετατόπισης επίγειου radar συμβολομετρίας (αφαίρεση θορύβου μετατοπίσεων, αντικατάσταση ακραίων τιμών, τυποποίηση και κανονικοποίηση των δεδομένων).
- Ανάπτυξη λογισμικού με αντικείμενο την αυτοματοποίηση της διαδικασίας μετασχηματισμού των επεξεργασμένων χρονοσειρών μετατόπισης σε εικόνες, με χρήση του Συνεχούς Μετασχηματισμού Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform, CWT). Δυνάμει αυτού του μετασχηματισμού, τα προεπεξεργασμένα δεδομένα χρονοσειρών αναπαραστάθηκαν ταυτόχρονα στο πεδίο του χρόνου και των συχνοτήτων, με χρήση του αναλυτικού κυματιδίου Morse.

- Τροποποίηση των κατάλληλων επιπέδων προεκπαιδευμένων Νευρωνικών Δικτύων Βαθιάς Μάθησης (GoogleNet, ResNet-18 και ResNet-50) σε γλώσσα προγραμματισμού Matlab.
- Εκπαίδευση των ως άνω Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης μέσω επιβλεπόμενης μάθησης και αξιολόγησή τους στην ταξινόμηση των καταστάσεων δομικής υγείας του φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey.
- Χρήση της μεθόδου διασταυρωμένης επικύρωσης τυχαίων τμημάτων των δεδομένων (k-fold cross validation) για επικύρωση των αποτελεσμάτων και αποφυγή του φαινομένου υπερπροσαρμογής (overfitting).
- Δημιουργία πινάκων σύγκρισης των αποτελεσμάτων ταξινόμησης και πίνακα μέσων δεικτών απόδοσης των Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης για την τελική αξιολόγησή τους.

1.4 Πρωτοτυπία και αποτελέσματα της Διδακτορικής Διατριβής

Η συνεισφορά και τα βασικά σημεία πρωτοτυπίας της διδακτορικής διατριβής έγκειται στα ακόλουθα σημεία:

- Στην ενδεδειγμένη πειραματική αξιολόγηση, για πρώτη φορά, της απόδοσης συστήματος επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) στη μέτρηση ταλαντώσεων με χαρακτηριστικά ανάλογα της δυναμικής συμπεριφοράς κατασκευών μεγάλης κλίμακας. Οι υφιστάμενες επιστημονικές μελέτες περιορίζονται σε σύγκριση χρονοσειρών μετατοπίσεων ή/και σε σύγκριση φασμάτων συχνοτήτων ταλάντωσης για σενάρια μέτρησης πραγματικών κατασκευών. Επιπρόσθετα, στις μελέτες αυτές δεν γίνεται χρήση ειδικών ελεγχόμενων συσκευών παραγωγής ταλαντώσεων και δεν αιτιολογούνται πλήρως κρίσιμα ζητήματα, όπως ο σχεδιασμός εγκατάστασης αισθητήρων παρακολούθησης, η επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων (δειγματοληψία, συγχρονισμός, κ.α.) και η μεθοδολογία ανάλυσης των μετρήσεων.

Η στατιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων της πειραματικής διερεύνησης καταδεικνύει ότι η ακρίβεια (επαναληψιμότητα) του συστήματος GBRI είναι ± 0.01 mm ή καλύτερη και η αξιοπιστία του (ορθότητα) καλύτερη από ± 0.1 mm. Παράλληλα, αποδεικνύεται η εξαιρετικά υψηλή ευαισθησία του συστήματος και

αντίστοιχη απόδοση στον προσδιορισμό συχνοτήτων ταλάντωσης έως 20 Hz και εύρη μικρότερα από 1 mm.

- Στην επιτυχημένη αξιοποίηση, για πρώτη φορά, μετρήσεων επιγείου συστήματος radar συμβολομετρίας με την ανάπτυξη Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε εργαστηριακό φυσικό ομοίωμα κατασκευής.. Στις ερευνητικές προσπάθειες που έχουν ήδη συντελεστεί χρησιμοποιήθηκαν μετρήσεις ταλάντωσης από αισθητήρες επιτάχυνσης και σε πρόσφατη ερευνητική εργασία έχουν χρησιμοποιηθεί μετρήσεις γυροσκοπίου οπτικών ινών [Sheng *et al.*, 2020].
- Στην επιτυχημένη αξιοποίηση, για πρώτη φορά, Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης, βραβευμένων αρχιτεκτονικών, για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα κατασκευής, δυνάμει της τεχνικής της Μεταφοράς Μάθησης (Transfer Learning). Ειδικότερα, χρησιμοποιήθηκαν με κατάλληλη παραμετροποίηση τα Συνελκτικά Νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης (Deep learning Convolutional Neural Networks) ResNet-18, GoogleNet και ResNet-50, με το τελευταίο να επιτυγχάνει το υψηλότερο ποσοστό επιτυχίας (94.1%) στην ταξινόμηση της δομικής κατάστασης της εργαστηριακής κατασκευής σε έλεγχο, μέσω επιβλεπόμενης μάθησης.
- Στο σχεδιασμό και κατασκευή εργαστηριακού φυσικού ομοιώματος μεταλλικής γέφυρας τύπου Bailey, για την ανίχνευση δομικών βλαβών. Το ομοίωμα αυτό έχει κατασκευασθεί βάσει της αρχής της ομοιότητας με αντίστοιχη γέφυρα Bailey μήκους 50 ποδών, υπό κλίμακα 1:2.5, από τον γράφοντα της παρούσας Δ.Δ. και τον Πολιτικό Μηχανικό και Υποψήφιο Διδάκτορα του Εργαστηρίου Μεταλλικών Κατασκευών της Σχολής Πολιτικών Μηχανικών Ε.Μ.Π., κ.Βασίλειο Παπαβασιλείου, ο οποίος πραγματοποίησε και τη μελέτη του φυσικού ομοιώματος σε κατάλληλο λογισμικό Πεπερασμένων Στοιχείων (Finite Element Modeling software).

1.5 Διάρθρωση Διατριβής

Η διατριβή διαρθρώνεται σε οκτώ κεφάλαια, ως ακολούθως:

Το **Κεφάλαιο 1** περιλαμβάνει ανασκόπηση και τα κίνητρα εκπόνησης της έρευνας, παρατίθενται οι στόχοι της και η μεθοδολογική προσέγγιση που ακολουθήθηκε για την επίτευξή τους και συνοψίζονται τα στοιχεία πρωτοτυπίας και τα αποτελέσματά της.

Το **Κεφάλαιο 2** παρέχει μια εισαγωγή στο επιστημονικό πεδίο Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας των Κατασκευών, τα οφέλη που απορρέουν από την εφαρμογή του, ενώ πραγματοποιείται βιβλιογραφική ανασκόπηση στο αντικείμενο, με έμφαση στις μεθόδους παρακολούθησης βασισμένες στη δόνηση/ταλάντωση των κατασκευών.

Το **Κεφάλαιο 3** περιλαμβάνει το θεωρητικό υπόβαθρο των επίγειων συστημάτων radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR). Παρουσιάζεται το σύστημα επίγειου radar συμβολομετρίας IBIS-S, το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την επίτευξη των στόχων της διατριβής. Επιπρόσθετα, παρέχει σύντομη ανασκόπηση καθιερωμένων τεχνολογιών για την παρακολούθηση της δομικής συμπεριφοράς των κατασκευών με έμφαση στα διαθέσιμα εμπορικά συστήματα επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος και τα λειτουργικά χαρακτηριστικά τους. Τέλος, περιλαμβάνει ανασκόπηση της αξιοποίησης της τεχνολογίας επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) στην παρακολούθηση της δομικής συμπεριφοράς των κατασκευών και αναλύονται οι σημαντικότερες προϋποθέσεις, τα πλεονεκτήματα και οι εγγενείς αδυναμίες για την επιτυχή εφαρμογή της μεθόδου.

Το **Κεφάλαιο 4** εστιάζει στην πειραματική αξιολόγηση του συστήματος GBRI-RAR IBIS-S (Ingeneria Dei Systemi[®], IDS[®]) στη μελέτη δυναμικής απόκρισης των κατασκευών. Αρχικά, παρατίθεται βιβλιογραφική ανασκόπηση προγενέστερων εργασιών αξιολόγησης συστημάτων GBRI-RAR και στη συνέχεια αναλύονται οι απαραίτητες προϋποθέσεις σε επίπεδο σχεδιασμού που αφορούν στη διαδικασία της αξιολόγησης. Ακολούθως, παρουσιάζεται το περιβάλλον των μετρήσεων, ο πειραματικός εξοπλισμός, η διάταξη των αισθητήρων και οι συναφείς προπαρασκευαστικές εργασίες. Εντέλει, παρατίθενται τα πειραματικά χαρακτηριστικά των σεναρίων παρατήρησης, τα βήματα επεξεργασίας των δεδομένων δυναμικών μετατοπίσεων και ανάλυσης των αποτελεσμάτων, στα πεδία του χρόνου και συχνότητων.

Το **Κεφάλαιο 5** παρέχει μια ανασκόπηση των ορισμών της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης και παραθέτει ανασκόπηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Επίσης, παρουσιάζονται οι βασικές αρχές των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

βαθιάς μάθησης. Δίνεται συνοπτικά το θεωρητικό υπόβαθρο των Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων και της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης. Ειδικότερα, αναλύεται η αρχιτεκτονική του βαθύς Νευρωνικού Δικτύου GoogleNet και η αρχιτεκτονική των υπολειμματικών Νευρωνικών Δικτύων (ResNets). Τέλος, το Κεφάλαιο 5 περιλαμβάνει βιβλιογραφική ανασκόπηση εφαρμογής των Νευρωνικών Δικτύων Βαθιάς Μάθησης σε μεθόδους επιθεώρησης που βασίζονται στη δόνηση/ταλάντωση των κατασκευών (vibration based inspection methods) για την ανίχνευση δομικών βλαβών και παρατίθενται τα συμπεράσματα που απορρέουν από αυτήν.

Το **Κεφάλαιο 6** περιλαμβάνει αναλυτική περιγραφή της μεθοδολογικής προσέγγισης και του πειραματικού σχεδιασμού για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα μεταλλικής γέφυρας Bailey. Ειδικότερα, περιγράφεται η δομή των γεφυρών τύπου Bailey και περιγράφεται αναλυτικά το φυσικό ομοίωμα μεταλλικής γέφυρας Bailey που μελετήθηκε και κατασκευάστηκε για τις ανάγκες της παρούσας διατριβής. Τέλος, παρουσιάζεται το περιβάλλον μετρήσεων, ο πειραματικός εξοπλισμός/διάταξη, καθώς και τα πειραματικά σενάρια που πραγματοποιήθηκαν.

Το **Κεφάλαιο 7** περιλαμβάνει τη διαδικασία επεξεργασίας και ανάλυσης των πειραματικών δεδομένων radar για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα μεταλλικής γέφυρας Bailey. Πιο συγκεκριμένα, περιγράφεται η διαδικασία προεπεξεργασίας των δεδομένων, ο μετασχηματισμός τους σε εικόνες με χρήση του Συνεχούς Μετασχηματισμού Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform, CWT) και η εισαγωγή των εικόνων σε υφιστάμενα Νευρωνικά Δίκτυα βαθιάς μάθησης, τα οποία έχουν τροποποιηθεί κατάλληλα για τις ανάγκες της έρευνας, με χρήση της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης. Εντέλει, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα ταξινόμησης των βαθύων Νευρωνικών Δικτύων, μετά την εκπαίδευσή τους με επιβλεπόμενη μάθηση, καθώς και η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων με χρήση δεικτών απόδοσης.

Τέλος, το **Κεφάλαιο 8** περιλαμβάνει τα συμπεράσματα που προκύπτουν από τα ερευνητικά αποτελέσματα της διατριβής και τις προτάσεις για περαιτέρω έρευνα στο επιστημονικό αντικείμενο που πραγματεύεται.

Κεφάλαιο 2 : Παρακολούθηση Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών

2.1 Ορισμός - Οφέλη της Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών

Με τον όρο Παρακολούθηση της Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών (Structural Health Monitoring/SHM) καλείται η διαδικασία εφαρμογής μιας στρατηγικής παρατήρησης της κατασκευής και ανίχνευσης δομικής βλάβης σε μηχανολογικές, αεροδιαστημικές και μεγάλης κλίμακας κατασκευές (γέφυρες, κτίρια, κ.α.) [Farrar & Worden, 2013]. Αποτελεί ένα σχετικά νέο επιστημονικό πεδίο, το οποίο αποσκοπεί στην ακριβή καταγραφή της συμπεριφοράς των κατασκευών μέσω της μέτρησης της απόκρισής τους έναντι δυναμικών ή στατικών φορτίων, στην εκτίμηση της επιτελεσματικότητάς τους σε λειτουργικά φορτία, στην ανίχνευση τυχόν δομικών βλαβών, και τελικά στον προσδιορισμό της δομικής τους κατάστασης και στην αποτίμηση της ακεραιότητάς τους [ΤΕΕ Κεντρικής Μακεδονίας, 2009; Farrar & Worden, 2013]. Τα οφέλη που απορρέουν από την εφαρμογή μεθόδων Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας τεχνικών έργων περιλαμβάνουν:

- τη βελτίωση του επιπέδου ασφαλούς λειτουργίας τους, μέσω της δυνατότητας έγκαιρης προειδοποίησης σε περίπτωση βλάβης ή εκτεταμένης φθοράς,
- την ανίχνευση δομικών βλαβών που δεν δύνανται να ανιχνευθούν μέσω οπτικής επιθεώρησης,
- τη μείωση του κόστους συντήρησης μέσω προληπτικών επεμβάσεων ανάλογα με τη δομική κατάσταση των κατασκευών (συντήρηση με βάση την πραγματική κατάσταση της κατασκευής και όχι ανά τακτά χρονικά διαστήματα),
- την αύξηση της αποδοτικότητας των κατασκευών, ως απόρροια της μείωσης του χρόνου διακοπής λειτουργίας τους για εργασίες συντήρησης,
- την εκτίμηση της επιτελεσματικότητάς τους σε λειτουργικά φορτία,
- την επέκταση της ωφέλιμης διάρκειας και ασφαλούς χρήσης των κατασκευών πέραν των ορίων σχεδιασμού τους,
- τη βελτιστοποίηση του τρόπου σχεδιασμού των κατασκευών και την αξιολόγηση της δομικής συμπεριφοράς υλικών κατασκευής [Barthorpe, 2011].

2.2 Δομικές βλάβες κατασκευών - Επίπεδα προσδιορισμού βλάβης

Πρωταρχικός στόχος της Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών είναι ο προσδιορισμός δομικών βλαβών (damage detection). Ως δομικές βλάβες ορίζονται «οι ηθελημένες ή μη ηθελημένες μεταβολές στο υλικό ή/και στα γεωμετρικά χαρακτηριστικά μιας κατασκευής, συμπεριλαμβανομένων των αλλαγών στις οριακές συνθήκες και στη συνδεσιμότητα της κατασκευής, οι οποίες επηρεάζουν την υφιστάμενη ή τη μελλοντική απόδοση της κατασκευής» [Farrar & Worden, 2013]. Όταν η δομική βλάβη αναπτύσσεται λόγω γήρανσης ή δημιουργείται λόγω έκτακτων γεγονότων (φυσικά φαινόμενα όπως σεισμοί, τροχαία ατυχήματα), σε τέτοιο βαθμό, ώστε η κατασκευή αδυνατεί να καλύψει τις ανάγκες για τις οποίες κατασκευάστηκε, τότε έχει επέλθει αστοχία της κατασκευής. Συνεπώς, η ανίχνευση δομικών βλαβών σε όσο το δυνατόν πιο πρώιμο στάδιο ανάπτυξης ή αμέσως μετά από έκτακτα γεγονότα καθίσταται σκοπός πρωτίστης σημασίας για τους διαχειριστές κρίσιμων υποδομών [Long Qiao, 2009], έτσι ώστε να λαμβάνονται έγκαιρα τα απαραίτητα προληπτικά μέτρα.

Σύμφωνα με τον Rytter (1993), η προσέγγιση του οποίου έχει υιοθετηθεί και συμπληρωθεί τα τελευταία 20 χρόνια [Farrar & Worden, 2013; Long Qiao, 2009; Barthorpe, 2011], η διαδικασία προσδιορισμού δομικών βλαβών (damage detection) μπορεί να ιεραρχηθεί στα ακόλουθα επίπεδα, ανάλογα με το είδος της πληροφορίας που παρέχεται από τη μέθοδο παρακολούθησης που χρησιμοποιείται:

Επίπεδο	Τίτλος	Επεξήγηση
1	Ανίχνευση βλάβης	Η μέθοδος παρέχει ενδείξεις ύπαρξης δομικής βλάβης
2	Εντοπισμός βλάβης	Η μέθοδος εντοπίζει το σημείο δομικής βλάβης
3	Ταξινόμηση βλάβης	Η μέθοδος προσδιορίζει το είδος της δομικής βλάβης
4	Μέγεθος/έκταση βλάβης	Η μέθοδος προσδιορίζει το μέγεθος/έκταση της δομικής βλάβης
5	Πρόγνωση ωφέλιμης «ζωής» κατασκευής	Η μέθοδος προσδιορίζει το προσδόκιμο «ζωής» της κατασκευής λόγω της δομικής βλάβης

Πίνακας 2.1. Επίπεδα προσδιορισμού δομικής βλάβης

2.3 Ταξινόμηση μεθόδων Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών

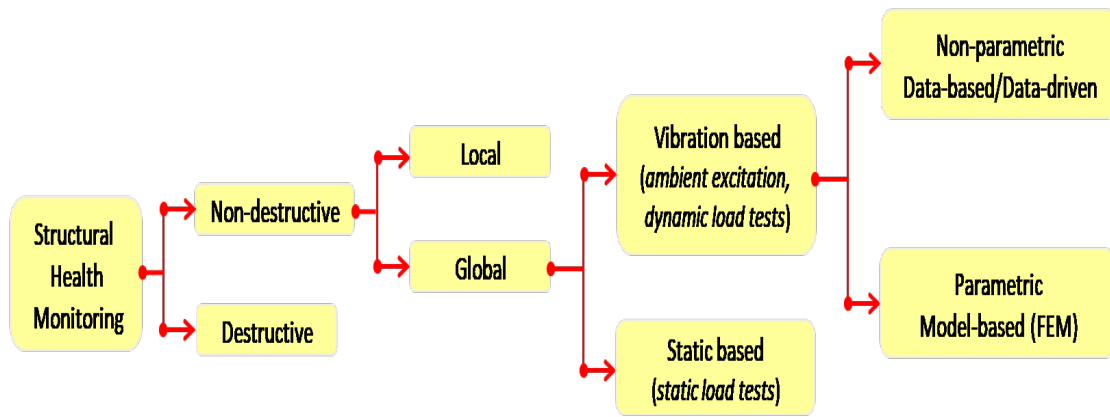
Η Παρακολούθηση της Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών εφαρμόζεται αρκετά χρόνια με επιτυχία στην Παρακολούθηση της Κατάστασης (Condition Monitoring) μηχανολογικών κατασκευών και πιο συγκεκριμένα περιστροφικών και παλινδρομικών μηχανών [Γκότσης, 2011]. Η επιτυχία της στον τομέα αυτό, βασίζεται στη σταθερότητα των λειτουργικών και περιβαλλοντικών συνθηκών, στη δυνατότητα διατήρησης συστηματικής βάσης δεδομένων με στοιχεία από αντίστοιχα συστήματα με βλάβη και στη γνώση που έχει αποκτηθεί για τα είδη των βλαβών που αναμένονται σε τέτοιου είδους συστήματα μαζικής παραγωγής [Worden, 2001]. Η διαδικασία ανίχνευσης βλάβης είναι σαφώς ορισμένη και συνήθως συνίσταται στην παρακολούθηση των ακολουθιών/μοτίβου (pattern) δεδομένων επιτάχυνσης, ταχύτητας ή μετατόπισης από τις μηχανές και στη σύγκριση του μοτίβου αυτού με αποθηκευμένα μοτίβα από περιπτώσεις μηχανών με βλάβη.

Στον αντίποδα, στον τομέα των κατασκευών έργων υποδομής, όπως οι γέφυρες, η Παρακολούθηση της Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών δεν βασίζεται σε μία συγκεκριμένη μεθοδολογική προσέγγιση. Απεναντίας, υπάρχει δυνατότητα εφαρμογής εναλλακτικών μεθόδων, χωρίς καμία από αυτές να αποτελεί τον κανόνα. Αυτό οφείλεται στην πολυπλοκότητα αλλά και στη μοναδικότητα κάθε κατασκευής, καθώς και στη μεταβολή των λειτουργικών/επιχειρησιακών, αλλά και περιβαλλοντικών συνθηκών σε έργα τέτοιου είδους.

Οι μέθοδοι Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας κατασκευών διακρίνονται σε:

- A. Καταστροφικές (Destructive) τεχνικές, οι οποίες βασίζονται σε αποτίμηση των χαρακτηριστικών δοκιμίων που έχουν αφαιρεθεί από την κατασκευή
- B. Μη Καταστροφικές (Non-Destructive) τεχνικές, οι οποίες βασίζονται στη μέτρηση της απόκρισης των κατασκευών έναντι δυναμικών ή στατικών φορτίων.

Οι τελευταίες έχουν λάβει τα τελευταία χρόνια, ιδιαίτερη προσοχή, ως απόρροια της ανάγκης μη επεμβατικότητας στην κατασκευή και της συνεχώς εξελισσόμενης τεχνολογίας στο αντικείμενο.



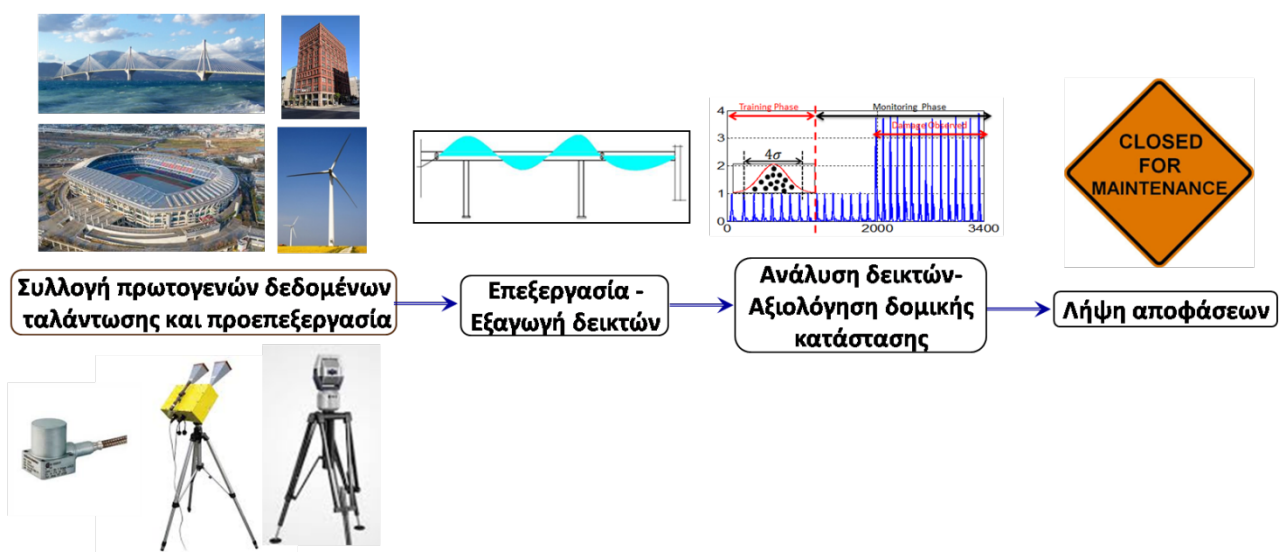
Σχήμα 2.1. Κατηγοριοποίηση μεθόδων Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας κατασκευών, με έμφαση στις Μη Καταστροφικές (Non-Destructive) μεθόδους

Οι Μη Καταστροφικές τεχνικές παρακολούθησης των κατασκευών διακρίνονται σε «καθολικές» (global) και «τοπικές» (local), ανάλογα με την κάλυψη που παρέχουν στην κατασκευή. Πιο συγκεκριμένα, οι καθολικές μέθοδοι δύνανται να ανιχνεύσουν δομικές βλάβες σε ολόκληρη την κατασκευή και να εντοπίσουν τη θέση τους, ενώ οι τοπικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται στοχευμένα, σε συγκεκριμένες θέσεις της κατασκευής και δύνανται να προσδιορίζουν την έκταση-της δομικής βλάβης. Οι καθολικές μέθοδοι μπορεί να παραλληλιστούν με τις «γενικές εξετάσεις υγείας» (“health checkup”) που διενεργούνται στον ανθρώπινο οργανισμό, προκειμένου να ανιχνευθούν ενδεχόμενα προβλήματα υγείας, ενώ οι τοπικές μέθοδοι αντιστοιχούν σε πιο εξειδικευμένες ιατρικές εξετάσεις, που γίνονται εφόσον κάτι έχει ανιχνευθεί στο στάδιο των γενικών εξετάσεων.

Οι Μη Καταστροφικές μέθοδοι, οι οποίες βασίζονται στη μέτρηση της απόκρισης κατασκευών που υπόκεινται σε δυναμικά φορτία, είναι εν γένει πιο εύκολα υλοποιήσιμες, καθώς δεν απαιτούν τη διακοπή λειτουργίας των κατασκευών, σε αντίθεση με τις μεθόδους χρήσης στατικών φορτίων. Αυτός είναι και ο λόγος που αυτές οι μέθοδοι χρησιμοποιούνται κατά κόρον την τελευταία δεκαετία. Βασικό τους αξίωμα αποτελεί η θεώρηση ότι μια δομική βλάβη μεταβάλλει τις δομικές παραμέτρους μιας κατασκευής, δηλαδή τη δυσκαμψία, τη μάζα ή την ενεργειακή απόσβεσή της, οι οποίες, με τη σειρά τους, μεταβάλλουν τη δυναμική απόκριση της κατασκευής, δηλαδή τον τρόπο που αυτή ταλαντώνεται [Farrar & Worden, 2013]. Οι μέθοδοι αυτού του τύπου διακρίνονται σε παραμετρικές μεθόδους, ήτοι μεθόδους βασισμένες σε μοντέλα πεπερασμένων στοιχείων (Finite Element Model, FEM) (model-based) και σε μη παραμετρικές μεθόδους, δηλαδή,

μεθόδους βασισμένες μόνο σε μετρήσεις απόκρισης (data-based ή data-driven) των κατασκευών. Ονομάζονται και μέθοδοι επιθεώρησης βασισμένες στη δόνηση/ταλάντωση των κατασκευών (vibration based inspection methods) και η εφαρμογή τους συνίσταται στη μέτρηση, με χρήση κατάλληλων αισθητήρων, της απόκρισης (μετατόπιση, ταχύτητα, επιτάχυνση, επιμήκυνση, κ.α.) μιας κατασκευής κατά την ταλάντωσή της.

Καθώς, όμως, δεν υπάρχουν αισθητήρες, οι οποίοι μπορούν να μετρήσουν απευθείας τις δομικές βλάβες των κατασκευών, καθίσταται απαραίτητος ο μετασχηματισμός των πρωτογενών μετρήσεων των ως άνω μεγεθών σε κατάλληλους δείκτες/χαρακτηριστικά, οι οποίοι είναι ευαίσθητοι στις δομικές βλάβες. Οι δείκτες αυτοί συγκρίνονται με αντίστοιχους δείκτες που έχουν προκύψει από αναλυτικά μοντέλα πεπερασμένων στοιχείων (FEM) ή από μετρήσεις μεγεθών ταλάντωσης σε προγενέστερες χρονικές περιόδους και εφόσον από τη σύγκριση προκύψει στατιστικά σημαντική διαφορά, τότε είναι ενδεχόμενη η ύπαρξη δομικών βλαβών. Στην αντίθετη περίπτωση, θεωρείται ότι η κατασκευή παραμένει σε «υγιή» δομική κατάσταση.



Σχήμα 2.2. Στάδια vibration-based SHM

Οι μέθοδοι επιθεώρησης βασισμένες στη δόνηση/ταλάντωση των κατασκευών κατηγοριοποιούνται περαιτέρω, ανάλογα με τον τρόπο διέγερσης των κατασκευών. Αν η διέγερση είναι τεχνητή, τότε καλούνται μέθοδοι εξαναγκασμένης ταλάντωσης (forced vibration methods), ενώ αν η διέγερση είναι φυσική, από λειτουργικά και περιβαλλοντικά

φορτία, τότε ονομάζονται μέθοδοι περιβαλλοντικής ταλάντωσης (ambient vibration methods).

2.4 Μέθοδοι Παρακολούθησης βασισμένες στη δόνηση/ταλάντωση των κατασκευών (vibration based inspection methods)

2.4.1 Παραμετρικές μέθοδοι (model-based methods)

Στις παραμετρικές μεθόδους (model-based methods) η εκτίμηση της δομικής κατάστασης μιας κατασκευής προϋποθέτει τη δημιουργία ενός ακριβούς αναλυτικού μοντέλου πεπερασμένων στοιχείων (Finite Element Model, FEM). Η δημιουργία ενός τέτοιου μοντέλου βασίζεται στα γεωμετρικά στοιχεία από τη μελέτη της κατασκευής, στις ιδιότητες υλικών βάσει δειγματοληψίας, σε υποθέσεις σχετικά με την αλληλεπίδραση εδάφους-κατασκευής και στη συμπεριφορά των δομικών μελών της [Felber, 1993]. Κρίνεται συνεπώς σκόπιμη η επικαιροποίηση του μοντέλου πεπερασμένων στοιχείων μιας κατασκευής δυνάμει μεθόδων γραμμικής άλγεβρας [Frisswel & Mottershead, 1995], βάσει των μετρήσεων της απόκρισής της σε κάποιο αρχικό χρονικό στάδιο, ούτως ώστε να προσαρμόζεται και να εκφράζει όσο το δυνατόν καλύτερα την πραγματική της συμπεριφορά. Έτσι, είναι δυνατή η ανίχνευση, ο εντοπισμός και η ποσοτικοποίηση δομικών βλαβών της κατασκευής, μέσω της επίλυσης ενός αντίστροφου προβλήματος [Barthorpe, 2011], δηλαδή, την εκ νέου επικαιροποίηση του αναλυτικού μοντέλου με χρήση των μετρήσεων ταλάντωσης της που έχουν συλλεχθεί κατά το στάδιο της επιθεώρησης, η οποία καταδεικνύει τις θέσεις και το μέγεθος πιθανών δομικών βλαβών.

Ως μειονεκτήματα των μεθόδων αυτών θα μπορούσαν να αναφερθούν η απαίτηση πολύ μεγάλου βαθμού εξειδίκευσης και μεγάλου χρονικού διαστήματος ή κόστους για τη δημιουργία των μοντέλων πεπερασμένων στοιχείων. Αντίθετα, το μεγάλο πλεονέκτημά τους αποτελεί η πρόγνωση της μελλοντικής συμπεριφοράς των κατασκευών και η εκτίμηση του υπολειπόμενου χρόνου «ζωής» τους [Malekzadeh, 2014], καθώς και το ότι μπορούν να καλύψουν όλα τα επίπεδα ανίχνευσης δομικής βλάβης (Πίνακας 2.1). Το τελευταίο πλεονέκτημα καθιστά απαραίτητη την εφαρμογή των παραμετρικών μεθόδων σε κρίσιμες υποδομές υψίστης σημασίας.

2.4.2 Μη παραμετρικές μέθοδοι (data-based ή data-driven methods)

Οι μη παραμετρικές μέθοδοι (data-based ή data-driven methods) βασίζονται αποκλειστικά σε μετρήσεις απόκρισης των κατασκευών, χωρίς να λαμβάνουν υπόψη τη γεωμετρία ή τις ιδιότητες των υλικών τους. Σε αυτή την περίπτωση, η εκτίμηση της δομικής κατάστασης της κατασκευής επιτυγχάνεται μέσω της δημιουργίας στατιστικών μοντέλων, τα οποία, σε αντίθεση με τα μοντέλα πεπερασμένων στοιχείων, δεν στηρίζονται σε φυσικούς νόμους, αλλά στην άμεση εφαρμογή τεχνικών αναγνώρισης προτύπων, οι οποίες με τη σειρά τους βασίζονται σε στατιστικές μεθόδους ή σε τεχνικές μηχανικής μάθησης. Οι μη παραμετρικές μέθοδοι ανιχνεύουν δομικές βλάβες σε κατασκευές, μέσω της ανάλυσης των μετρήσεων της απόκρισής τους έναντι διεγέρσεων. Οι πρωτογενείς μετρήσεις ταλάντωσης υπόκεινται σε επεξεργασία, έτσι ώστε να προκύψουν κατάλληλοι δείκτες (features), οι οποίοι ενδεχομένως δεν έχουν φυσικό νόημα. Οι δείκτες αυτοί συγκρίνονται κάθε φορά με τους αντίστοιχους δείκτες της αρχικής, ακέραιας κατάστασης των κατασκευών ή μιας προγενέστερης κατάστασής τους. Συνεπώς, όταν υφίστανται στατιστικά σημαντικές διαφορές μεταξύ της απόκρισης των κατασκευών σε ακέραια κατάσταση (εφόσον υπάρχει) ή σε προγενέστερη περίοδο παρακολούθησης και της αντίστοιχης απόκρισης στην περίοδο που εξετάζεται η κατασκευή, θεωρείται πιθανή η ύπαρξη βλάβης. Συμπερασματικά, η ανίχνευση δομικών βλαβών σε μια κατασκευή, με χρήση αυτών των μεθόδων, στηρίζεται στη σύγκριση μεταξύ δύο διαφορετικών καταστάσεων της κατασκευής: Μιας αρχικής κατάστασης, κατά την οποία θεωρείται ότι δεν υφίσταται βλάβη και της τρέχουσας κατάστασης υπό διερεύνηση. Η αρχική, υγιής κατάσταση ονομάζεται κατάσταση βάσης και διαδραματίζει εξόχως σημαντικό ρόλο στην επιτυχή εφαρμογή των μη παραμετρικών μεθόδων. Ιδανικά, για κάθε νέα κατασκευή που δίνεται σε κοινή χρήση θα πρέπει να διενεργούνται μετρήσεις της δυναμικής απόκρισής της, οι οποίες χαρακτηρίζουν την αρχική, υγιή δομική κατάστασή της και αποτελούν το υπόβαθρο εφαρμογής των μη παραμετρικών μεθόδων.

Στη βιβλιογραφία υπάρχει πληθώρα εργασιών που πραγματεύονται την ανίχνευση δομικών βλαβών σε κατασκευές με χρήση μη παραμετρικών μεθόδων. Οι ευρέως χρησιμοποιούμενες μη παραμετρικές μέθοδοι είναι οι [Long Qiao, 2009; Malekzadeh, 2014]:

- Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis, PCA)

- Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Wavelet Transformation)
- Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητού μέσου όρου (Auto Regressive Moving Average Models, ARMA)
- Ανάλυση ανωμαλιών συντελεστών συσχέτισης
- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα μειονεκτήματα των μη παραμετρικών μεθόδων είναι ότι απαιτούν εμπειρία για τη σωστή επιλογή των δεικτών/χαρακτηριστικών που είναι ευαίσθητοι σε δομικές βλάβες και ότι έχουν τη δυνατότητα μόνο ανίχνευσης και εντοπισμού της δομικής βλάβης και υπό προϋποθέσεις, τη δυνατότητα προσδιορισμού του είδους της δομικής βλάβης, καλύπτοντας έτσι τα τρία πρώτα επίπεδα ανίχνευσης δομικής βλάβης (Πίνακας 2.1). Ως πλεονεκτήματα των τεχνικών αυτής της κατηγορίας λογίζονται η ταχύτητά τους και το ότι για την εφαρμογή τους δεν απαιτείται ιδιαίτερη εξειδίκευση, καθώς δεν είναι απαραίτητη η δημιουργία αναλυτικών μοντέλων των κατασκευών.

2.5 Επίδραση λειτουργικών/επιχειρησιακών και μετεωρολογικών συνθηκών στη δυναμική συμπεριφορά των κατασκευών

Οι λειτουργικές/επιχειρησιακές και μετεωρολογικές συνθήκες επιδρούν άμεσα στη δυναμική απόκριση των κατασκευών. Βάσει μελετών [Sohn, 2007], η επίδραση των συνθηκών αυτών είναι δυνατόν να επισκιάσει εκείνη των δομικών βλαβών. Επακόλουθα, για την επιτυχή ανίχνευση δομικών βλαβών χρησιμοποιούνται κατάλληλες τεχνικές ανάλυσης σήματος (μέθοδος Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών, κ.α.) [Hu *et al.*, 2017] για την εξάλειψη της επίδρασης λειτουργικών και μετεωρολογικών συνθηκών ή διενεργούνται μακροχρόνιες παρακολουθήσεις των κατασκευών (διάρκεια > 2 ετών), προκειμένου οι επιδράσεις των ως άνω συνθηκών να ποσοτικοποιηθούν, ώστε να διαχωριστούν από μεταβολές που οφείλονται σε ενδεχόμενες δομικές βλάβες [Zhou & Yi, 2014]. Χαρακτηριστικά παραδείγματα λειτουργικών συνθηκών αποτελούν η οδική κυκλοφορία και ανθρώπινες δραστηριότητες (περπάτημα, τρέξιμο σε πεζογέφυρες, κ.α.), οι οποίες μεταβάλλουν τη μάζα των γεφυρών. Όσον αφορά τις μετεωρολογικές συνθήκες, η θερμοκρασία παίζει πρωτεύοντα ρόλο στη δυναμική απόκριση των κατασκευών και σε μικρότερο βαθμό η υγρασία περιβάλλοντος. Η μεταβολή της θερμοκρασίας μεταβάλλει τις ιδιότητες δυσκαμψίας των κατασκευών, με φυσικό επακόλουθο τη μεταβολή της

δυναμικής τους απόκρισης, δηλαδή του τρόπου με τον οποίο ταλαντώνονται [Farrar & Worden, 2013]. Βάσει μελετών της δυναμικής απόκρισης γεφυρών, οι ιδιοσυχνότητες τους είναι δυνατόν να μεταβάλλονται κατά 5% σε ημερήσια βάση (έως 10% σε εποχική βάση), κυρίως λόγω μεταβολής της θερμοκρασίας [Sohn, 2007].

2.6 Μεθοδολογική προσέγγιση μη παραμετρικών συστημάτων Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών

Τα μη παραμετρικά συστήματα Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών ακολουθούν μια μεθοδολογία τεσσάρων βασικών σταδίων, τα οποία είναι [Farrar *et al.*, 2001; Farrar & Worden, 2013].

- 1. Επιχειρησιακή αποτίμηση:** Στο στάδιο αυτό αποτιμώνται αρχικά τα οφέλη σχετικά με την ασφάλεια της ανθρώπινης ζωής και τα οικονομικά οφέλη που απορρέουν από τη υιοθέτηση ενός συστήματος SHM σε μια κατασκευή. Ακολούθως, προσδιορίζεται ο τύπος της πιθανής βλάβης της κατασκευής ή ο τύπος βλάβης που έχει τη μείζονα σημασία, σε περιπτώσεις ύπαρξης πολλαπλών τύπων. Ακόμη, αναλύονται οι λειτουργικές και περιβαλλοντικές συνθήκες της κατασκευής και αναγνωρίζονται οι περιορισμοί που θέτουν οι ως άνω συνθήκες στη διαδικασία συλλογής δεδομένων.
- 2. Συλλογή και προεπεξεργασία δεδομένων:** Στο στάδιο αυτό καθορίζεται αρχικά ο τύπος, το πλήθος και η θέση εγκατάστασης των αισθητήρων στην κατασκευή ενδιαφέροντος. Στη συνέχεια, επιλέγεται ο κατάλληλος ρυθμός δειγματοληψίας και άλλες βασικές παράμετροι και ακολουθεί η συλλογή των δεδομένων. Τελικά, τα δεδομένα υπόκεινται σε κατάλληλη προεπεξεργασία (αφαίρεση ακραίων τιμών, κανονικοποίηση, εφαρμογή φίλτρων, κ.α.) προκειμένου να χρησιμοποιηθούν στο επόμενο στάδιο.
- 3. Εξαγωγή ευαίσθητων δεικτών/χαρακτηριστικών σε δομικές βλάβες:** Οι δείκτες/χαρακτηριστικά είναι παράμετροι που προκύπτουν από το μετασχηματισμό των προεπεξεργασμένων δεδομένων ταλάντωσης, μέσω της εφαρμογής μεθόδων ανάλυσης σήματος και χρησιμοποιούνται προκειμένου να υποδείξουν την ύπαρξη δομικής βλάβης σε κατασκευές.

4. **Ανάπτυξη μοντέλων αναγνώρισης προτύπων για την ανάλυση δεικτών/χαρακτηριστικών:** Στο τελευταίο στάδιο, συντελείται η ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης για την αναγνώριση προτύπων στους δείκτες/χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί από τις πρωτογενείς μετρήσεις ταλάντωσης. Όταν τα μοντέλα αυτά βασίζονται σε μετρήσεις που έχουν συλλεχθεί από κάθε μία δομική κατάσταση μιας κατασκευής, οι αλγόριθμοί τους εκπαιδεύονται με μεθόδους επιβλεπόμενης μάθησης. Στην περίπτωση αυτή, οι πρωτογενείς μετρήσεις ταλάντωσης προέρχονται από πειράματα σε εργαστηριακές κατασκευές, κατά τα οποία υπάρχει η δυνατότητα να διενεργούνται τεχνητές δομικές βλάβες σε αυτές. Στη συνέχεια, κάθε μία κατηγορία βλάβης αντιστοιχίζεται με τους ανάλογους εξαγόμενους δείκτες και έτσι τα αναπτυχθέντα μοντέλα, μετά την εκπαίδευσή τους, είναι σε θέση να ταξινομήσουν νέες μετρήσεις ταλάντωσης στις ορθές κατηγορίες δομικής κατάστασης της κατασκευής.

Όσον αφορά τα μοντέλα που η ανάπτυξή τους βασίζεται στη χρήση μετρήσεων από μία μόνο δομική κατάσταση μιας κατασκευής (συνήθως υγιή), αυτά εκπαιδεύονται με την εφαρμογή μεθόδων μη επιβλεπόμενης μάθησης. Οι τεχνικές των μοντέλων αυτών καλούνται τεχνικές ανίχνευσης νεωτερισμών/ανωμαλιών (novelty/anomaly detection techniques) και βασίζονται στη σύγκριση της τρέχουσας κατάστασης μιας κατασκευής με την αρχική, υγιή της κατάσταση (κατάσταση βάσης). Εάν από τη σύγκριση προκύψουν σημαντικές αποκλίσεις μεταξύ των δύο καταστάσεων, τότε είναι πιθανή η ύπαρξη δομικής βλάβης στην κατασκευή.

Κεφάλαιο 3: Τεχνολογία επίγειου radar συμβολομετρίας (GBRI) και εφαρμογή της στην Παρακολούθηση της Δομικής Ακεραιότητας των Κατασκευών

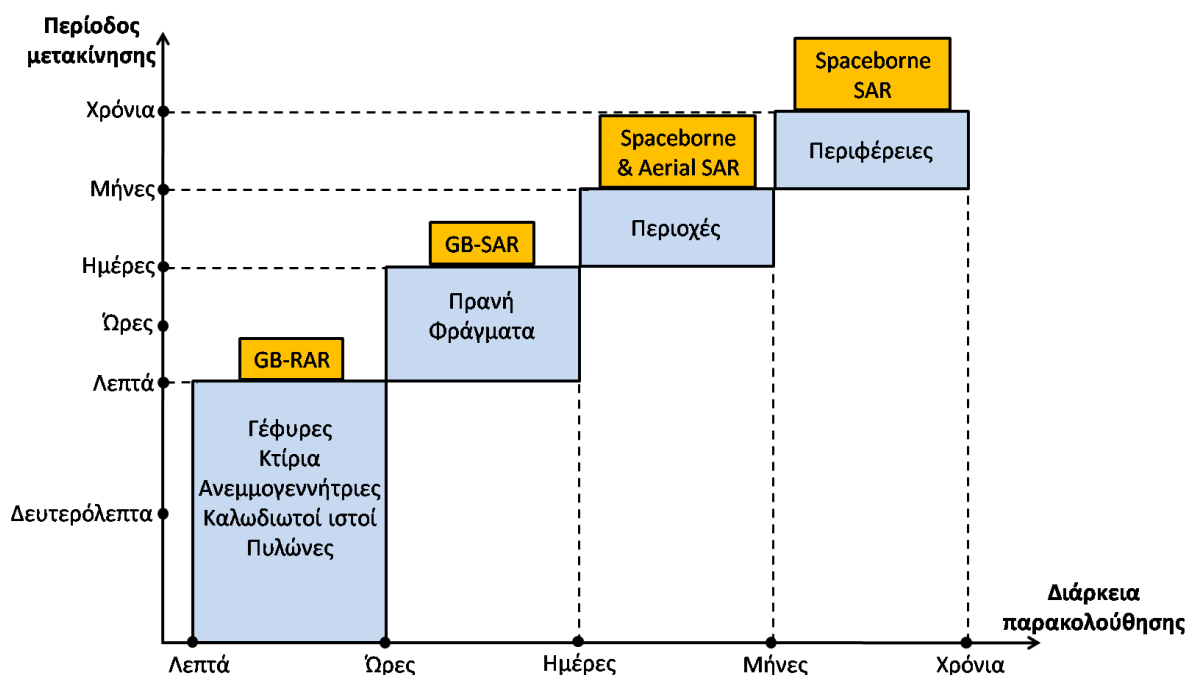
3.1 Εισαγωγή - Βασικοί ορισμοί

Η ανάπτυξη της τεχνολογίας συμβολομετρίας radar συνθετικού ανοίγματος (Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR) ανάγεται στα μέσα της δεκαετίας του 1970 και χρησιμοποιείται έκτοτε με μεγάλη επιτυχία, ως δορυφορική και εναέρια μέθοδος τηλεπισκόπησης, δυνάμει της χρήσης αισθητήρων radar [Dzurisin & Lu, 2007]. Τα βασικά πεδία εφαρμογής της δορυφορικής και εναέριας συμβολομετρίας radar συνθετικού ανοίγματος (InSAR) είναι η παρακολούθηση παραμορφώσεων της γήινης επιφάνειας λόγω φυσικών φαινομένων (σεισμοί, ηφαιστεια, κατολισθήσεις, κ.α.) ή ανθρωπογενών διαδικασιών (ταπείνωση υδροφόρου ορίζοντα λόγω υπεράντλησης, κ.α.) και η παρακολούθηση παραμορφώσεων κατασκευών μεγάλης κλίμακας [Pepe & Calo, 2017].

Σε αντιδιαστολή με την τεχνολογία συμβολομετρίας radar πραγματικού ανοίγματος (Real Aperture Radar, RAR), όπου αξιοποιείται το φυσικό άνοιγμα της κεραίας συστήματος radar για τη λήψη της ανάκλασης του εκπεμπόμενου σήματος Η/Μ ακτινοβολίας, η δορυφορική και εναέρια τεχνολογία συμβολομετρίας radar συνθετικού ανοίγματος (InSAR) βασίζεται στη σύνθεση του αποτυπώματος μιας εικονικής κεραίας τεχνητού ανοίγματος, μεγάλων διαστάσεων, η οποία προκύπτει από την ζώνη κάλυψης των διαδοχικών θέσεων του φυσικού ανοίγματος αερομεταφερόμενης, γραμμικά κινούμενης κεραίας συστήματος radar.

Περί τα τέλη της δεκαετίας του 1990 ξεκίνησαν τα πρώτα εργαστηριακά πειράματα με επίγεια συστήματα radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (Real Aperture Radar, RAR) [Pieraccini & Miccinesi, 2019] με στόχο την παρακολούθηση της δυναμικής συμπεριφοράς των κατασκευών, όπως γέφυρες ή υψηλές κατασκευές. Αντίστοιχα, αναπτύχθηκαν πειραματικά συστήματα επίγειου radar συνθετικού ανοίγματος (Ground Based Synthetic Aperture Radar, GB-SAR), με εφαρμογή στην παρατήρηση φαινομένων χαμηλής δυναμικής, όπως εδαφικές μετακινήσεις (κατολισθήσεις φυσικών πρανών ή πρανή ορυχείων, κ.α.) και παραμορφώσεις τεχνικών έργων, όπως φράγματα. Μία δεκαετία αργότερα (2007), εμφανίστηκαν τα πρώτα εμπορικά συστήματα επίγειου radar

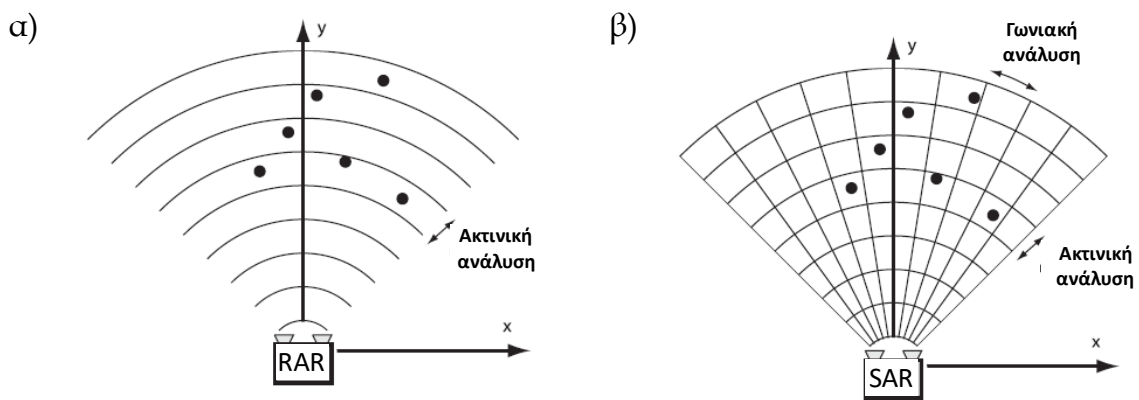
συμβολομετρίας, τα οποία έκτοτε χρησιμοποιούνται ευρέως για την παρακολούθηση φυσικών φαινομένων και κατασκευών μεγάλης κλίμακας. Ενδεδειγμένη ανασκόπηση της έρευνας που έχει συντελεστεί με χρήση της τεχνολογίας GBRI-SAR/GBRI-RAR παρέχεται από τους Pieraccini και Miccinesi (2019). Τα επίγεια συστήματα radar συμβολομετρίας λειτούργησαν συμπληρωματικά προς τα αντίστοιχα εναέρια και δορυφορικά συστήματα, με αποτέλεσμα την πλήρη κάλυψη των σύγχρονων αναγκών παρακολούθησης, από κατασκευές έως πολύ μεγάλες περιοχές, όπως φαίνεται και στο Σχήμα 3.1.



Σχήμα 3.1. Συμπληρωματικότητα επίγειων και εναέριων-δορυφορικών συστημάτων radar συμβολομετρίας

Τα επίγεια συστήματα radar συμβολομετρίας διακρίνονται σε συστήματα πραγματικού ανοίγματος και σε συστήματα συνθετικού ανοίγματος. Τα πρώτα προσφέρουν μόνο ακτινική ανάλυση (range resolution), παρέχουν δηλαδή μετρήσεις γραμμικής μετατόπισης στη ζώνη κάλυψης της δέσμης εκπομπής της Η/Μ ακτινοβολίας κατά μήκος του σκοπευτικού άξονά τους. Η χωρική κάλυψη αυτής της μορφής περιορίζει τη χρήση τους σε παρακολούθηση μετατοπίσεων αντικειμένων με επιμήκη γεωμετρία, όπως γέφυρες και κτίρια. Αντίθετα, τα radar συνθετικού ανοίγματος συνδυάζουν το προϊόν διαδοχικών σαρώσεων κινούμενων radar πραγματικού ανοίγματος, προκειμένου

να αυξηθεί η χωρική κάλυψη. Η κίνηση των συστημάτων αυτού του είδους μπορεί να είναι γραμμική ή περιστροφική και συντελείται επάνω σε ειδικά κατασκευασμένες βάσεις στήριξης. Βάσει της αρχής λειτουργίας τους, εκτός της ακτινικής ανάλυσης (range resolution), παρέχουν και γωνιακή ανάλυση (azimuth resolution) (Σχήμα 3.2). Συνεπώς, έχουν τη δυνατότητα να ανιχνεύσουν και να παρακολουθήσουν διαφορετικούς στόχους που ισαπέχουν από τον αισθητήρα, αλλά βρίσκονται σε διαφορετική διεύθυνση παρατήρησης.

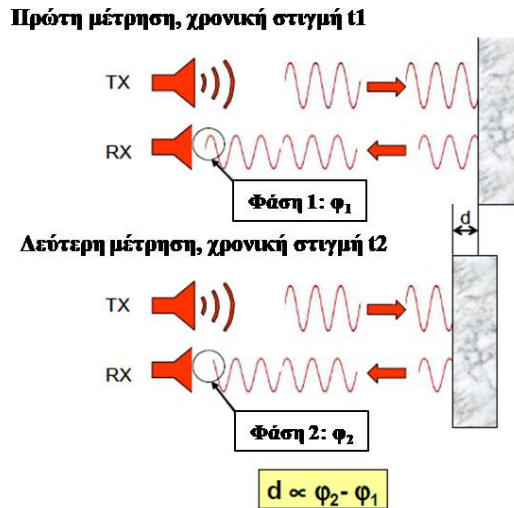


Σχήμα 3.2. α) Ακτινική ανάλυση radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (RAR)
 β) Ακτινική και γωνιακή ανάλυση radar συμβολομετρίας συνθετικού ανοίγματος (SAR)

3.2 Θεωρητικό υπόβαθρο επίγειων συστημάτων radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR)

3.2.1 Βασική αρχή λειτουργίας

Τα υφιστάμενα συστήματα radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος εκπέμπουν Η/Μ ακτινοβολία στο εύρος ζώνης των μικροκυμάτων. Η λειτουργία τους βασίζεται στην τεχνική της συμβολομετρίας (Σχήμα 3.3), δυνάμει της οποίας προσδιορίζεται η μετατόπιση ενός κινούμενου στόχου, μέσω της σύγκρισης της φάσης των εκπεμπόμενων από το επίγειο radar Η/Μ κυμάτων, τα οποία αντανακλώνται από τον στόχο σε διαφορετικές χρονικές στιγμές [IBIS-S Acquisition Software Manual, 2010].



Σχήμα 3.3. Μέτρηση μετατόπισης με την τεχνική της συμβολομετρίας [IBIS-S Acquisition Software Manual, 2010]

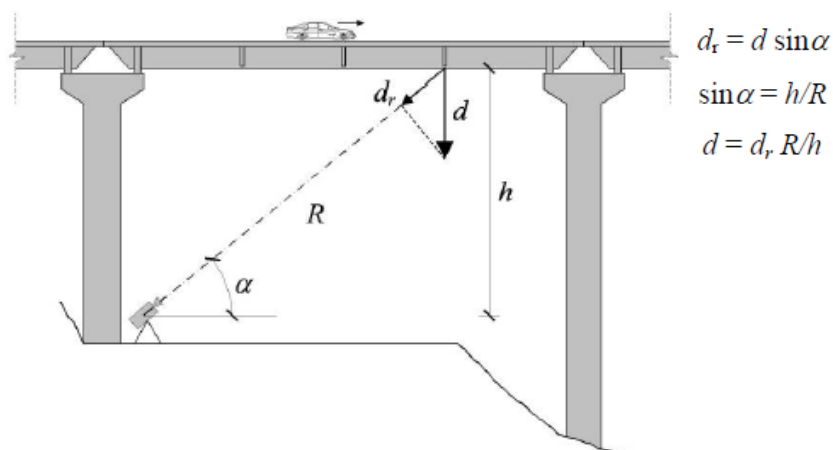
Ειδικότερα, η συνολική διαφορά φάσης μεταξύ διαδοχικών λήψεων ανακλασθέντων κυμάτων προκύπτει ως άθροισμα τριών συνιστωσών (σχέση 3.1) που αφορούν: (i) τη μετατόπιση του αντικειμένου παρακολούθησης ($\Delta\varphi_{\text{μετακίνησης}}$), (ii) την επίδραση των ατμοσφαιρικών συνθηκών ($\Delta\varphi_{\text{ατμ.}}$), και (iii) το θόρυβο της φάσης του σήματος H/M ακτινοβολίας ($\Delta\varphi_{\text{θόρυβος}}$) [Pieraccini & Miccinesi, 2019].

$$\Delta\varphi = \Delta\varphi_{\text{μετατόπιση}} + \Delta\varphi_{\text{ατμ.}} + \Delta\varphi_{\text{θόρυβος}} \quad (3.1)$$

Η ατμοσφαιρική επίδραση θεωρείται αμελητέα για παρατηρήσεις μικρής διάρκειας (της τάξης των 15 min) και σχετικά μικρές αποστάσεις (< 200 m) [IBIS-S Acquisition Software Manual, 2010; Pieraccini & Miccinesi, 2019; Gocal *et al.*, 2013] και καθώς η επίδραση του θορύβου της φάσης του H/M κύματος είναι εξαιρετικά χαμηλή, η μετατόπιση d_r ενός κινούμενου στόχου κατά μήκος του σκοπευτικού άξονα του radar (Line of Sight, LOS) σχετίζεται αποκλειστικά με τη διαφορά φάσης $\Delta\varphi$ των λαμβανομένων κυμάτων μήκους κύματος λ , σε διαδοχικές χρονικές στιγμές, σύμφωνα με τη σχέση:

$$d_r = \frac{\lambda}{4\pi} * \Delta\varphi \quad (3.2)$$

Για τον προσδιορισμό της πραγματικής μετατόπισης d του στόχου είναι απαραίτητη η γνώση της διεύθυνσης του άξονα κύριας κίνησης της υπό παρακολούθηση κατασκευής και της γεωμετρίας του σεναρίου παρατήρησης, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.4.



Σχήμα 3.4. Προσδιορισμός της πραγματικής μετατόπισης d σημείου καταστρώματος γέφυρας [Gentile & Bernardini, 2008]

3.2.2 Τεχνικές διαμόρφωσης Η/Μ σήματος επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR)

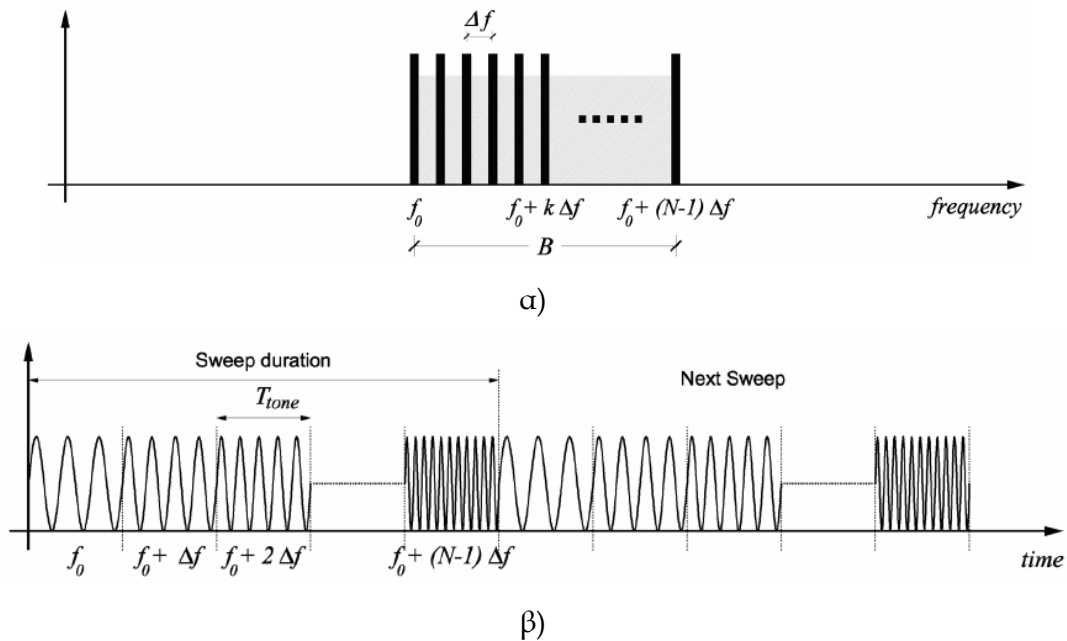
Η ιδιότητα επίγειων συστημάτων radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος να ξεχωρίζουν πολλαπλούς στόχους κατά μήκος της διεύθυνσης παρατήρησης και να προσδιορίζουν τη μετατόπισή τους οφείλεται στην τεχνική διαμόρφωσης του εκπεμπόμενου σήματος Η/Μ ακτινοβολίας. Οι πιο διαδεδομένες τεχνικές διαμόρφωσης, οι οποίες χρησιμοποιούνται στα επίγεια συστήματα radar συμβολομετρίας είναι:

i) Τεχνική της Διαδοχικής Ενίσχυσης Συνεχούς Κύματος (Stepped Frequency-Continuous Wave technique, SF-CW)

Κατά αυτή την τεχνική, ο αισθητήρας του radar εκπέμπει σειρές ομάδων N πλήθους παλμών Η/Μ κυμάτων (συνεχές κύμα - Continuous Wave), σε διαδοχικές συχνότητες, οι οποίες αυξάνονται από παλμό σε παλμό κατά σταθερή ποσότητα Δf (Διαδοχική ενίσχυση συχνότητας - Stepped Frequency) [IBIS-S Controller User Manual, 2010].

Η χρονική διάρκεια T κάθε παλμού προκύπτει από το χρόνο εκπομπής και λήψης του πρωτογενούς και ανακλώμενου σήματος, αντίστοιχα, από το πλέον απομακρυσμένο σημείο του αντικειμένου παρακολούθησης. Συνεπώς, η μέγιστη ακτινική απόσταση παρακολούθησης R_{\max} αποτελεί καθοριστικό παράγοντα για τη χρονική διάρκεια T κάθε εκπεμπόμενου παλμού, καθώς:

$$R_{\max} = \frac{c * T}{2}, \quad (3.3)$$



Σχήμα 3.5. Μορφή κύματος τεχνικής SF-CW: α) ως προς το χρόνο και β) ως προς τη συχνότητα [Gentile, 2009]

$$\text{οπότε: } T = \frac{2 \cdot R_{\max}}{c} \quad (3.4)$$

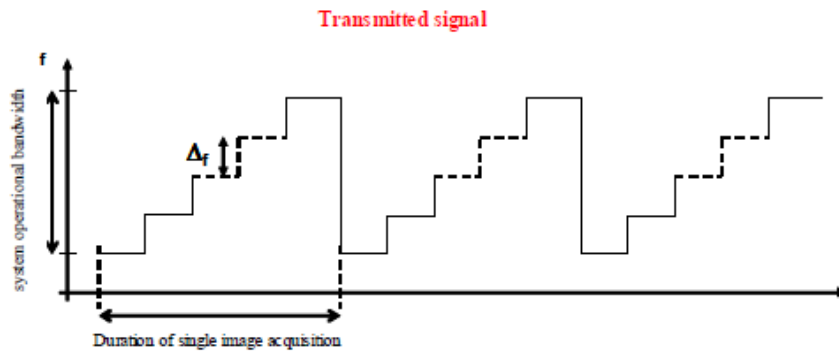
όπου c , η ταχύτητα του φωτός. Έτσι, η χρονική διάρκεια κάθε ομάδας N παλμών

$$\text{είναι: } T_{\text{ομ.}} = N \cdot T \quad (3.5)$$

Για κάθε ομάδα παλμών που εκπέμπεται, το ενεργό εύρος ζώνης συχνοτήτων B (bandwidth) του αισθητήρα δημιουργείται τεχνητά, ως το άθροισμα πλήθους ζωνών συχνοτήτων μικρού εύρους, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.6., βάσει της σχέσης:

$$B = (N-1) \cdot \Delta f \quad (3.6)$$

Το κυριότερο μειονέκτημα της τεχνικής της Διαδοχικής Ενίσχυσης Συνεχούς Κύματος είναι το γεγονός ότι κατά τη διαδικασία αύξησης των διαδοχικών συχνοτήτων, είναι απαραίτητη η επιστροφή του σήματος από το πιο απομακρυσμένο σημείο παρακολούθησης προκειμένου να γίνει μετάβαση από μία συχνότητα στην αμέσως επόμενη. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, η αποδοτικότητα της τεχνικής να είναι αντιστρόφως ανάλογη του χρόνου ταξιδιού του σήματος radar από το πλέον απομακρυσμένο σημείο παρακολούθησης, καθώς όσο πιο μεγάλη είναι η απόσταση παρακολούθησης τόσο περισσότερο αυξάνεται το ποσοστό εξασθένησης των εκπεμπόμενων κυματομορφών.

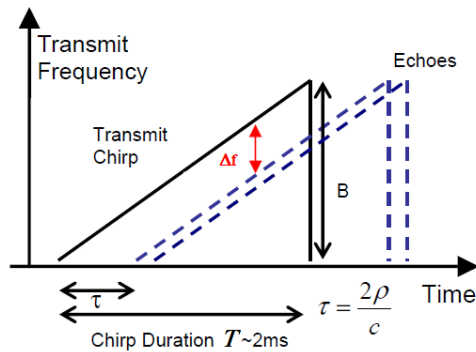


Σχήμα 3.6. Ενεργό εύρος ζώνης συχνοτήτων του radar IBIS-S
[IBIS-S Controller User Manual, 2010]

ii) Τεχνική της Διαμόρφωσης Συχνοτήτων Συνεχούς Κύματος (Frequency Modulation-Continuous Wave technique, FM-CW)

Η μειωμένη αποδοτικότητα του σήματος radar σε μεγάλες αποστάσεις με χρήση της τεχνικής Διαδοχικής Ενίσχυσης Συνεχούς Κύματος οδήγησε στην εξέλιξη της τεχνικής διαμόρφωσης των εκπεμπόμενων κυματομορφών βάσει της τεχνικής Διαμόρφωσης Συχνοτήτων Συνεχούς Κύματος (Frequency Modulation-Continuous Wave technique, FM-CW).

Κατά την τεχνική αυτή, ο πομποδέκτης διαμόρφωσης συχνοτήτων του radar εκπέμπει H/M σήμα, η συχνότητα του οποίου αυξάνεται γραμμικά με την πάροδο του χρόνου (chirp signal), διαμορφώνοντας μια συνεχή ράμπα συχνοτήτων (frequency ramp), όπως στο Σχήμα 3.7. Κάθε χρονική στιγμή, το ανακλώμενο σήμα έχει ελαφρώς διαφορετική συχνότητα από το εκπεμπόμενο σήμα. Η διαφορά των συχνοτήτων είναι ευθέως ανάλογη της χρονικής διαφοράς μεταξύ εκπομπής και λήψης του σήματος, η οποία στη συνέχεια μεταφράζεται σε απόσταση. Η μέθοδος αυτή επέτρεψε την επίτευξη μικρότερων χρονικών διαστημάτων μεταξύ εκπομπής και λήψης της H/M ακτινοβολίας από τα πλέον απομακρυσμένα σημεία παρακολούθησης, καθώς και αποδοτικότητα της τάξης του 100% στην πλειονότητα των εφαρμογών με μεγάλα μήκη παρατήρησης [Pieraccini & Miccinesi, 2019].



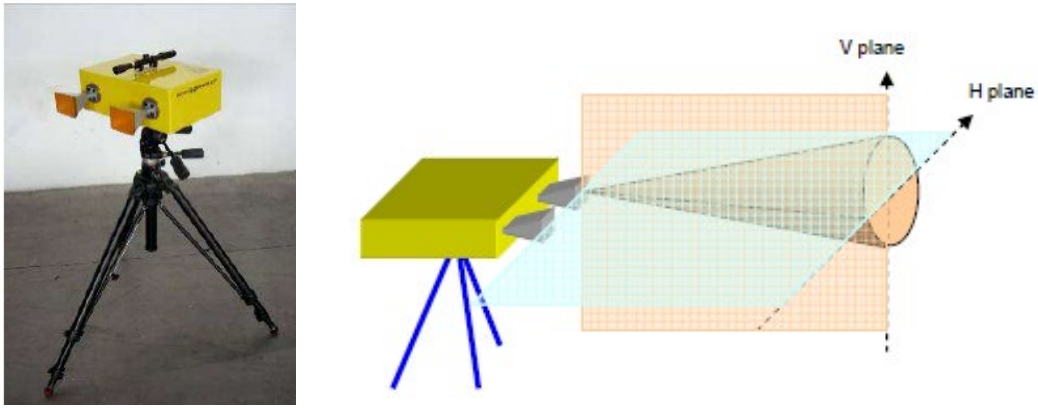
Σχήμα 3.7. Τεχνική της Διαμόρφωσης Συχνοτήτων Συνεχούς Κύματος [Werner *et al.*, 2008]

3.3 Σύστημα επίγειου radar συμβολομετρίας IBIS-S (Ingeneria Dei Systemi, IDS®)

Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε το επίγειο σύστημα radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος IBIS-S (Image By Interferometric Survey), το οποίο αναπτύχθηκε από την ιταλική εταιρεία Ingeneria Dei Systemi.SpA (IDS®) και το Τμήμα Ηλεκτρονικής και Τηλεπικοινωνιών του Πανεπιστημίου της Φλωρεντίας και είναι εμπορικά διαθέσιμο από το έτος 2007, από την εταιρεία IDS®. Οι προδιαγραφές του στην παρακολούθηση μετατοπίσεων είναι οι ακόλουθες:

- Απομακρυσμένη παρακολούθηση της μετατόπισης πολλών σημείων κατά μήκος κατασκευών, εφόσον αυτές παρέχουν επαρκή ανάκλαση του σήματος.
- Μέγιστη απόσταση παρακολούθησης 1000 m για στατικά φαινόμενα και 500 m για δυναμικά φαινόμενα.
- Ταυτόχρονη παρακολούθηση πολλών σημείων του σκοπευομένου αντικειμένου στη διεύθυνση παρατήρησης με ανάλυση παρατήρησης 0.75 m.
- Εξαιρετικά υψηλή ορθότητα στη μέτρηση μετατόπισης, καλύτερη από ± 0.1 mm σε κάθε περίπτωση.
- Υψηλή συχνότητα δειγματοληψίας έως 200 Hz.
- Απρόσκοπτη ημερήσια και νυχτερινή λειτουργία, ανεξάρτητη καιρικών συνθηκών.

Ο αισθητήρας IBIS-S (Σχήμα 3.8) επιβαίνει σε τρίποδα με ανακλινόμενη κεφαλή και φέρει δύο αποσπώμενες κεραιές κατακόρυφης πόλωσης (vertical polarization), μία για την εκπομπή του σήματος που παράγει ο αισθητήρας και μία για τη λήψη των ανακλώμενων από το υπό παρακολούθηση αντικείμενο σημάτων.

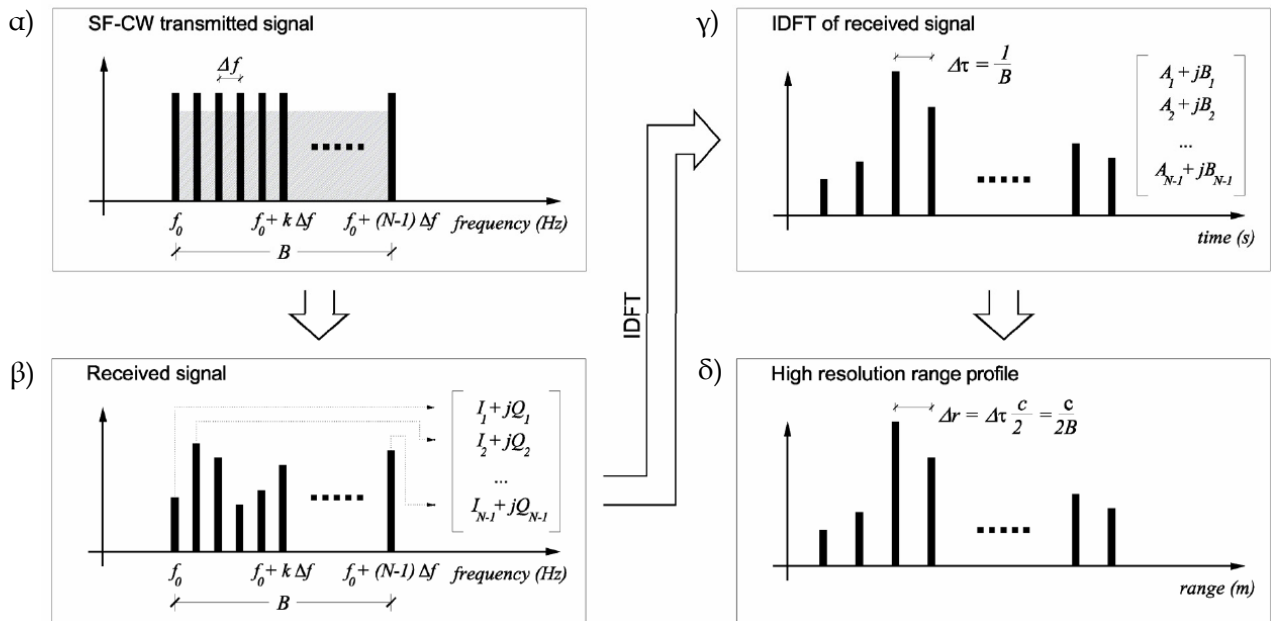


Σχήμα 3.8. Το Radar IBIS-S και ο κύριος λοβός εκπομπής του [IBIS-S User Manual, 2008]

Τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά των κεραιών που χρησιμοποιούνται καθορίζουν το εύρος του κυρίως λοβού εκπομπής (antenna main lobe) της H/M ακτινοβολίας (Σχήμα 3.8), σχήματος κώνου και ελλειπτικής διατομής, εντός του οποίου μεταδίδεται το μεγαλύτερο ποσοστό της παραγόμενης ενέργειας από τον αισθητήρα [IBIS-S User Manual, 2008]. Η εταιρεία παραγωγής του συστήματος IBIS-S παρέχει τη δυνατότητα επιλογής μεταξύ τεσσάρων ειδών κεραιών, για την κάλυψη της γεωμετρίας παρατήρησης της πλειονότητας των κατασκευών.

Το σύστημα IBIS-S εκπέμπει H/M ακτινοβολία στο εύρος ζώνης των μικροκυμάτων (17.2 GHz @ Ku-band). Η λειτουργία του, εκτός της τεχνικής της συμβολομετρίας, βασίζεται στην τεχνική της διαδοχικής ενίσχυσης συνεχούς κύματος (Stepped Frequency-Continuous Wave technique, SF-CW) για την διαμόρφωση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας του αισθητήρα radar. Η διαδικασία μέτρησης και επεξεργασίας του σήματος H/M με το radar μικροκυματικής συμβολομετρίας IBIS-S συνοψίζεται στο Σχήμα 3.9.

Πιο αναλυτικά, ο αισθητήρας εκπέμπει αρχικά μία ομάδα N παλμών, σε διαδοχικές συχνότητες (σχήμα 3.9α). Το σήμα ανακλάται από το υπό παρακολούθηση αντικείμενο και επιστρέφει με τη μορφή N δειγμάτων (μιγαδικών αριθμών) στον αισθητήρα, όπου δημιουργείται το διάγραμμα της απόκρισης του αντικειμένου στο πεδίο των συχνοτήτων (σχήμα 3.9β). Ακολούθως, με εφαρμογή του Αντίστροφου Μετασχηματισμού Fourier (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT), το ως άνω διάγραμμα μετασχηματίζεται σε διάγραμμα απόκρισης στο πεδίο του χρόνου, με χρονικό βήμα $\Delta t = \frac{1}{B}$ (σχήμα 3.9γ) και στη συνέχεια σε διάγραμμα απόκρισης, συνάρτησε της απόστασης (σχήμα 3.9δ), καθώς το



Σχήμα 3.9. Διαδικασία μέτρησης και επεξεργασίας σήματος radar IBIS-S [Gentile, 2009]

χρονικό βήμα Δt μετατρέπεται σε βήμα απόστασης Δr , βάσει της σχέσης:

$$\Delta r = c * \frac{\Delta t}{2} = \frac{c}{2 * B} \quad (3.7)$$

Το βήμα απόστασης Δr ονομάζεται ακτινική ανάλυση (range resolution) και είναι η ελάχιστη ακτινική απόσταση μεταξύ δύο αντικειμένων που δύνανται να διακριθούν κατά μήκος του σκοπευτικού άξονα του radar. Ο χώρος που αντιστοιχεί σε κάθε διαδοχικό βήμα ακτινικής ανάλυσης καλείται «φατνίο» (range bin). Όπως φαίνεται από τη σχέση (3.7), η ακτινική ανάλυση είναι αντιστρόφως ανάλογη του ενεργού εύρους ζώνης συχνοτήτων B του αισθητήρα radar. Η ακτινική ανάλυση κατά μήκος της υπό παρακολούθηση κατασκευής εξαρτάται αποκλειστικά από τη γεωμετρία παρατήρησης, όπως φαίνεται στο σχήμα 3.10 και υπολογίζεται από τη σχέση:

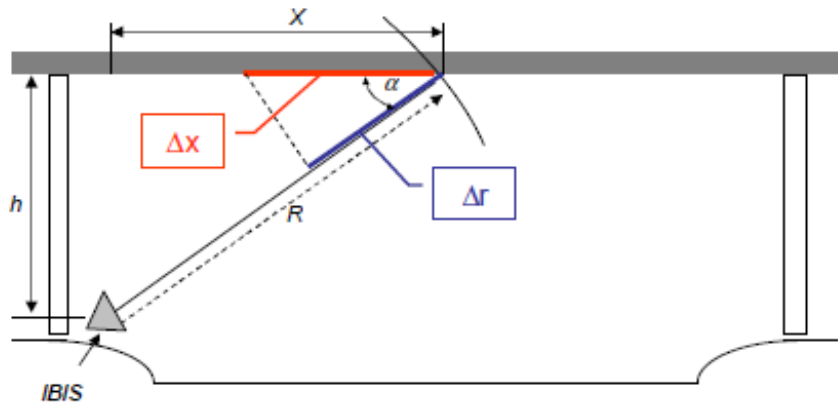
$$\Delta x = \frac{\Delta r}{\cos \alpha} = \Delta r * \frac{X}{R} \quad (3.8)$$

Ο αριθμός παλμών N που συνθέτουν μια ομάδα εκπεμπόμενου σήματος εξαρτάται, επίσης, από τη μέγιστη ακτινική απόσταση παρακολούθησης R_{max} καθώς και την ακτινική ανάλυση Δr , και υπολογίζεται από τη σχέση:

$$N = \frac{2 * R_{max}}{\Delta r} \quad (3.9)$$

Έτσι, τελικά προκύπτει ότι και ο μέγιστος ρυθμός δειγματοληψίας f_{max} εξαρτάται από τη μέγιστη ακτινική απόσταση παρακολούθησης R_{max} και την ακτινική ανάλυση Δr :

$$f_{max} \cong \frac{1}{N*T} = \frac{c}{2*N*R_{max}} = \frac{c*\Delta r}{4*R_{max}^2} \quad (3.10)$$

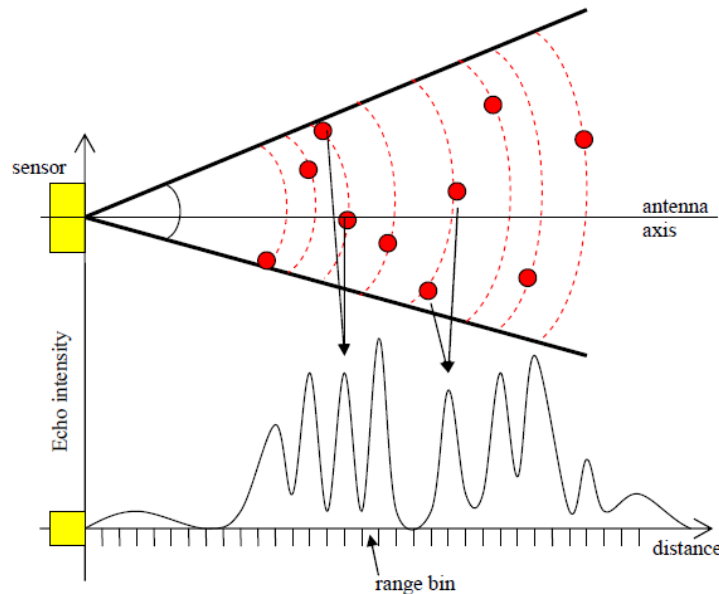


Σχήμα 3.10. Ακτινική ανάλυση radar IBIS-S βάσει της γεωμετρίας παρατήρησης
[IBIS-S Controller User Manual, 2010]

Η τεχνική της Διαδοχικής Ενίσχυσης Συνεχούς Κύματος επιτρέπει στο σύστημα IBIS-S τη δημιουργία μιας ζώνης συχνοτήτων αρκετά μεγάλου εύρους (0.01 έως 200 Hz), με αποτέλεσμα να παρουσιάζει ακτινική ανάλυσή της τάξης των 0.75 m, η οποία κρίνεται επαρκέστατη για εφαρμογές παρακολούθησης κατασκευών μεγάλης κλίμακας. Τελικό εξαγόμενο της τεχνικής Διαδοχικής Ενίσχυσης Συνεχούς Κύματος αποτελεί ένα διάγραμμα, το οποίο παρέχει την απόκριση του αντικειμένου παρακολούθησης συναρτήσει της απόστασης από το radar. Πιο συγκεκριμένα, το παραπάνω διάγραμμα απεικονίζει την ένταση των ανακλώμενων κυμάτων Η/Μ ακτινοβολίας από διαφορετικά σημεία του αντικειμένου κατά μήκος της σκοπευτικής ακτίνας του radar έναντι της απόστασης αντικειμένου-radar (Σχήμα 3.11). Τοπικά μέγιστα στο διάγραμμα αντιστοιχούν σε σημεία με καλή επιστροφή σήματος, δηλαδή υψηλή αναλογία σήμα/θορόβος (Signal to Noise Ratio, SNR).

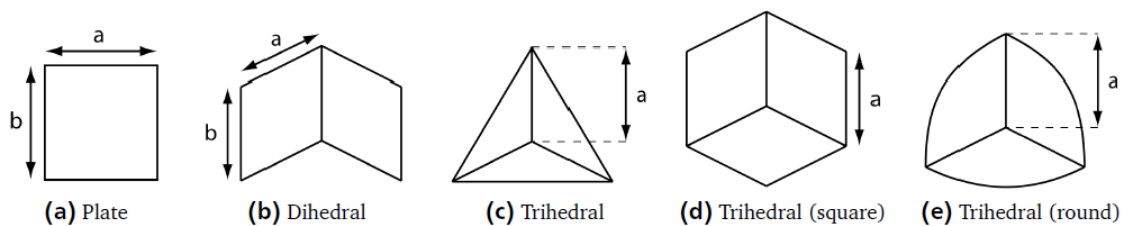
Όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.11, οι στόχοι σε διαφορετική απόσταση από το radar ανιχνεύονται σε διαφορετικά φατνία (range bins) πλάτους 0.75m. Όταν εντός του ίδιου φατνίου υπάρχουν δύο ή περισσότεροι στόχοι, κινούμενοι ή μη, τότε αυτοί ανιχνεύονται ως ένα αντικείμενο από το σύστημα και το σήμα που προκύπτει αποτελεί τη μέση απόκριση του συνόλου των στόχων. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, η μετατόπιση που προσδιορίζεται για τη συγκεκριμένη περιοχή ακτινικής ανάλυσης (φατνίο-range bin) να

αποτελεί συνδυασμό των μετατοπίσεων των επιμέρους στόχων, γεγονός το οποίο ενδέχεται να επιφέρει σφάλματα στον προσδιορισμό της πραγματικής μετατόπισης συγκεκριμένου σημείου ενδιαφέροντος.



Σχήμα 3.11. Ακτινική ανάλυση συστήματος radar IBIS-S [IBIS-S Controller User Manual, 2010]

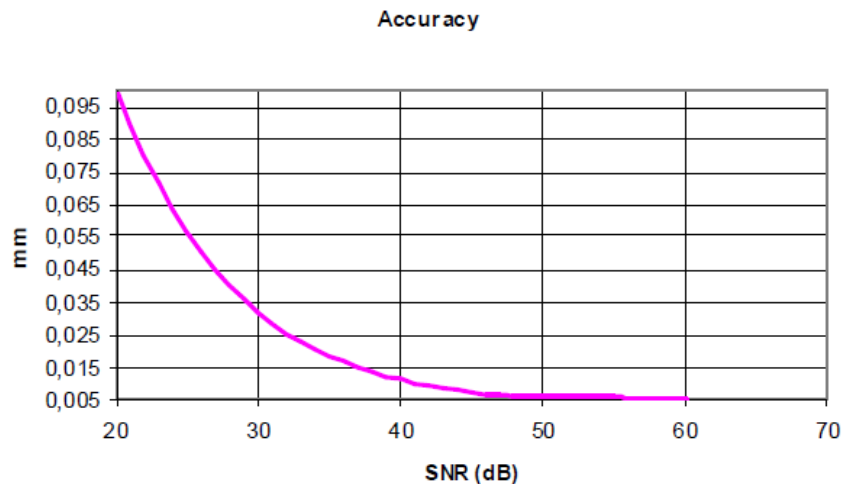
Στην περίπτωση αυτή, προκειμένου να εξασφαλιστεί η μέτρηση της μετατόπισης συγκεκριμένων σημείων της κατασκευής, τοποθετούνται σε αυτά ειδικά κατασκευασμένοι παθητικοί ανακλαστικοί στόχοι (Σχήμα 3.12) προσανατολισμένοι κατάλληλα, έτσι ώστε να επιστρέφουν το μέγιστο δυνατό ποσοστό της εκπεμπόμενης ακτινοβολίας προς τον αισθητήρα.



Σχήμα 3.12. Είδη παθητικών ανακλαστικών κώνων συστήματος radar [Sabine, 2011]

Οι ως άνω ανακλαστικοί στόχοι τοποθετούνται και στην περίπτωση κατά την οποία συγκεκριμένη περιοχή ενδιαφέροντος της κατασκευής δεν ανακλά την εκπεμπόμενη από τον αισθητήρα ακτινοβολία ικανοποιητικά.

Βάσει της κατασκευάστριας εταιρείας, η ορθότητα των προσδιορισμένων μετατοπίσεων από το radar IBIS-S εξαρτάται από την ένταση των ανακλώμενων σημάτων από τα σημεία της κατασκευής και πιο συγκεκριμένα από την αναλογία σήμα/θόρυβος (Signal to Noise Ratio, SNR) για κάθε φατνίο παρατήρησης, σύμφωνα με το Σχήμα 3.13.



Σχήμα 3.13. Ορθότητα συστήματος radar IBIS-S συναρτήσει της αναλογίας σήμα/θόρυβος [IBIS-S Acquisition Software Manual, 2010]

Από το Σχήμα 3.13 εξάγεται το συμπέρασμα ότι η ορθότητα του συστήματος radar IBIS-S στον προσδιορισμό μετατοπίσεων φέρεται να είναι καλύτερη των $\pm 0.1\text{mm}$ σε κάθε περίπτωση, καθώς και ότι είναι ευθέως ανάλογη της αναλογίας σήμα/θόρυβος.

3.4 Σύντομη ανασκόπηση καθιερωμένων τεχνολογιών για την Παρακολούθηση της Δομικής Συμπεριφοράς των Κατασκευών

Ο έλεγχος της δομικής συμπεριφοράς των κατασκευών στηρίζεται στη μέτρηση φυσικών μεγεθών, όπως η μετατόπιση, η ταχύτητα, η επιτάχυνση, η τάση, η κλίση και η επιμήκυνση. Συνακόλουθα, υπάρχουν διαθέσιμες ετερογενείς τεχνολογίες, οι πλέον διαδεδομένες από τις οποίες είναι αυτές που ακολουθούν.

3.4.1 Επιταχυνσιόμετρα

Η πλέον διαδεδομένη τεχνολογία μέτρησης της δυναμικής συμπεριφοράς των κατασκευών στηρίζεται σε μετρήσεις επιτάχυνσης. Τα επιταχυνσιόμετρα είναι αισθητήρες [Μουζάκης & Ντερτιμάνης, 2011] οι οποίοι τοποθετούνται σε επαφή με την κατασκευή

ελέγχου και δύνανται να καταγράψουν σημειακά την επιτάχυνσή της περιοχής εφαρμογής με εξαιρετικά υψηλό ρυθμό δειγματοληψίας ($>100\text{Hz}$), τιμή που υπερκαλύπτει τις ανάγκες περιγραφής της δυναμικής απόκρισης της κατασκευής. Ο υπόψη εξοπλισμός είναι υψηλής ευαισθησίας, με δυνατότητα καταγραφής μικρο-ταλαντώσεων των κατασκευών, ακόμα και υπό τη διέγερση περιβαλλοντικών φορτίων (π.χ. αέρας), η οποία εν γένει είναι πολύ μικρότερου μεγέθους από διεγέρσεις λόγω λειτουργικών φορτίων, όπως η οδική κυκλοφορία. Στα αρνητικά των επιταχυνσιομέτρων λογίζεται η ανάγκη τοποθέτησής τους σε επαφή με την υπό παρακολούθηση κατασκευή και η πολυπλοκότητα της συνδεσμολογίας τους, καθώς απαιτείται καλωδίωση για τη σύνδεσή τους με κατάλληλο διαμορφωτή σήματος και ακολούθως με ψηφιοποιητή (ψηφιοποίηση του αναλογικής μορφής σήματος του διαμορφωτή). Τελικά, απαιτείται η σύνδεση του τελευταίου με ηλεκτρονικό υπολογιστή για την καταγραφή των μετρήσεων επιτάχυνσης. Λαμβάνοντας υπόψη τις διαστάσεις των κατασκευών μεγάλης κλίμακας, γίνεται αντιληπτό ότι η συλλογή δεδομένων ταλάντωσης με χρήση επιταχυνσιομέτρων αποτελεί μια σύνθετη διαδικασία στο πεδίο, ιδίως όταν απαιτούνται ταυτόχρονες παρατηρήσεις από αρκετά σημεία παρατήρησης. Επιπρόσθετα, το κόστος ενός ευαίσθητου επιταχυνσιομέτρου για εφαρμογές SHM είναι αρκετά υψηλό (>1500 Ευρώ), το οποίο αυξάνεται περαιτέρω αν συνυπολογιστεί το κόστος του διαμορφωτή και του ψηφιοποιητή του σήματός του. Πρόσφατα, χρησιμοποιούνται επιταχυνσιόμετρα μικροηλεκτρομηχανικής τεχνολογίας (Microelectromechanical Systems, MEMS) ιδιαίτερα χαμηλού κόστους, τα οποία όμως δεν έχουν ακόμα την ευαισθησία των επιταχυνσιομέτρων υφιστάμενων τεχνολογιών για εφαρμογές SHM, με αποτέλεσμα, η επιτυχής χρήση τους να προϋποθέτει μεγάλα πλάτη ταλάντωσης των κατασκευών και συνεπώς, αυξημένες διεγέρσεις [Pacheco *et al.*, 2017]. Ακόμη, τα επιταχυνσιόμετρα παρέχουν μειωμένης ακρίβειας εξαγόμενες μετατοπίσεις, λόγω σφαλμάτων κατά τη διαδικασία διπλής ολοκλήρωσης στις μετρημένες επιταχύνσεις [Stiros, 2008].

3.4.2 Παραμορφωσίμετρα

Οι αισθητήρες αυτού του είδους μετρούν την παραμόρφωση της περιοχής στην οποία εφαρμόζονται, βάσει της διαφοράς της ηλεκτρικής αντίστασης, η οποία προκαλείται σε μια συστοιχία αντιστάσεων από τη μεταβολή του μήκους μεταλλικής λωρίδας που

συνδέεται με τη συστοιχία. Στα πλεονεκτήματα της τεχνολογίας λογίζεται η ευκολία στην εγκατάσταση και το χαμηλό κόστος. Αντίθετα, ως μειονεκτήματα μπορούν να αναφερθούν η ανάγκη εγκατάστασης των αισθητήρων επί της κατασκευής. Επίσης, ως μειονεκτήματα λογίζονται η απαίτηση σύνδεσής τους σε ψηφιοποιητή, η οποία προϋποθέτει την εφαρμογή εκτεταμένης καλωδίωσης στην κατασκευή ελέγχου και η ευαισθησία των αισθητήρων λόγω αυξημένης υγρασίας, μεταβολών της θερμοκρασίας και ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας.

3.4.3 Συστήματα οπτικών ινών

Ο πλέον διαδεδομένος τύπος αισθητήρα που αξιοποιεί την τεχνολογία των οπτικών ινών είναι οι αισθητήρες Fiber Bragg Gratings (FBGs), η αρχή λειτουργίας των οποίων βασίζεται στη μέτρηση μεταβολών του μήκους κύματος του φωτός. Τα FBGs, στη βασική τους μορφή, αποτελούν το «οπτικό ισοδύναμο» των παραμορφωσιμέτρων (strain gauges), με σαφώς καλύτερες επιδόσεις στη μέτρηση της παραμόρφωσης. Μέσω κατάλληλης διαμόρφωσης, οι αισθητήρες FBG παρέχουν δεδομένα επιτάχυνσης, μετατόπισης ή υδροστατικής πίεσης. Στα αρνητικά της τεχνολογίας λογίζεται το αυξημένο κόστος της μονάδας ελέγχου του συστήματος (interrogator) και η απαίτηση εγκατάστασης των αισθητήρων FBG επί της υπό παρακολούθηση κατασκευής.

3.4.4 Τεχνολογίες μέτρησης μετατόπισης

Η μέτρηση μετατοπίσεων ημι-στατικής ή δυναμικής απόκρισης μιας κατασκευής παρέχει σημαντικές πληροφορίες για τις αναπτυσσόμενες τάσεις στο φορέα και για τον μηχανισμό παραμόρφωσής του. Ωστόσο, παρά τα σημαντικά πλεονεκτήματα, η μέτρηση δυναμικών μετατοπίσεων, πρωτογενώς, αποτελεί δύσκολη και εξειδικευμένη εργασία στην πράξη [Koo *et al.*, 2017; Dong *et al.*, 2019]. Πολλές τεχνολογίες επιτρέπουν την άμεση μέτρηση μετατοπίσεων σε μεμονωμένα σημεία κατασκευών με υψηλή ακρίβεια (της τάξης των μερικών mm ή καλύτερη), αλλά καμία από αυτές δεν έχει καθιερωθεί στην πράξη. Οι ψηφιακοί χωροβάτες και τα μηκονσιόμετρα προσφέρουν ακρίβεια καλύτερη του 1 mm, αλλά χρησιμοποιούνται για μέτρηση της στατικής παραμόρφωσης, όπως σε δοκιμαστικές φορτίσεις γεφυρών [Owerko *et al.*, 2012] ή σε εφαρμογές παρακολούθησης παραμορφώσεων φραγμάτων [Ziaei *et al.*, 2017]. Με τη χρήση ρομποτικών γεωδαιτικών

σταθμών (Robotic Total Stations, RTS) προσδιορίζονται μετατοπίσεις σε τρεις διαστάσεις, ωστόσο, με μικρή (έως 4 Hz) συχνότητα δειγματοληψίας [Psimoulis & Stiros, 2008]. Οι διαφορικές τεχνικές (Real Time Kinematic-RTK, Post Processing Kinematic-PPK, Precise Point Positioning-PPP) των δορυφορικών συστημάτων εντοπισμού GNSS παρέχουν τριοδιάστατες μετατοπίσεις σε υψηλούς ρυθμούς δειγματοληψίας, έως και 100 Hz [Moschas & Stiros, 2015], με ακρίβεια μερικών mm, χαρακτηριστικά που τις καθιστούν ιδανικές για την παρακολούθηση εδκαμπτων κατασκευών, οι οποίες εμφανίζουν μεγάλα πλάτη ταλαντώσεων. Η απόδοσή τους μπορεί να βελτιωθεί μέσω συνδυασμού με επιταχυνσιόμετρα [Roberts *et al.*, 2004], [Koo *et al.*, 2017]. Ωστόσο, η τεχνική αυτή είναι ευάλωτη σε σφάλματα λόγω του φαινομένου πολλαπλών διαδρομών (multipath) του δορυφορικού σήματος, ενώ ταυτόχρονα προϋποθέτει ανεμπόδιση θέα στο δορυφορικό σχηματισμό. Οι εξαιρετικά ακριβείς γραμμικοί μεταβλητοί διαφορικοί μετασχηματιστές (Linear Variable Differential Transformers, LVDTs) χρησιμοποιούνται συνήθως σε κατασκευές μικρής κλίμακας ή σε εργαστηριακές δοκιμές SHM [Song *et al.*, 2007], καθώς η αρχή λειτουργίας τους απαιτεί τη στήριξή τους σε σταθερή θέση, ενώ ταυτόχρονα βρίσκονται σε επαφή με την κατασκευή που παρακολουθείται. Οι οπτική μέθοδος που στηρίζεται στη συσχέτιση χρονικά μεταβαλλόμενων εικόνων - γνωστή ως Digital Image Correlation, DIC - επιτρέπει την παρακολούθηση πολλαπλών στόχων σε δύο διαστάσεις με μία κάμερα [Piniotis *et al.*, 2016] και την καταγραφή τριοδιάστατης μετατόπισης με κατάλληλη τοποθέτηση δύο καμερών, με ακρίβεια 1 mm και καλύτερη, η οποία, όμως, αναπόφευκτα μειώνεται με την απόσταση, λόγω ατμοσφαιρικών επιδράσεων και αύξησης των διαστάσεων των εικονοστοιχείων (pixels) στις εικόνες. Τα ταλαντόμετρα τεχνολογίας Laser Doppler (Laser Doppler Vibrometers, LDVs) αποτελούν αισθητήρες υψηλής ακρίβειας, της τάξης του 1 mm ή καλύτερης. Συνήθως, χρησιμοποιούνται για την παρακολούθηση συγκεκριμένων δομικών στοιχείων, δεδομένου ότι ο σκοπευτικός τους άξονας (Line of Sight, LOS) πρέπει να είναι κάθετος στην επιφάνεια παρακολούθησης [Cunha *et al.*, 2006].

3.5 Επίγεια radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR)

3.5.1 Υφιστάμενα συστήματα GBRI-RAR

Τα επίγεια radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος, τα οποία διατίθενται στην παγκόσμια αγορά φαίνονται στον ακόλουθο πίνακα:

GBRI-RAR	Κατασκευαστής	Ορθότητα μέτρησης	Μέγιστη απόσταση παρατήρησης	Ακτινική ανάλυση	Αντιμετώπιση φαινομένου ταλάντωσης αισθητήρα	Τεχνική Διαμόρφωσης Η/Μ σήματος
IBIS-FS	Ingeneria Dei Systemi (IDS)	0.01 mm @ 500 m	1 km	0.75 m	Όχι	Frequency Modulation (FM)
IBIS-FS plus	Ingeneria Dei Systemi (IDS)	0.01 mm @ 500 m	1 km	0.75 m	Ναι (με επιβαίνον επιταχυνσιόμετρο)	Frequency Modulation (FM)
FastGBSAR-R	MetaSensing	0.01 mm	4 km	έως 0.5 m	Όχι	Frequency Modulation (FM)
GAMMA Portable Radar Interferometer (GPRI)	GAMMA Remote Sensing	<1 mm @ 1 km	10 km	0.75 m	Όχι	Frequency Modulation (FM)

Πίνακας 3.1. Εμπορικά συστήματα επίγειων radar συμβολομετρίας

Από την εξέταση του Πίνακα 3.1 συμπεραίνεται ότι όλα τα συστήματα χρησιμοποιούν την ίδια τεχνική διαμόρφωσης Η/Μ σήματος (Frequency Modulation, FM), έχουν ακτινική ανάλυση καλύτερη ή ίση των 0.75 m, επιτρέπουν την παρακολούθηση αντικειμένων σε ιδιαίτερα μεγάλες αποστάσεις από τον αισθητήρα radar, της τάξης του 1 km και μεγαλύτερες και παρέχουν ορθότητα μέτρησης μετακίνησης της τάξης των 10 μm. Τα χαρακτηριστικά αυτά κρίνονται εξαιρετικά, καθώς υπερκαλύπτουν τις σύγχρονες ανάγκες παρακολούθησης των κατασκευών.

3.5.2 Αξιοποίηση της τεχνολογίας επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) στην παρακολούθηση της δομικής συμπεριφοράς κατασκευών

Η τεχνολογία επίγειου συστήματος radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR), δυνάμει της αρχής λειτουργίας της, είναι ιδανική για την παρακολούθηση κατασκευών με επιμήκη γεωμετρία. Έτσι, έχει χρησιμοποιηθεί επιτυχημένα στην παρακολούθηση της ημι-στατικής και δυναμικής συμπεριφοράς γεφυρών [Bartoli *et al.*, 2008; Gentile, 2010; Kuras *et al.*, 2011; Piniotis *et al.*, 2016] και στην παρακολούθηση της δυναμικής συμπεριφοράς κτιρίων [Luzi *et al.*, 2017], πύργων τηλεπικοινωνιών [Luzi *et al.*, 2017], λίθινων πύργων [Pieraccini *et al.*, 2013], βιομηχανικών καμινάδων [Rodelspelger *et al.*, 2010; Piniotis *et al.*, 2013], καλωδίων ανάρτησης καλωδιωτών γεφυρών [Gentile, 2009, Piniotis *et al.*, 2016], ανεμογεννητριών [Pieraccini, 2013], καλωδιωτών ιστών [Gentile & Ubertini, 2012], πυλώνων φωτισμού [Kuras *et al.*, 2009] και γεφυρών με υπερκείμενη σιδηροδρομική τροχιά [Beben, 2011; Beben, 2013] (Σχήμα 3.14).

Βάσει της βιβλιογραφίας και της εμπειρίας του γράφοντος, οι σημαντικότερες προϋποθέσεις για την επιτυχή παρακολούθηση κατασκευών με την τεχνολογία επίγειου radar συμβολομετρίας είναι οι ακόλουθες:

- Κατάλληλη τοποθέτηση του αισθητήρα radar, έτσι ώστε ο σκοπευτικός του άξονας να συμπίπτει με τη διεύθυνση μετατόπισης της κατασκευής ή, τουλάχιστον, με τη μεγαλύτερη συνιστώσα της, καθώς το radar έχει τη δυνατότητα μέτρησης μετατόπισης μόνο κατά τη διεύθυνση παρατήρησης.
- Ο αισθητήρας radar θα πρέπει να τοποθετείται σε σταθερή θέση, έτσι ώστε να μην ταλαντώνεται κατά τη διενέργεια των μετρήσεων. Αν κάτι τέτοιο δεν είναι πρακτικά εφικτό, είναι αναγκαίο να παρακολουθείται η κίνησή του με χρήση αισθητήρα μέτρησης επιταχύνσεων, τοποθετημένου επί της κεφαλής του αισθητήρα. Με αυτόν τον τρόπο είναι δυνατή η διάκριση των συχνοτήτων ταλάντωσης του αισθητήρα radar από τις αντίστοιχες συχνότητες της υπό παρακολούθηση κατασκευής και η απομείωση της επίδρασης της κίνησης του αισθητήρα από την χρονοσειρά των μετρημένων μετατοπίσεων. Η εταιρεία IDS®, εκτός του radar

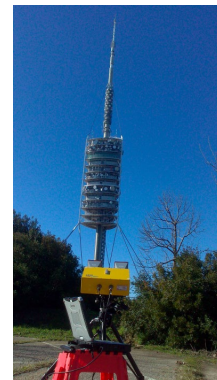
πραγματικού ανοίγματος IBIS-FS, κατασκευάζει και το radar IBIS-FS plus, το οποίο φέρει επιταχυνσιόμετρο στην κεφαλή του για την επίτευξη του ως άνω σκοπού.



α)



β)



γ)



δ)



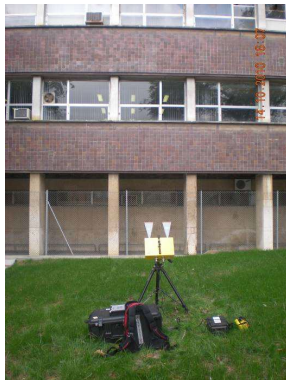
ε)



στ)



ζ)



η)



θ)

Σχήμα 3.14. Παραδείγματα χρήσης GBRI-RAR στην παρακολούθηση δομικής συμπεριφοράς κατασκευών: α) γέφυρες [Kuras *et al.*, 2011], β) καλώδια ανάρτησης καλωδιωτών γεφυρών [Gentile, 2009], γ) πύργοι τηλεπικοινωνιών [Luzi *et al.*, 2017], δ) ανεμογεννήτριες [Pieraccini, 2013], ε) λιθίνοι πύργοι [Gentile & Saisi, 2015], στ) πλώνες φωτισμού [Kuras *et al.*, 2009], ζ) βιομηχανικές καμινάδες [Piniotis *et al.*, 2013], η) κτίρια [Luzi *et al.*, 2017], θ) γεφυρών με υπερκείμενη σιδηροδρομική τροχιά [Beben 2011]

- Για την επιτυχή παρακολούθηση συγκεκριμένων σημείων ενδιαφέροντος επί κατασκευών, κρίνεται απαραίτητη η γνώση της γεωμετρίας παρατήρησης, μέσω της τοπογραφικής αποτύπωσης της περιοχής, ούτως ώστε να αποφεύγεται η ύπαρξη περισσότερων του ενός κινουμένων στόχων εντός εκάστου «φατνίου» (range bin) παρατήρησης του radar.

3.5.3 Πλεονεκτήματα και εγγενείς αδυναμίες της τεχνολογίας GBRI-RAR στην παρακολούθηση της δομικής συμπεριφοράς των κατασκευών

Βάσει της υπάρχουσας βιβλιογραφίας στο αντικείμενο και της ανάλυσης των πιο διαδεδομένων τεχνολογιών στο επιστημονικό πεδίο της παρακολούθησης της δομικής ακεραιότητας των κατασκευών, καταδεικνύονται τα αδιαφιλονίκητα πλεονεκτήματα, αλλά και τα εγγενή μειονεκτήματα της τεχνολογίας επίγειου radar συμβολομετρίας σε εφαρμογές αυτού του είδους. Όσον αφορά τα πλεονεκτήματα της τεχνολογίας, μπορούν να αναφερθούν τα ακόλουθα:

- Το φυσικό μέγεθος που προσδιορίζεται πρωτογενώς είναι η μετατόπιση σημείων του αντικειμένου παρατήρησης.
- Η δυνατότητα ταυτόχρονης παρακολούθησης πολλών σημείων επί της κατασκευής ενδιαφέροντος.
- Η δυνατότητα της μακρόθεν παρακολούθησης κατασκευών, αναιρώντας την ανάγκη επίσκεψής τους (εφόσον υπάρχουν ανακλαστικά σημεία επί αυτών).
- Βάσει της αρχής των Nyquist-Shannon [Shannon, 1949] η μέγιστη συχνότητα ταλάντωσης αντικειμένου που μπορεί να μετρηθεί από ένα αισθητήρα είναι ίση με το $\frac{1}{2}$ του ρυθμού δειγματοληψίας του. Λαμβανομένου υπόψη ότι ο ρυθμός δειγματοληψίας του επίγειου radar μικροκυματικής συμβολομετρίας που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα έρευνα (IBIS-S) είναι 200 Hz, ο ρυθμός αυτός κρίνεται επαρκέστατος για την κάλυψη των αναγκών του επιστημονικού πεδίου της Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών, δεδομένου ότι υπερκαλύπτει το εύρος των ιδιοσυχνοτήτων που συναντάται στην πλειονότητα των κατασκευών και κυμαίνεται από 0.1 Hz έως 20 Hz.
- Παρέχει υπερυψηλή ορθότητα στη μέτρηση μετατόπισης (καλύτερη των $\pm 0.1\text{mm}$ σε κάθε περίπτωση).

- Παρέχει τη δυνατότητα συνεχούς (24/7) παρακολούθησης κατασκευών, ανεξάρτητα από τις καιρικές συνθήκες.
- Επιτυγχάνει μεγάλη απόσταση παρακολούθησης (>500 m για μέτρηση δυναμικών μετατοπίσεων) και αμελητέα μείωση της ορθότητας μέτρησης μετατοπίσεων με αύξηση της απόστασης.

Ως μειονεκτήματα της τεχνολογίας μπορούν να αναφερθούν τα ακόλουθα:

- Το υψηλό κόστος (> 150.000 Ευρώ).
- Η απαίτηση απρόσκοπτης εκπομπής και λήψης σήματος radar. Ιδιαίτερη δυσκολία συναντάται κατά την παρακολούθηση καταστρωμάτων γεφυρών με υποκείμενους δρόμους κυκλοφορίας οχημάτων. Οι διελεύσεις οχημάτων και ιδιαίτερα υψηλών φορτηγών δημιουργούν ασυνέχειες ή παρεμβολές στο σήμα radar, οι οποίες δύνανται να αντιμετωπιστούν με τεχνικές ανάλυσης σήματος, αλλά όχι πάντα με επιτυχία.
- Η δυσκολία, έως και αδυναμία παρακολούθησης καμπύλων κατασκευών (π.χ. γέφυρα με κατάστρωμα μορφής κυκλικού τόξου ή κλωθοειδούς).
- Καθώς πρόκειται για αισθητήρα εκπομπής και λήψης Η/Μ ακτινοβολίας είναι δυνατόν να δημιουργηθούν φαινόμενα πολυανακλάσεων (multipath), ανάλογα με τη γεωμετρία του σεναρίου παρατήρησης.
- Η ορθότητα στη μέτρηση μετατόπισης εξαρτάται από την ανακλαστικότητα του υπό παρακολούθηση αντικειμένου. Σε περίπτωση που η κατασκευή ενδιαφέροντος δεν έχει σημεία υψηλής ανακλαστικότητας ή απαιτείται η παρακολούθηση συγκεκριμένων σημείων επί αυτής, τότε είναι αναγκαία η επίσκεψή της και η εγκατάσταση παθητικών ανακλαστικών στόχων.
- Η αδυναμία ορθής μέτρησης μετατόπισης σημείων ενδιαφέροντος γέφυρας κατά τη στρέψη της. Το γεγονός αυτό οφείλεται στο ότι κατά τη στρέψη μιας γέφυρας, για τα σημεία που βρίσκονται κατά μήκος μιας εγκάρσιας τομής στο κατάστρωμά της, επέρχεται διαφορετικού εύρους ανύψωση σε κάποια και διαφορετικού εύρους ταπείνωση στα υπόλοιπα. Με αυτόν τον τρόπο, η μετατόπιση που θα προκύψει για συγκεκριμένο σημείο ενδιαφέροντος εξ αυτών θα είναι λανθασμένη, καθώς θα αποτελεί τη μέση απόκριση όλων των παραπάνω σημείων, τα οποία κείνται εντός

της ίδιας περιοχής ακτινικής ανάλυσης (φαρνίο-range bin) του radar και έτσι ανιχνεύονται ως ένα αντικείμενο.

- Η ανάγκη απαλοιφής της επίδρασης των ατμοσφαιρικών συνθηκών στο H/M σήμα του αισθητήρα σε περιπτώσεις μεγάλης διάρκειας παρατηρήσεων. Για να καταστεί κάτι τέτοιο εφικτό, είναι απαραίτητη η χρήση μετεωρολογικών αισθητήρων ή η εγκατάσταση σταθερών ανακλαστικών στόχων στην περιοχή ενδιαφέροντος.

Κεφάλαιο 4 : Πειραματική αξιολόγηση συστήματος GBRI-RAR στη μελέτη της δυναμικής απόκρισης των κατασκευών

4.1 Εισαγωγή

Η συστηματική καταγραφή ταλαντώσεων σε κατασκευές μεγάλης κλίμακας παρέχει κρίσιμες πληροφορίες ως προς τη δυναμική τους συμπεριφορά και εν τέλει, την αξιολόγηση της δομική τους ακεραιότητας. Η προηγούμενη διαδικασία διενεργείται στο πλαίσιο Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας των Κατασκευών (Structural Health Monitoring, SHM) [Farrar & Worden, 2013]. Επιπρόσθετα, η μελέτη της δυναμικής απόκρισης των κατασκευών συμβάλλει στη βελτίωση των παραμέτρων σχεδιασμού τους [Calvi *et al.*, 2008], καθώς και στην αξιολόγηση μεθόδων προληπτικής συντήρησής τους [Staszewski *et al.*, 2004]. Η μελέτη δυναμικής απόκρισης κατασκευών στηρίζεται σε φυσικά μεγέθη, όπως η μετατόπιση, η ταχύτητα, η επιτάχυνση, η τάση, η κλίση και η διαφορική μετατόπιση. Μεταξύ αυτών, η πρωτογενής μέτρηση μετατοπίσεων πλεονεκτεί έναντι άλλων μεγεθών σε μελέτες Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας των Κατασκευών, καθώς η ζώνη ιδιοσυχνοτήτων τους, συνήθως, δεν υπερβαίνει τα 20 Hz.

Για τον προσδιορισμό των δυναμικών χαρακτηριστικών των κατασκευών (ιδιοσυχνότητες, ιδιομορφές, συντελεστής απόσβεσης, κ.α.) χρησιμοποιούνται μεθοδολογίες, όπως η Λειτουργική Ιδιομορφική Ανάλυση (Operational Modal Analysis, OMA) [Zhang & Brincker, 2005], οι οποίες βασίζονται σε μετρήσεις ταλαντώσεων που δημιουργούνται μόνο από την επίδραση περιβαλλοντικών και λειτουργικών διεγέρσεων (άνεμος, θερμοκρασία, οδική κυκλοφορία, κ.α.), σε αντίθεση με την μεθοδολογία της Πειραματικής Ιδιομορφικής Ανάλυσης (Experimental Modal Analysis, EMA) [Cunha *et al.*, 2006], η οποία βασίζεται σε μετρήσεις ταλαντώσεων κατασκευών που υπόκεινται σε ελεγχόμενες υποβαλλόμενες διεγέρσεις. Μία από τις κυριότερες προκλήσεις στην εφαρμογή τεχνικών ανάλυσης OMA απορρέει από το γεγονός ότι η δυναμική απόκριση των κατασκευών που υπόκεινται σε λειτουργικές/περιβαλλοντικές διεγέρσεις είναι εξαιρετικά χαμηλή, με πλάτος ταλάντωσης που κυμαίνεται από μερικά cm για τις πιο εύκαμπτες κατασκευές [Rodelspelger *et al.*, 2010] έως και υποδεέστερα του 1 mm για τις πιο δύσκαμπτες [Gikas *et al.*, 2019]. Η ιδιαιτερότητα αυτή υπαγορεύει τη χρήση αισθητήρων μετατόπισης εξαιρετικά υψηλής ποιότητας (ευαισθησία, ακρίβεια και ορθότητα) και

ικανοποιητικής δειγματοληψίας, προκειμένου να είναι δυνατή η επιτυχής αναπαράσταση της πραγματικής κίνησης και ο ακριβής προσδιορισμός του συχνοτικού της περιεχομένου. Επιπλέον, τα ως άνω χαρακτηριστικά αποτελούν προϋπόθεση για την ανίχνευση δομικών βλαβών [Farrar & Worden, 2013], ως μέσο για τον εντοπισμό αλλοιώσεων τοπικού χαρακτήρα της δυναμικής απόκρισης, οι οποίες συνίστανται σε μικρές μεταβολές στην ακολουθία/μοτίβο των ταλαντώσεων [Rezvani *et al.*, 2018].

Η τεχνολογία συμβολομετρίας επίγειου radar πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) αποτελεί μία μη καταστρεπτική τεχνολογία με εφαρμογή στην παρακολούθηση ταλαντώσεων των κατασκευών, όπως γέφυρες, κτίρια, υψηλές κατασκευές, κ.α.. Παρέχει εξ αποστάσεως μετρήσεις μετατοπίσεων, με υψηλό ρυθμό δειγματοληψίας (έως 200 Hz) και υπερ-υψηλή ορθότητα (καλύτερη από ± 0.1 mm), η οποία φέρεται να είναι της τάξης των ± 0.01 mm σε εργαστηριακές συνθήκες. Στο παρελθόν, αρκετές μελέτες εξέτασαν την απόδοση της τεχνολογίας GBRI έναντι εναλλακτικών τεχνολογιών, σε εφαρμογές παρακολούθησης της δυναμικής συμπεριφοράς των κατασκευών. Ωστόσο, οι δημοσιευμένες μελέτες (κατά την καλύτερη δυνατή γνώση του γράφοντος) περιορίζονται στη σύγκριση χρονοσειρών μετατοπίσεων ή στη σύγκριση φασμάτων συχνοτήτων, για σενάρια μέτρησης κατασκευών σε κλίμακα έργου. Οι σχετικές μελέτες δεν αξιοποιούν διατάξεις παραγωγής ταλαντώσεων με ελεγχόμενο τρόπο, ενώ δεν αιτιολογούν επαρκώς κρίσιμα ζητήματα, όπως ο σχεδιασμός εγκατάστασης των αισθητήρων παρακολούθησης, η επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων (δειγματοληψία, συγχρονισμός, κ.α.), και η μεθοδολογία ανάλυσης των μετρήσεων.

Στόχοι της παρούσας έρευνας αποτελούν η πειραματική αξιολόγηση της απόδοσης συστήματος επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) και συγκεκριμένα του radar IBIS-S (Ingenieria Dei Systemi[®], IDS[®]), κατά τη μέτρηση δυναμικών ταλαντώσεων σε ελεγχόμενες εργαστηριακές συνθήκες και η ανάδειξη των δυνατοτήτων και των περιορισμών της τεχνολογίας GBRI-RAR σε εφαρμογές Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας των Κατασκευών.

4.2 Προγενέστερες εργασίες αξιολόγησης συστημάτων GBRI-RAR

Τα τελευταία χρόνια έχουν διενεργηθεί αρκετές μελέτες αξιολόγησης της απόδοσης του συστήματος radar IBIS-S για εφαρμογές παρακολούθησης της δυναμικής

συμπεριφοράς των κατασκευών. Στην εργασία των Bartoli *et al.* (2008) επιχειρήθηκε η σύγκριση των αποτελεσμάτων του radar IBIS-S και επιταχυνσιομέτρων, κατά την παρακολούθηση μιας καλωδιωτής πεζογέφυρας. Τα σενάρια παρακολούθησης αφορούσαν δυναμικές διεγέρσεις (κίνηση πεζών και μικρού οχήματος, διέγερση καλωδίου) αλλά και διεγέρσεις ημι-στατικού χαρακτήρα (στάθμευση μικρού οχήματος σε διάφορες θέσεις). Κατά την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων συγκρίθηκαν διαγράμματα χρονοσειρών μετατόπισης, ταχύτητας και επιτάχυνσης καθώς και διαγράμματα συχνοτήτων ταχέως μετασχηματισμού Fourier (FFT). Από τη σύγκριση προέκυψε πολύ καλή συμφωνία στην πλειονότητα των σεναρίων παρακολούθησης, εκτός από τα σενάρια έκκεντρης φόρτισης της γέφυρας, κατά τα οποία η στρέψη της γέφυρας δεν αποδόθηκε ορθά στις μετρήσεις του radar, γεγονός που οφείλεται στον τρόπο λειτουργίας του (βλ. παράγραφο 3.5.3). Μία από τις πρώτες εργαστηριακές δοκιμές έγινε το 2010 [Gentile & Bernardini, 2010] με αντικείμενο τη μελέτη της αποσβένουσας ελεύθερης ταλάντωσης ενός παθητικού στόχου (μεταλλικού πυραμιδοειδούς) του συστήματος radar. Ο στόχος τοποθετήθηκε σε ειδικά κατασκευασμένο σύστημα ελατηρίων, το οποίο επέτρεπε την εν λόγω κίνησή του, σε απόσταση 7 m από τον αισθητήρα radar. Σύμφωνα με τους συγγραφείς, από την εξέταση του διαγράμματος της χρονοσειράς μετατόπισης καταδεικνύεται ότι η ακρίβεια του IBIS-S είναι καλύτερη από ± 0.02 mm, χωρίς, όμως, περαιτέρω αιτιολόγηση. Στην ίδια εργασία, τα αποτελέσματα του IBIS-S στην παρακολούθηση των ταλαντώσεων γέφυρας συγκρίθηκαν με τα αντίστοιχα αποτελέσματα αισθητήρων μέτρησης ταχύτητας. Πιο συγκεκριμένα, οι χρονοσειρές ταχύτητας που προέκυψαν από παραγωγή των μετρήσεων μετατόπισης του συστήματος IBIS-S, καθώς και οι ιδιοσυχνότητες και οι ιδιομορφές της γέφυρας όπως υπολογίστηκαν από αυτές ήταν σε πλήρη αντιστοιχία με τα αποτελέσματα των αισθητήρων ταχύτητας. Σε εργασία που αφορά την παρακολούθηση καλωδιωτής γέφυρας [Gentile, 2010], οι ιδιοσυχνότητες των καλωδίων της γέφυρας, όπως προέκυψαν από το σύστημα IBIS-S ήταν ταυτόσημες με τις αντίστοιχες που προέκυψαν από μετρήσεις αισθητήρων επιτάχυνσης. Ο ερευνητής Beben [Beben, 2011] επιβεβαίωσε την εξαιρετικά υψηλή ορθότητα των μετρήσεων μετατόπισης του συστήματος IBIS-S κατά την παρακολούθηση του καταστρώματος γέφυρας μικρού ανοίγματος με υπερκείμενη σιδηροδρομική γραμμή, μέσω της παράθεσης των χρονοσειρών μετατόπισης του συστήματος radar με τις αντίστοιχες μετρήσεις ενός επαγωγικού μετρητή μετατόπισης

(inductive gauge). Επιπρόσθετα, επιβεβαίωσε και την εξαιρετική απόδοση του συστήματος IBIS-S στον υπολογισμό ιδιοσυχνοτήτων των κατασκευών. Οι Stabile *et al.* (2012) συνέκριναν τα φάσματα συχνοτήτων γεφυρών που προέκυψαν από το IBIS-S και από μια θερμική camera τύπου FLIR, καθώς και με εκείνα από σεισμόμετρα και επιταχυνσιόμετρα και επιβεβαίωσαν την πολύ καλή συμφωνία των προσδιορισμένων συχνοτήτων. Οι Negulescu *et al.* (2013) αποφάνθηκαν ότι τα αποτελέσματα του συστήματος IBIS-S στην παρακολούθηση υψηλών κτιρίων και πιο συγκεκριμένα, στον προσδιορισμό των ιδιοσυχνοτήτων και των ιδιομορφών τους, ήταν σε συμφωνία με τα αντίστοιχα αποτελέσματα από μετρήσεις σεισμομέτρων (αισθητήρων ταχύτητας), αλλά και μοντέλων πεπερασμένων στοιχείων. Οι Kohut *et al.* (2012) επιχείρησαν τη σύγκριση των δυναμικών μετρήσεων μετατόπισης του IBIS-S με τις αντίστοιχες συστήματος καταγραφής εικόνων βιντεοληψίας (Digital Image Correlation, DIC), χωρίς να επιβεβαιώσουν για το IBIS-S την καλύτερη από $\pm 0.1\text{mm}$ ορθότητα. Οι Koracik *et al.* (2014) επιβεβαίωσαν την εξαιρετική απόδοση του radar IBIS-S στον προσδιορισμό των ιδιοσυχνοτήτων γέφυρας, μέσω της σύγκρισης με τα αντίστοιχα αποτελέσματα από επιταχυνσιόμετρα.

Η πρώτη εμπειρισταωμένη προσπάθεια αξιολόγησης της ακρίβειας του radar IBIS-S στην παρακολούθηση μετατοπίσεων έγινε από τους Gocal *et al.* (2013), ο οποίος συνέκριναν τις μετατοπίσεις που μετρήθηκαν από το IBIS-S με τις αντίστοιχες ενός συμβολομέτρου Laser, κατά την παρακολούθηση ενός κινουμένου στόχου κατά μήκος ευθύγραμμης τροχιάς σε οριζόντιο επίπεδο, στο ύπαιθρο. Το αποτέλεσμα της σύγκρισης ήταν η επιβεβαίωση ορθότητας του radar IBIS-S καλύτερης των $\pm 0.1\text{ mm}$ για μετρήσεις μετατόπισης στατικού-ημιστατικού χαρακτήρα. Οι ίδιοι ερευνητές συνέκριναν και τις δυναμικές μετρήσεις μετατόπισης του IBIS-S με τις αντίστοιχες ενός ταλαντόμετρου τεχνολογίας Laser Doppler (Laser Doppler Vibrometer, LDV) [Gocal *et al.*, 2013] σε πραγματικές συνθήκες παρακολούθησης μιας γέφυρας διέλευσης τραμ, με αποτέλεσμα την επιβεβαίωση της ορθότητας καλύτερης των $\pm 0.1\text{mm}$.

Από την ενδελεχή εξέταση της σχετικής βιβλιογραφίας καταδεικνύεται ότι στις περισσότερες μελέτες, η αξιολόγηση του συστήματος radar IBIS-S πραγματοποιείται κατά την παρακολούθηση πραγματικών κατασκευών, μέσω της συγκριτικής παράθεσης διαγραμμάτων χρονοσειρών μετατόπισης, ταχύτητας ή επιτάχυνσης ή/και διαγραμμάτων στο πεδίο των συχνοτήτων, με τα αντίστοιχα διαγράμματα αισθητήρων άλλου τύπου,

χωρίς περαιτέρω ποσοτική ή ποιοτική διερεύνηση. Επιπρόσθετα, ως προς την απόδοση της τεχνολογίας GBRI στη μέτρηση δυναμικών μετατοπίσεων και ειδικότερα του radar IBIS-S, δεν υφίστανται μελέτες (σε γνώση του συγγραφέα) στις οποίες να γίνεται χρήση εξειδικευμένων συσκευών παραγωγής ταλαντώσεων με ελεγχόμενο τρόπο και να καλύπτονται πλήρως κρίσιμα ζητήματα, όπως ο σχεδιασμός εγκατάστασης των αισθητήρων, η επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων (δειγματοληψία, συγχρονισμός, κ.α.) και η ποιοτική επεξεργασία αποτελεσμάτων σύγκρισης.

4.3 Αντικείμενο έρευνας - Στόχοι

Η παρούσα έρευνα έχει ως αντικείμενο την αξιολόγηση της τεχνολογίας GBRI-RAR ως προς την ακρίβεια (επαναληψιμότητα) και την αξιοπιστία (ορθότητα) σε εργαστηριακές συνθήκες, υπό σενάρια ελεγχόμενης δυναμικής ταλάντωσης στόχου, με χαρακτηριστικά αντίστοιχα των δυναμικών χαρακτηριστικών κατασκευών μεγάλης κλίμακας. Πιο συγκεκριμένα, ο αισθητήρας που εξετάζεται είναι το radar IBIS-S (Ingenieria Dei Sistemi, IDS®). Η μεθοδολογία αξιολόγησης στηρίζεται στη σύγκριση χρονοσειρών μετατόπισης του συστήματος IBS-S με τις αντίστοιχες αισθητήρα Laser Tracker, κατά την παρακολούθηση της κίνησης σεισμικής τράπεζας ενός βαθμού ελευθερίας. Προκειμένου να εξυπηρετηθεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο ο σκοπός της έρευνας, κρίθηκε απαραίτητη η πλήρωση των εξής προϋποθέσεων:

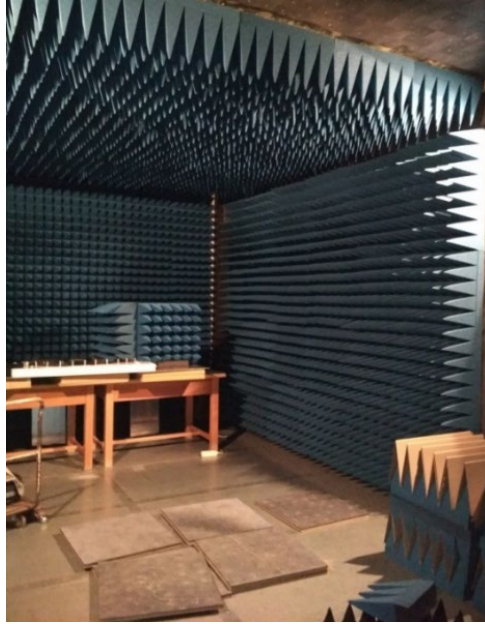
- Διεξαγωγή των πειραμάτων σε κατάλληλα διαμορφωμένο εργαστηριακό χώρο, προκειμένου να περιορίζεται δραστικά η παρουσία ανεπιθύμητων σημάτων (H/M παρεμβολές, σήματα εξ ανακλάσεως, κ.α.), να διασφαλίζεται η σταθερότητα λειτουργίας των συστημάτων μέτρησης και η απουσία συνθηκών εξωτερικού περιβάλλοντος (άνεμος, κ.α.).
- Σχεδιασμός σεναρίων παρατήρησης με έμφαση στα χαρακτηριστικά ταλάντωσης κατασκευών μεγάλης κλίμακας, δεδομένου ότι σε κατασκευές του είδους, το εύρος ταλάντωσης μειώνεται όταν η συχνότητα ταλάντωσης αυξάνεται. Ειδικότερα, επιλέχθηκαν εύρη ταλάντωσης της τάξης των μερικών μm (απόκριση ανάλογη δύοκαμπτων κατασκευών) έως και μερικά cm (απόκριση ανάλογη εύκαμπτων κατασκευών). Το εύρος των συχνοτήτων ταλάντωσης είναι αντιπροσωπευτικό του εύρους ιδιοσυχνοτήτων της πλειονότητας ανάλογων κατασκευών (έως 20 Hz).

- Ικανή συχνότητα δειγματοληψίας των συστημάτων μέτρησης για την επαρκή αναπαράσταση των χρονοσειρών μετατόπισης. Βάσει του ISO 4866:2010 [Kuras, 2015], η συχνότητα δειγματοληψίας σε μετρήσεις ταλαντώσεων θα πρέπει να είναι τουλάχιστον πέντε φορές μεγαλύτερη από την μεγαλύτερη τιμή συχνότητας ταλάντωσης, έτσι ώστε να αναπαριστάται ορθά η κίνησή του.
- Εξασφάλιση συγκεκριμένων, προεπιλεγμένων χαρακτηριστικών δυναμικής ταλάντωσης (πλάτος και συχνότητα) σε κάθε πειραματικό σενάριο.
- Επαρκής όγκος μετρήσεων ώστε να διασφαλίζεται η αναγκαία ανάλυση στον προσδιορισμό της συχνότητας απόκρισης. Με αυτό τον τρόπο είναι δυνατός ο υπολογισμός της συχνότητας ταλάντωσης με ακρίβεια 0.01 Hz, η οποία απαιτείται σε συναφείς εφαρμογές. Η σχετική ανάγκη προκύπτει από οριακά φαινόμενα, όπως κοντινές/γεινιάζουσες ιδιοσυχνότητες κατασκευών (closed-spaced structural modes) και διαχωρισμός συχνοτήτων (frequency splitting phenomena) λόγω ύπαρξης βλάβης.
- Ευθυγράμμιση του σκοπευτικού άξονα του συστήματος radar IBIS-S με τον άξονα κίνησης της σεισμικής τράπεζας, για την ορθή μέτρηση των επιβαλλομένων μετακινήσεων.
- Συγχρονισμός των παρατηρήσεων της τάξης των 5 ms, προκειμένου να είναι δυνατή η αυτοματοποίηση της επεξεργασίας των δεδομένων.

4.4 Περιβάλλον μετρήσεων και πειραματικός εξοπλισμός

4.4.1 Εργαστηριακός χώρος πειραμάτων

Η συλλογή μετρήσεων έγινε στον ανηχοϊκό θάλαμο του Εργαστηρίου Ασυρμάτου και Επικοινωνίας Μεγάλων Αποστάσεων (ΕΑΕΜΑ) της Σχολής ΗΜΜΥ ΕΜΠ (Σχήμα 4.1). Ο θάλαμος αξιοποιείται για εργαστηριακές δοκιμές εξοπλισμού ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας σε συνθήκες «ελεύθερου πεδίου», καθώς εντός αυτού εξουδετερώνονται ή περιορίζονται δραστικά ανακλώμενα κύματα [Χρονόπουλος, 2017]. Αποτελεί ειδικά κατασκευασμένο κλωβό, μονωμένο από εξωτερικές πηγές ακτινοβολίας και επενδυμένο με κατάλληλα πλακίδια για την απορρόφηση ανεπιθύμητων ηλεκτρομαγνητικών σημάτων.



Σχήμα 4.1. Ανηχοϊκός θάλαμος, Εργ. Ασυρμάτου και Επικοινωνίας Μεγάλων Αποστάσεων (ΕΑΕΜΑ), Σχολή ΗΜΜΥ ΕΜΠ

4.4.2 Συσκευή παραγωγής ταλαντώσεων

Η συσκευή που χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή ταλαντώσεων αποτελείται από δύο μέρη, αφενός την ηλεκτροδυναμική γεννήτρια ισχύος (σεισμική τράπεζα) ELECTRO-SEIS® Shaker 400 της εταιρείας APS Dynamics (Σχήμα 4.2) και τον ενισχυτή APS EP-124. Η σεισμική τράπεζα έχει μέγιστο εύρος ταλάντωσης ± 8 cm και εύρος παραγωγής συχνοτήτων από 0.01 Hz έως 200 Hz [APS 400 Data sheet & manual, 2013].



Σχήμα 4.2. Σεισμική τράπεζα ELECTRO-SEIS® Shaker 400 της εταιρείας APS Dynamics

Ο ενισχυτής APS EP-124 ενισχύει το εισερχόμενο ηλεκτρικό σήμα και τροφοδοτεί τη σεισμική τράπεζα με την κατάλληλη ηλεκτρική ισχύ. Το εύρος κίνησης της τράπεζας μεταβάλλεται με έλεγχο της τροφοδοσίας της μέσω του ενισχυτή. Κατά την πειραματική

διαδικασία, η σεισμική τράπεζα τέθηκε σε ημιτονοειδή ταλάντωση με προδιαγεγραμμένα χαρακτηριστικά (πλάτος και συχνότητα) για κάθε σενάριο παρατήρησης. Για τον έλεγχο των συχνοτήτων ταλάντωσης και την εποπτεία του αντίστοιχου πλάτους δημιουργήθηκε κατάλληλο λογισμικό Η/Υ σε γλώσσα προγραμματισμού LabVIEW®. Για την σύνδεση και «οδήγηση» της σεισμικής τράπεζας μέσω του Η/Υ χρησιμοποιήθηκε ο ψηφιοποιητής 6211-USB (National Instruments®).

4.5 Αισθητήρες ελέγχου ταλαντώσεων

4.5.1 Ταλαντόμετρο τεχνολογίας Laser Doppler

Προκειμένου να ελεγχθεί η ορθότητα εφαρμογής του πλάτους ταλάντωσης, χρησιμοποιήθηκε ως αισθητήρας μέτρησης ταχύτητας, το ταλαντόμετρο τεχνολογίας Laser Doppler (Laser Doppler Vibrometer, LDV), VibroMet 500V (Σχήμα 4.3α).



α)



β)

Σχήμα 4.3. α) Ταλαντόμετρο τεχνολογίας Laser Doppler, Vibromet 500V και
β) Laser Tracker Vantage της εταιρείας FARO

Για το σκοπό αυτό ο αισθητήρας LDV μετρούσε την ταχύτητα μεταλλικού στόχου, ειδικά τοποθετημένου στην κινούμενη επιφάνεια της σεισμικής τράπεζας. Μέσω του λογισμικού LabVIEW®, οι μετρήσεις ταχύτητας συλλέχθηκαν και μετά την ψηφιοποίησή τους μετατράπηκαν σε μετατοπίσεις, σε πραγματικό χρόνο. Οι μετατοπίσεις προσδιορίστηκαν μετά από διαίρεση των μετρήσεων ταχύτητας με τον όρο $(2 \times \pi \times f)$, καθώς

η κίνηση της σεισμικής τράπεζας ήταν ημιτονοειδής, συγκεκριμένης μοναδικής συχνότητας f σε κάθε πειραματικό σενάριο. Με την διαδικασία αυτή, εμφανιζόταν στην οθόνη του υπολογιστή η απόσταση μεταξύ τοπικών μεγίστων και τοπικών ελαχίστων της ταλάντωσης (peak to peak amplitude) της σεισμικής τράπεζας, σε πραγματικό χρόνο. Ακολούθως, με κατάλληλες μικρορυθμίσεις της ηλεκτρικής τροφοδοσίας της τράπεζας από τον ενισχυτή, ήταν δυνατή η ρύθμιση του προεπιλεγμένου ονομαστικού πλάτους ταλάντωσης κάθε πειραματικού σεναρίου.

4.5.2 Laser Tracker

Η αξιολόγηση της απόδοσης του συστήματος radar IBIS-S πραγματοποιήθηκε με απευθείας σύγκριση έναντι των αποτελεσμάτων του αισθητήρα Laser Tracker Vantage της εταιρείας Faro® (Σχήμα 4.3β). Το σύστημα Laser Tracker είναι φορητή συσκευή με δυνατότητα υπολογισμού των τρισδιάστατων συντεταγμένων σημείου (ανακλαστικός στόχος τύπου Spherical Mount Reflector, SMR), μέσω της εξαιρετικά ακριβούς μέτρησης της ζενίθιας και οριζόντιας γωνίας, καθώς και της ακτινικής απόστασης προς τον στόχο. Χρησιμοποιεί την τεχνολογία μετατόπισης φάσης Absolute Distance Meter (ADM) για την μέτρηση της απόστασης, ενώ διαθέτει ενσωματωμένο μετεωρολογικό σταθμό για την διόρθωση των μετρούμενων αποστάσεων.

Η αξιοπιστία (ορθότητα) του οργάνου, κατά το πρότυπο ASME B89.4.19-2006, εκφράζεται ως το μέγιστο επιτρεπόμενο σφάλμα (Maximum Permissible Error, MPE) στη μέτρηση αποστάσεων και διευθύνσεων με τιμές $\pm 16\mu\text{m} + 0.8 \mu\text{m}/\text{m}$ για τις αποστάσεις και $\pm 20\mu\text{m} + 5\mu\text{m}/\text{m}$ για τα γωνιακά μεγέθη [FARO Laser Tracker Vantage User Manual, 2016]. Σύμφωνα με την κατασκευάστρια εταιρεία, η τυπική απόδοση του αισθητήρα αντιστοιχεί σε όρθότητες οι οποίες έχουν τη μισή τιμή των μεγίστων επιτρεπομένων σφαλμάτων (MPE). Το σύστημα έχει εμβέλεια από 0 m – 80 m και χρησιμοποιείται τόσο για στατικές όσο και για δυναμικές μετρήσεις, δεδομένου ότι διαθέτει εξαιρετικά υψηλή συχνότητα δειγματοληψίας (1000 Hz).

4.6 Διάταξη αισθητήρων-Προπαρασκευαστικές εργασίες

4.6.1 Διάταξη αισθητήρων

Το πείραμα συνίσταται στη μέτρηση της αρμονικής ταλάντωσης που εκτελεί η σεισμική τράπεζα για συγκεκριμένες τιμές ονομαστικής συχνότητας και πλάτους ταλάντωσης. Για το σκοπό αυτό, στην κινούμενη επιφάνεια της σεισμικής τράπεζας τοποθετήθηκαν κατάλληλα ένας παθητικός στόχος συστήματος GBRI (μεταλλικό πυραμιδοειδές), ένας πρισματικός στόχος SMR του συστήματος Laser Tracker και ένας μεταλλικός στόχος του συστήματος LDV. Ακολούθως, τοποθετήθηκαν τα συστήματα μέτρησης, έτσι ώστε ο σκοπευτικός τους άξονας να είναι παράλληλος με τον άξονα κίνησης της τράπεζας, μέσω διαδικασίας χάραξης υψίστης ακριβείας, κάνοντας χρήση του συστήματος Laser Tracker (Σχήμα 4.4).

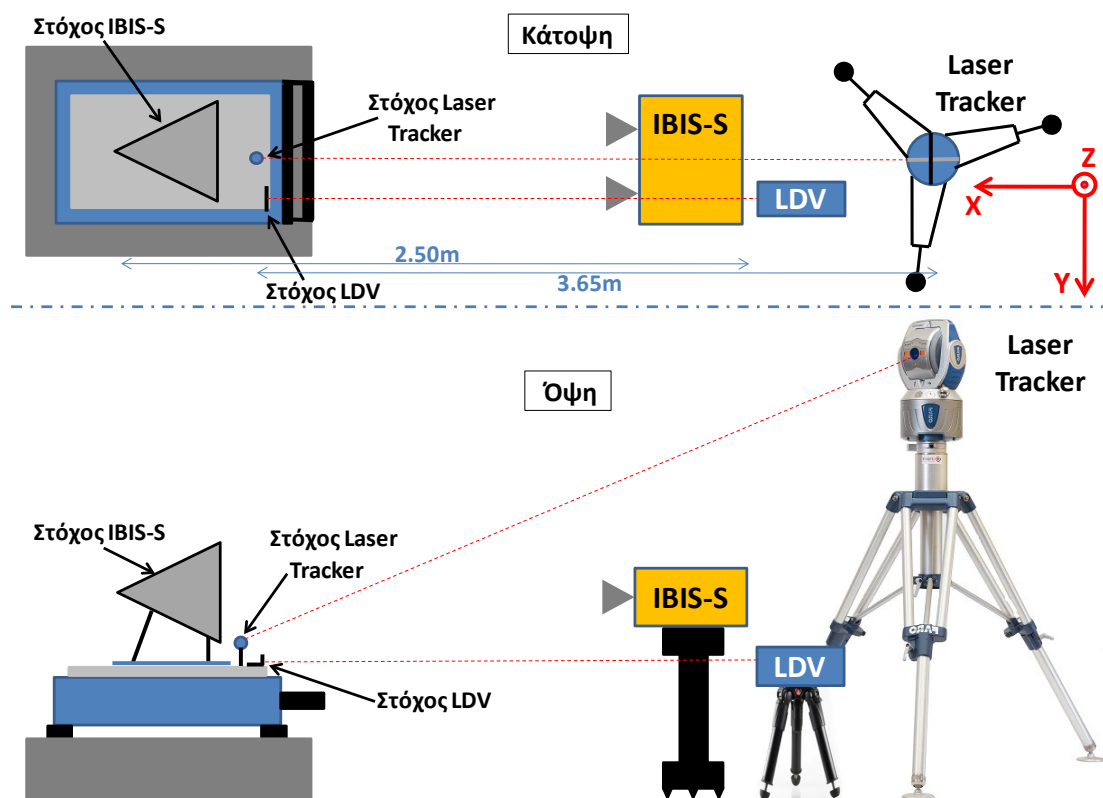
Για την επιτυχή έκβαση του πειράματος δόθηκε ιδιαίτερη προσοχή στην τοποθέτηση της σεισμικής τράπεζας και των μετρητικών συστημάτων. Πιο συγκεκριμένα, αρχικά, τοποθετήθηκε ο αισθητήρας Laser Tracker και πραγματοποιήθηκε η οριζοντίωσή του. Ακολούθως, μετά από την τοποθέτηση του στόχου SMR επί της σεισμικής τράπεζας έγινε χάραξη της θέσης και προσανατολισμού της, ώστε η κινούμενη επιφάνειά της να είναι οριζόντια και ο άξονας κίνησής της να συμπίπτει με τον άξονα X του Laser Tracker. Αυτό επιτεύχθη με τη διενέργεια μικρομετατοπίσεων της τράπεζας, έως ότου η τεταγμένη Y της θέσης του στόχου καταστεί μηδενική (με απόκλιση λίγων μικρομέτρων) για όλο το μήκος κίνησής του. Η ως άνω διαδικασία έγινε έτσι ώστε να συμμετέχουν μόνο η μετρημένη κεκλιμένη απόσταση, L και η ζενίθια γωνία, z (και όχι η οριζόντια γωνία) στον υπολογισμό της θέσης του στόχου SMR, βελτιστοποιώντας την ακρίβεια των μετρήσεων του Laser Tracker. Τελικά, η τετμημένη X του στόχου SMR ήταν ίση με την οριζόντια απόσταση, D, μεταξύ του Laser Tracker και του SMR και δίνεται από τον τύπο:

$$X = D = L \cdot \sin z \quad (4.1)$$

Σύμφωνα με το πρότυπο ASME B89.4.19-2006, η ορθότητα παρατήρησης του συστήματος Laser Tracker Vantage, FARO®, η οποία λαμβάνεται σε απόσταση 6 m, με τον σκοπευτικό άξονα του αισθητήρα ευθυγραμμισμένο με τον άξονα που υλοποιούν τα σημεία μέτρησης, δίνεται ως μέγιστο επιτρεπόμενο σφάλμα (Maximum Permissible Error, MPE) με τιμή $\pm 20.8 \mu\text{m}$ [FARO Vantage Laser Tracker User Manual, 2016]. Βάσει των

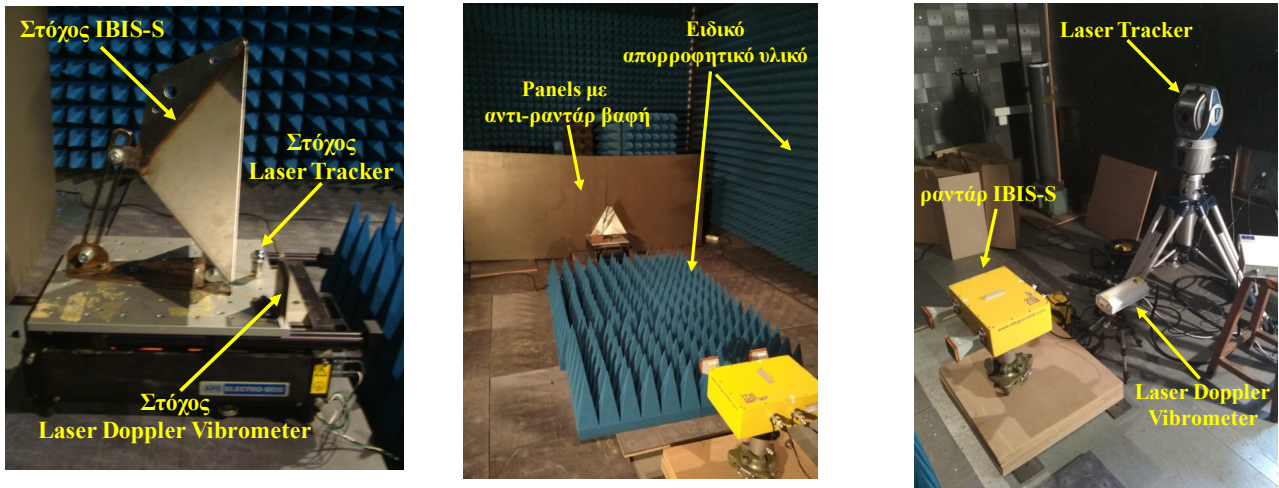
σχετικών προδιαγραφών, η τυπική απόδοση του συστήματος αντιστοιχεί σε ορθότητα με τιμή ίση προς το $\frac{1}{2}$ του μεγίστου επιτρεπόμενου σφάλματος, ήτοι $\pm 10.4 \mu\text{m}$. Συνεπώς, καθώς στην παρούσα έρευνα η απόσταση αισθητήρα-στόχου για το Laser Tracker είναι 3.65 m, συμπεραίνεται ότι η αναμενόμενη ορθότητα κάθε μετρημένου σημείου είναι καλύτερη από $\pm 10 \mu\text{m}$.

Σημειώνεται ότι για λόγους πληρότητας και ελέγχου χρησιμοποιήθηκαν και οι τεταγμένες Y για τον προσδιορισμό του πλάτους της ταλάντωσης κάθε πειραματικού σεναρίου με το Laser Tracker. Οι διαφορές που προέκυψαν από τη σύγκριση με την παραπάνω μεθοδολογία ήταν της τάξης του μικρομέτρου και μικρότερες, οι οποίες κρίνονται αμελητέες και καταδεικνύουν την εξαιρετικά υψηλή ακρίβεια χάραξης που επιτεύχθη.



Σχήμα 4.4. Σκαρίφημα πειραματικής διάταξης

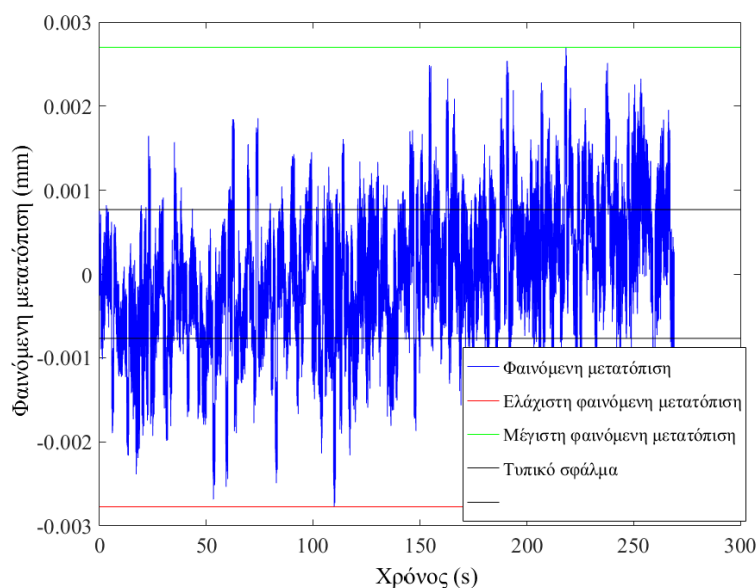
Η διάταξη αυτή (Σχήματα 4.4 και 4.5), επέτρεψε την απευθείας σύγκριση των μετρήσεων του πλάτους ταλάντωσης της σεισμικής τράπεζας, όπως αυτό προέκυψε από τα δύο συστήματα παρατήρησης (radar IBIS-S και Laser Tracker).



Σχήμα 4.5. Διάταξη σεισμικής τράπεζας, αισθητήρων και παρελκομένων στον ανηχοϊκό θάλαμο

4.6.2 Προσδιορισμός επιπέδου θορύβου

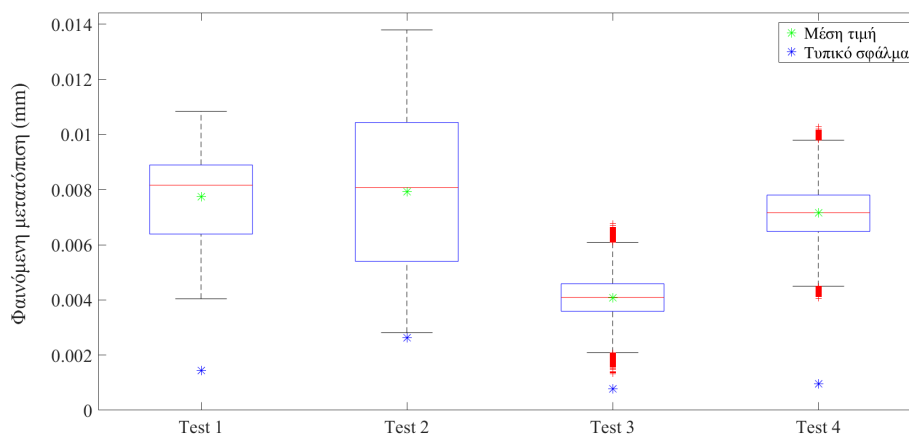
Σε πρώτη φάση, πραγματοποιήθηκε μια σειρά μετρήσεων με τη σεισμική τράπεζα σε ακινησία, προκειμένου να προσδιοριστεί το επίπεδο θορύβου (κατώφλι θορύβου) του αισθητήρα radar στον ανηχοϊκό θάλαμο και να ληφθεί υπόψη στην επεξεργασία των μετρήσεων ταλάντωσης, στην επόμενη φάση. Στόχο της διερεύνησης αποτελεί η ανίχνευση του εύρους του σήματος λόγω του θορύβου από αίτια, όπως ηλεκτρομαγνητικές παρεμβολές των συστημάτων μέτρησης, ανεπιθύμητες ανακλάσεις, μικροδονήσεις του κτιρίου και, εν γένει, η ανίχνευση ασυνήθιστων μοτίβων που να καταδεικνύουν προβλήματα λόγω των συνθηκών παρατήρησης.



Σχήμα 4.6. Χρονοσειρά μετρήσεων μετατόπισης radar IBIS-S με τη σεισμική τράπεζα σε ακινησία

Όπως προκύπτει από το Σχήμα 4.6, το εκτιμώμενο επίπεδο θορύβου στον ανηχοϊκό θάλαμο είναι εξαιρετικά χαμηλό, καθώς η φαινόμενη μετατόπιση ακίνητου στόχου είναι της τάξης των 3 μm κατά μέγιστη τιμή (τυπική απόκλιση $\pm 0.8 \mu\text{m}$). Επιπρόσθετα, παρουσιάζονται σε θηκόγραμμα (διάγραμμα Box & Whisker) τα αποτελέσματα της σειράς μετρήσεων σε ακίνητο στόχο (Σχήμα 4.7).

Στο σύνολο των σεναρίων παρατήρησης η μέση τιμή του θορύβου είναι μικρότερη από 10 μm (μέγιστη μέση τιμή: 8 μm) και μέγιστη τυπική απόκλιση $\pm 2.6 \mu\text{m}$. Η τιμή αυτή κρίνεται αμελητέα, επιβεβαιώνοντας τις ιδανικές πειραματικές συνθήκες και τονίζοντας την υψηλή ακρίβεια (επαναληψιμότητα) του radar IBIS-S, που αποδεικνύεται ότι είναι καλύτερη των $\pm 0.01 \text{ mm}$ σε εργαστηριακές συνθήκες.



Σχήμα 4.7. Θηκόγραμμα των φαινόμενων μετατοπίσεων ακίνητου στόχου GBRI

4.7 Πειραματικά σενάρια παρατήρησης

Τα δύο συστήματα καταγραφής (GBRI-RAR και Laser Tracker) τέθηκαν σε λειτουργία σε συχνότητα δειγματοληψίας 200 Hz (δεκαπλάσια της μέγιστης επιβαλλόμενης συχνότητας ταλάντωσης στη σεισμική τράπεζα), διασφαλίζοντας την καταγραφή της κίνησης με πληρότητα. Κάθε σενάριο παρατήρησης είχε ελάχιστη διάρκεια 7 min, βάσει της οποίας η ανάλυση της συχνότητας παρατήρησης είναι 0.003 Hz. Επίσης, τα πειραματικά σενάρια για μικρά εύρη συχνότητων ταλάντωσης (1 Hz έως 5 Hz) συνδυάστηκαν με εύρη ταλάντωσης 0.5 mm έως 20 mm, ενώ για τα σενάρια με υψηλές συχνότητας (10 Hz έως 20 Hz) τέθηκαν πλάτη από 0.05 mm έως 0.75 mm. Συνολικά, πραγματοποιήθηκαν 25 πειραματικά σενάρια, τα οποία συνοψίζονται στον Πίνακα 4.1.

f (Hz) @ A (mm)	1 @ (5, 10, 15, 20)	2 @ (1, 5, 10, 15)	5 @ (0.5, 1, 5)
	10 @ (0.05, 0.1, 0.5, 0.75)	15 @ (0.05, 0.1, 0.25, 0.3)	20 @ (0.05, 0.075, 0.1, 0.1, 0.1, 0.2)

Πίνακας 4.1. Πειραματικά σενάρια (συχνότητα f σε Hz, πλάτος ταλάντωσης A σε mm)

Δεδομένου ότι δεν χρησιμοποιήθηκε κάποια απόλυτη (π.χ. GNSS) ή σχετική πηγή (π.χ. σκανδαλισμός, triggering) χρόνου, ο συγχρονισμός των δεδομένων επιτεύχθηκε με τη μέθοδο της ετεροσυσχέτισης, μέσω δύο τεχνητών συμβάντων διέγερσης. Τα δύο συμβάντα υλοποιήθηκαν μέσω ρύθμισης στο πρόγραμμα οδήγησης της σεισμικής τράπεζας (απότομη έναρξη και διακοπή ταλάντωσης).

4.8 Επεξεργασία δεδομένων και ανάλυση αποτελεσμάτων

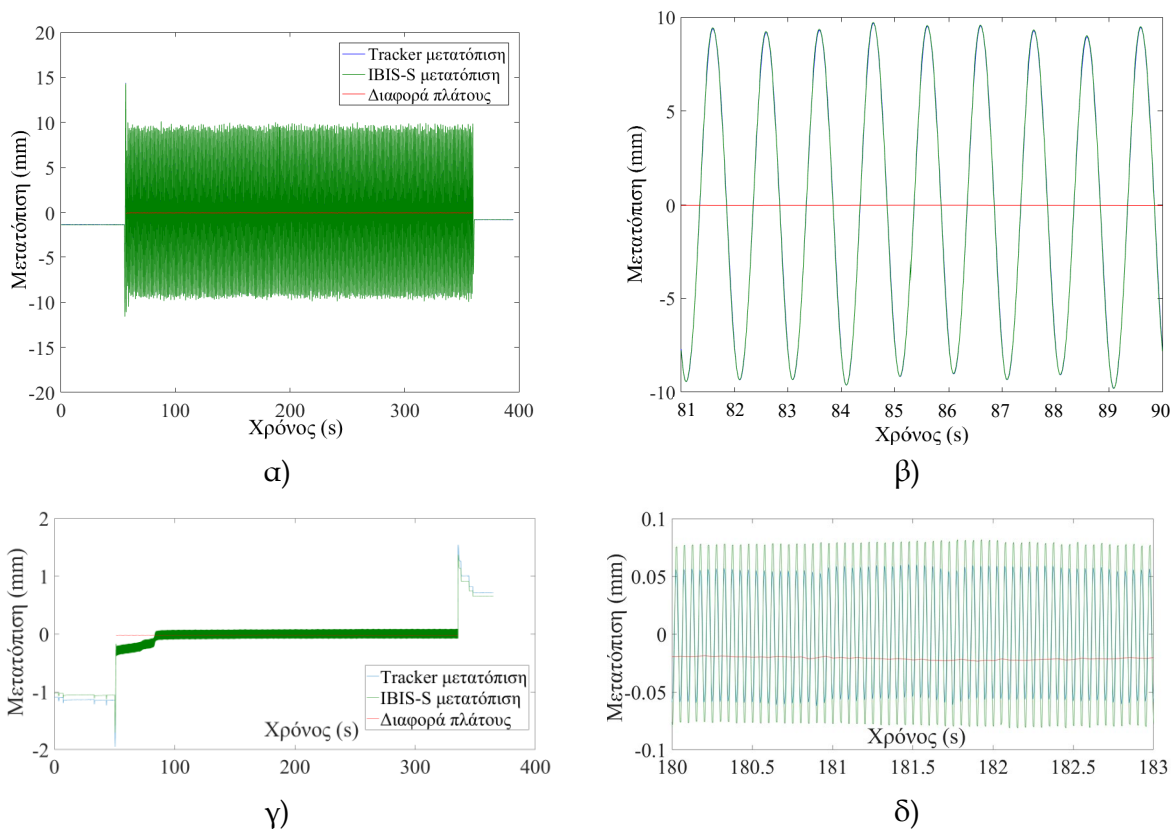
4.8.1 Επεξεργασία δεδομένων

Για την επεξεργασία των πρωτογενών δεδομένων αναπτύχθηκε λογισμικό στη γλώσσα προγραμματισμού Matlab®, τα στάδια του οποίου περιλαμβάνουν:

- Προσδιορισμό της διαφοράς χρόνου μεταξύ των σημάτων των δύο συστημάτων μέτρησης, με εφαρμογή της μεθόδου της ετεροσυσχέτισης.
- Οπτικοποίηση του αποτελέσματος ετεροσυσχέτισης, με παράθεση των συγχρονισμένων σημάτων σε διαγράμματα χρονοσειρών.
- Δημιουργία διαγραμμάτων φασματικής πυκνότητας ισχύος (Power Spectral Density, PSD) για τα δεδομένα κάθε συστήματος, με εύρεση της τιμής της συχνότητας ταλάντωσης.
- Προσδιορισμό του πλάτους ταλάντωσης των δύο σημάτων, με υπολογισμό της ημιδιαφοράς του τοπικού μεγίστου και του τοπικού ελαχίστου για κάθε περίοδο ταλάντωσης και δημιουργία και αποθήκευση πινάκων του πλάτους ταλάντωσης.
- Υπολογισμό της διαφοράς για τα πλάτη ταλάντωσης του σήματος των δύο συστημάτων μέτρησης και δημιουργία πίνακα.
- Δημιουργία ιστογράμματος της διαφοράς πλάτους ταλάντωσης για κάθε πειραματικό σενάριο και εφαρμογή της καμπύλης της κανονικής κατανομής.

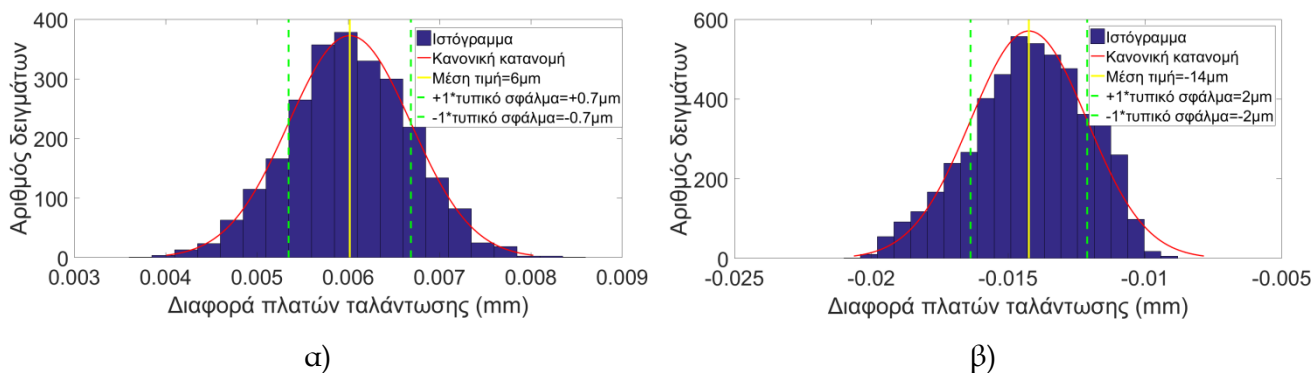
4.8.2 Ανάλυση δεδομένων στο πεδίο του χρόνου

Από την επισκόπηση των διαγραμμάτων των συγχρονισμένων χρονοσειρών μετατόπισης των δύο συστημάτων επιβεβαιώθηκε η εξαιρετικά υψηλού βαθμού σύμπτωση των αποτελεσμάτων. Στο Σχήμα 4.8 παρουσιάζονται σε παράθεση οι χρονοσειρές των δύο συστημάτων μέτρησης, συνολικά και σε στιγμιότυπα μικρής διάρκειας, για δύο ενδεικτικά πειραματικά σενάρια, ένα χαμηλής συχνότητας ($f=1\text{ Hz}$, $A=10\text{ mm}$) και ένα υψηλής ($f=20\text{ Hz}$, $A=0.1\text{ mm}$).



Σχήμα 4.8. Παράθεση συγχρονισμένων χρονοσειρών μετατόπισης των συστημάτων IBIS-S και Laser Tracker σε πειραματικά σενάρια: (α, β) χαμηλής συχνότητας ($f=1\text{ Hz}$, $A=10\text{ mm}$) και (γ, δ) υψηλής συχνότητας ($f=20\text{ Hz}$, $A=0.1\text{ mm}$), [Laser Tracker:---, IBIS-S:---, Διαφορά πλάτους:---]

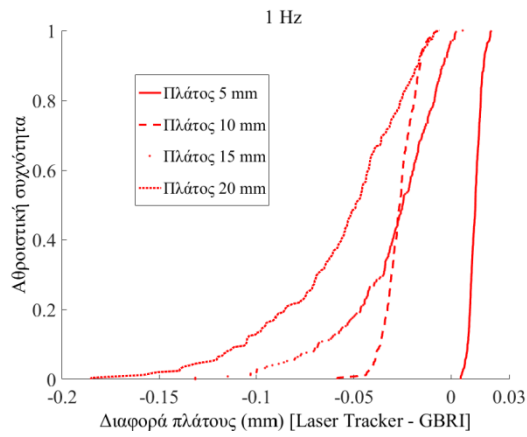
Όσον αφορά τη στατιστική ανάλυση των διαφορών πλάτους ταλάντωσης, από τα ιστογράμμά τους προέκυψε ότι ακολουθούν την κανονική κατανομή με προσαρμογή της στο ιστόγραμμα κάθε πειραματικού σεναρίου (Σχήμα 4.9).



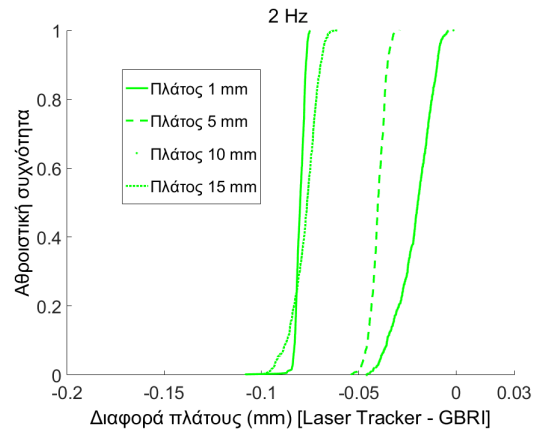
Σχήμα 4.9. Παραδείγματα προσαρμογής κανονικής κατανομής: α) Σενάριο με συχνότητα $f=10$ Hz και πλάτος $A=0.2$ mm και β) Σενάριο με συχνότητα $f=20$ Hz και πλάτος $A=0.1$ mm

Ακολούθως, δημιουργήθηκαν τα διαγράμματα αθροιστικής συχνότητας πιθανότητας για κάθε πειραματικό σενάριο, τα οποία για λόγους καλύτερης εμποπείας και οικονομίας κατηγοριοποιήθηκαν βάσει της επιβαλλόμενης ονομαστικής συχνότητας (Σχήμα 4.10). Τα διαγράμματα του Σχήματος 4.10 καταδεικνύουν με τον καλύτερο δυνατό τρόπο ότι η ορθότητα των δυναμικών μετρήσεων μετατόπισης του συστήματος IBIS-S σε εργαστηριακές συνθήκες είναι πολύ καλύτερη από ± 0.1 mm. Στην πλειονότητα των πειραματικών σεναρίων, πλην ενός εξ αυτών, το 100% του πλήθους των διαφορών πλάτους ταλάντωσης μεταξύ των δύο συστημάτων ($A_{\text{Laser Tracker}} - A_{\text{IBIS-S}}$) έχει μέγεθος από -0.1 mm έως 0.02 mm. Οι περισσότερες καμπύλες αθροιστικής συχνότητας πιθανότητας εμφανίζουν ιδιαίτερα υψηλή κλίση, γεγονός που αποδεικνύει την πολύ μικρή μεταβλητότητα των διαφορών.

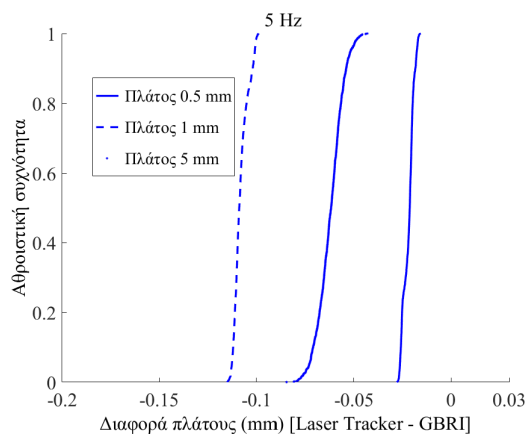
Επιπρόσθετα, παρατηρείται ότι μεταξύ των σεναρίων ίδιας ονομαστικής συχνότητας, όσο το πλάτος ταλάντωσης αυξάνεται, η κλίση της καμπύλης μειώνεται καταδεικνύοντας αύξηση της μεταβλητότητας. Το φαινόμενο αυτό οφείλεται πιθανόν σε μικρού μεγέθους σφάλμα στη χάραξη της διεύθυνσης σκόπευσης του συστήματος radar, σε συνδυασμό με τη μικρή διαφορά στη θέση των στόχων των δύο συστημάτων και γίνεται αισθητό στα πιο μεγάλα πλάτη ταλάντωσης, όπως φαίνεται και στο θηκόγραμμα (διάγραμμα Box & Whisker) (Σχήμα 4.11), στο οποίο συνοψίζονται στατιστικά μεγέθη του συνόλου των πειραματικών σεναρίων.



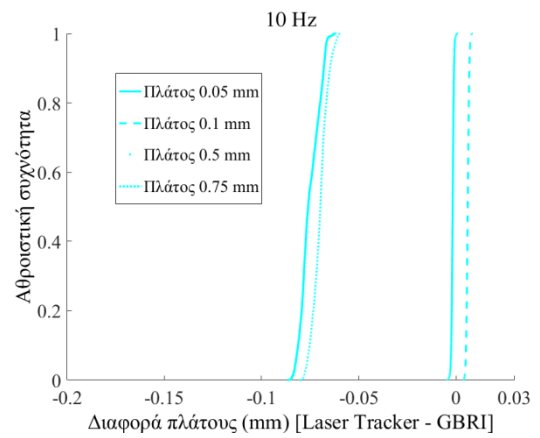
α)



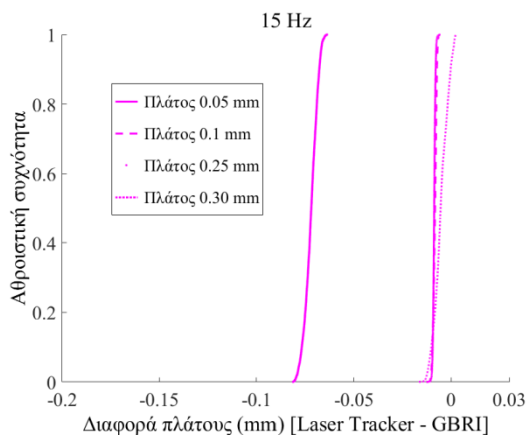
β)



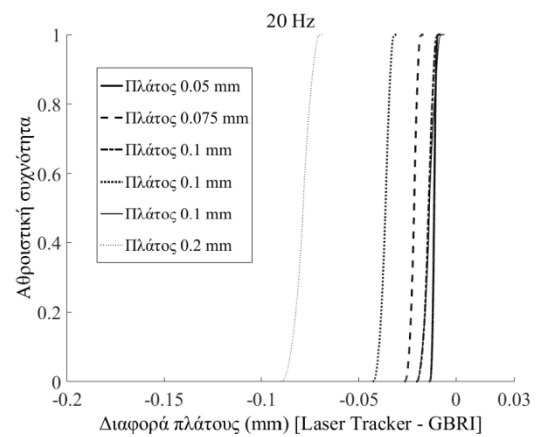
γ)



δ)

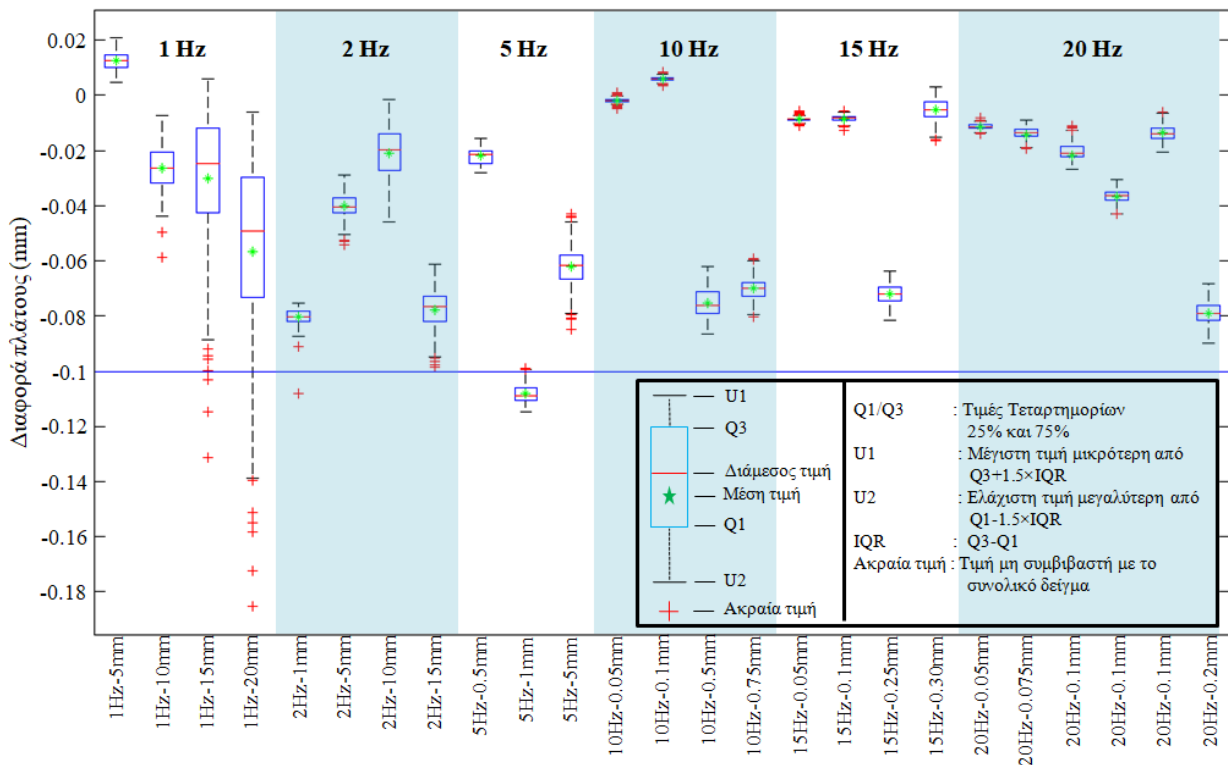


ε)



ζ)

Σχήμα 4.10. Διαγράμματα αθροιστικής συχνότητας πιθανότητας πειραματικών σεναρίων: α) 1 Hz, β) 2 Hz, γ) 5 Hz, δ) 10 Hz, ε) 15 Hz και ζ) 20 Hz



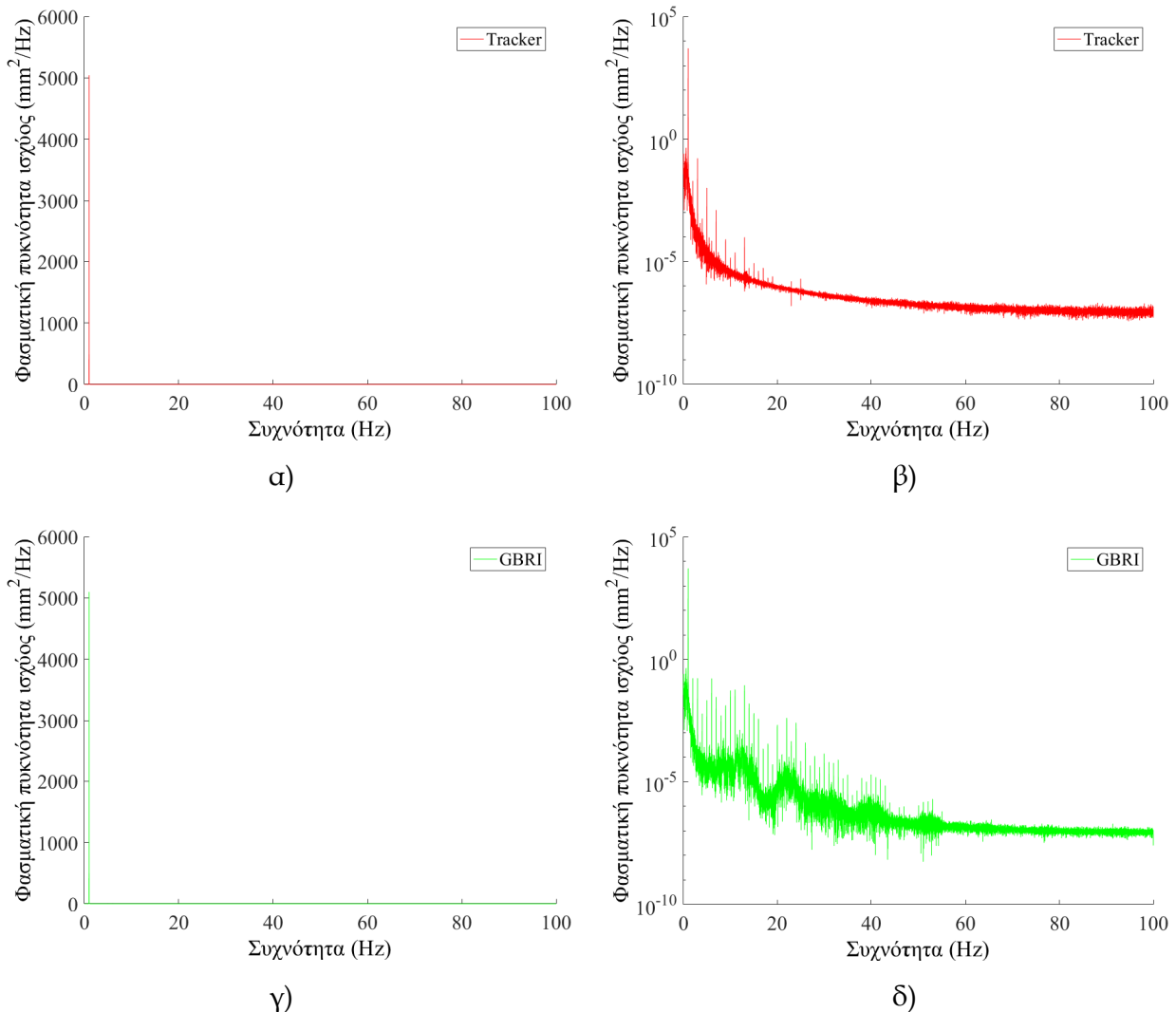
Σχήμα 4.11. Θηκόγραμμα των διαφορών πλάτους ταλάντωσης

4.8.3 Ανάλυση δεδομένων στο πεδίο των συχνοτήτων

Για την αξιολόγηση της επίδοσης του συστήματος IBIS-S στον υπολογισμό συχνοτήτων ταλάντωσης υπολογίστηκαν τα διαγράμματα φασματικής πυκνότητας ισχύος, με χρήση της μεθόδου του μέσου τροποποιημένου περιοδογράμματος Welch [Welch, 1967], σε γραμμική κλίμακα, για τα σήματα των δύο μετρητικών συστημάτων. Από τα Σχήματα 4.12α και 4.12γ προκύπτει ότι και για τους δύο αισθητήρες, για κάθε πειραματικό σενάριο, δεσπόζει μόνο η ονομαστική συχνότητα ταλάντωσης της σεισμικής τράπεζας. Οι τιμές συχνότητας που προκύπτουν για κάθε σενάριο παρατήρησης, συμπίπτουν τόσο μεταξύ τους όσο και με την αντίστοιχη ονομαστική συχνότητα κίνησης της σεισμικής τράπεζας. Το γεγονός αυτό αποδεικνύει την εξαιρετική απόδοση του συστήματος IBIS-S στον προσδιορισμό των συχνοτήτων ταλάντωσης.

Επίσης, τα διαγράμματα φασματικής πυκνότητας ισχύος υπολογίστηκαν και σε λογαριθμική κλίμακα (Σχήματα 4.12β και 4.12δ). Στη μορφή αυτή, εκτός της κυρίαρχης συχνότητας κίνησης, είναι εμφανείς συχνότητες με χαμηλές τιμές και αρμονικές της ονομαστικής συχνότητας, γεγονός που είναι αναμενόμενο και οφείλεται στην μη τέλεια ημιτονοειδή κίνηση της τράπεζας. Ειδικότερα, δεδομένου ότι η σεισμική τράπεζα δεν

λειτουργεί σε κλειστό βρόγχο (δεν χρησιμοποιήθηκε αισθητήρας ανάδρασης), έτσι ώστε να διορθώνεται σε πραγματικό χρόνο η ηλεκτρική ισχύς ελέγχου της, η παραγόμενη κίνηση απείχε της αυστηρά ημιτονοειδούς κίνησης και συνεπώς, περιείχε και συνιστώσες χαμηλής συχνότητας και αρμονικών συχνοτήτων της εκάστοτε ονομαστικής συχνότητας.



Σχήμα 4.12. Διαγράμματα φασματικής συχνότητας ισχύος για τα δεδομένα των συστημάτων Laser Tracker και IBIS-S (σενάριο: $f=1$ Hz, $A=10$ mm) : α, β) γραμμική κλίμακα και γ, δ) λογαριθμική κλίμακα

Το γεγονός αυτό οφείλεται στο ότι η εν λόγω σεισμική τράπεζα είναι ένα ηλεκτρομηχανικό σύστημα, με αποτέλεσμα η κύρια κίνησή της να εμπεριέχει ανεπιθύμητες μικροκινήσεις, χαρακτηριστικές των συστημάτων που χρησιμοποιούν πηνία και μαγνήτες, εξαιτίας αλλαγών στην θερμοκρασία, τις αντιστάσεις και το ηλεκτρικό ρεύμα.

Επισημαίνεται ωστόσο, ότι για της ανάγκες της παρούσας εργασίας δεν είναι απαραίτητη η δημιουργία μιας «τέλειας» ημιτονοειδούς κίνησης, καθώς ο ερευνητικός στόχος είναι η σύγκριση των μετρημένων σημάτων από δύο συστήματα μέτρησης, κατά την παρακολούθηση του ίδιου φαινομένου, δηλαδή της πραγματικής κίνησης της σεισμικής τράπεζας.

Από τα Σχήματα 4.12β και 4.12δ προκύπτει ότι το σύστημα IBIS-S είναι πιο ευαίσθητο στην αλλοίωση του σήματος λόγω αρμονικών, καθώς τα διαγράμματα συχνότητων του παρουσιάζουν περισσότερες αρμονικές από τα αντίστοιχα του συστήματος Laser Tracker.

4.9 Σύνοψη και συμπεράσματα

Η παρούσα έρευνα αποτελεί μια συστηματική προσπάθεια αξιολόγησης της ακρίβειας και των δυνατοτήτων συστήματος επίγειου radar συμβολομετρίας GBRI-RAR (IBIS-S, IDS®) σε εργαστηριακές συνθήκες. Η πειραματική διαδικασία περιλαμβάνει σεισμική τράπεζα για την δημιουργία ταλαντώσεων γνωστών χαρακτηριστικών σε ελεγχόμενο εργαστηριακό περιβάλλον και σύστημα Laser Tracker ως μέσο διακρίβωσης του συστήματος GBRI. Δεδομένου ότι το ενδιαφέρον της έρευνας επικεντρώνεται σε εφαρμογές μελέτης της δυναμικής συμπεριφοράς κατασκευών μεγάλης κλίμακας, τα χαρακτηριστικά ταλάντωσης (πλάτος και συχνότητα) επιλέγονται ώστε να αντιπροσωπεύουν αντίστοιχα φυσικά φαινόμενα. Η στατιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων πειραματικής διερεύνησης καταδεικνύει ότι η ακρίβεια (επαναληψιμότητα) του συστήματος είναι ± 0.01 mm ή καλύτερη και η αξιοπιστία του (ορθότητα) καλύτερη από ± 0.1 mm. Παράλληλα, αποδεικνύεται η εξαιρετικά υψηλή ευαισθησία του συστήματος και αντίστοιχη απόδοση στον προσδιορισμό συχνότητων ταλάντωσης έως 20 Hz και εύρη μικρότερα από 1 mm.

Κεφάλαιο 5 : Τεχνητή νοημοσύνη: Μηχανική μάθηση - Αναγνώριση προτύπων

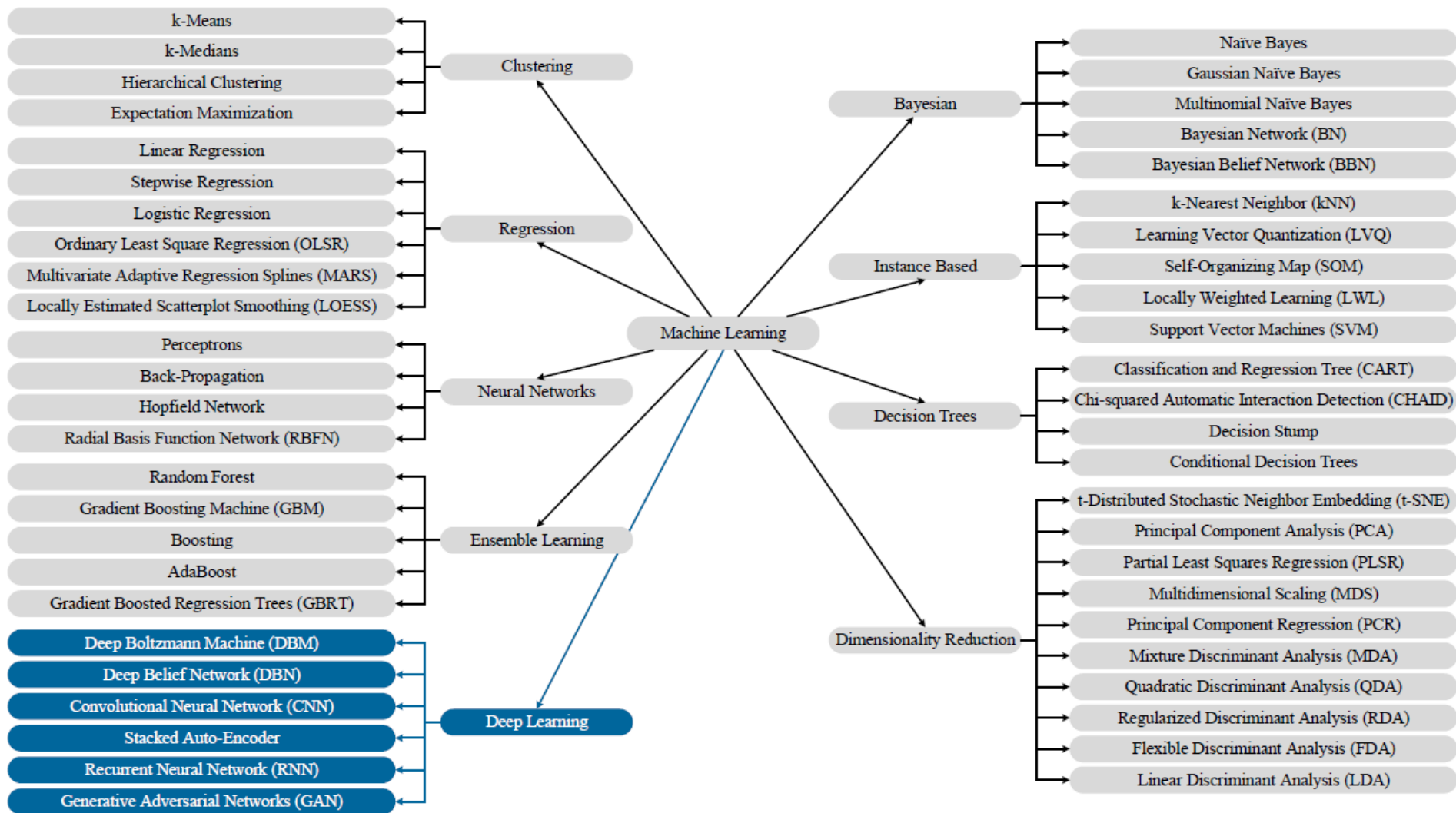
5.1 Γενικά

Ο όρος Τεχνητή Νοημοσύνη αναφέρεται σε «υπολογιστικά συστήματα που επιδεικνύουν νοήμονα συμπεριφορά και δρουν με κάποιο βαθμό αυτονομίας, προκειμένου να επιτύχουν συγκεκριμένους στόχους. Τα συστήματα αυτά μπορεί να βασίζονται μόνο σε λογισμικό ηλεκτρονικών υπολογιστών (H/Y), δρώντας στον εικονικό κόσμο των H/Y (π.χ. λογισμικό ανάλυσης εικόνων, μηχανές αναζήτησης στο διαδίκτυο, συστήματα αναγνώρισης φωνής και προσώπων) ή μπορεί να είναι ενσωματωμένα σε μηχανολογικές συσκευές (π.χ. προηγμένα ρομπότ, αυτόνομα οχήματα, μη επανδρωμένα ιπτάμενα οχήματα (drones), συστήματα εφαρμογών Internet of Things (IoT))» [European Commission, 2019]. Συνήθως, ο ως άνω όρος χρησιμοποιείται για την περιγραφή μηχανών που μιμούνται γνωστικές λειτουργίες του ανθρώπινου εγκεφάλου, όπως τη μάθηση και την επίλυση προβλημάτων [Russell & Norvig, 2009].

Μία ερευνητική περιοχή της τεχνητής νοημοσύνης και εν γένει της επιστήμης των υπολογιστών αποτελεί η μηχανική μάθηση. Ο όρος αυτός επινοήθηκε από τον πρωτοπόρο στο επιστημονικό πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης Αμερικανό επιστήμονα, Arthur Samuel, το 1959, ο οποίος όρισε τη μηχανική μάθηση ως «το πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί» [Simon, 2013]. Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης (Σχήμα 5.1) χρησιμοποιούν υπολογιστικούς αλγορίθμους που αναλύουν δεδομένα μεγάλου όγκου προκειμένου να εξάγουν χρήσιμη γνώση, βάσει της οποίας εκπαιδεύουν ένα σύστημα (H/Y ή μηχανή) να λειτουργεί αυτόνομα, κάνοντας συστάσεις ή λαμβάνοντας κατάλληλες αποφάσεις [Zhao *et al.*, 2019].

Ο όρος «μηχανική μάθηση» αναφέρεται στην επιστημονική περιοχή αυτόματης ανίχνευσης προτύπων σε δεδομένα [Shalev-Shwartz & Ben-David, 2014]. Το πεδίο της μηχανικής μάθησης διακρίνεται στις τρεις ακόλουθες βασικές κατηγορίες [Bishop, 2006; Haykin, 2008]:

1. **Επιβλεπόμενη Μηχανική Μάθηση (supervised learning):** Στην περίπτωση επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται δεδομένα εισόδου, τα οποία συνοδεύονται και από τις κατηγορίες (επιθυμητούς στόχους) στις οποίες ανήκουν. Τα



Σχήμα 5.1. Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης [Azimi *et al.*, 2020]

δεδομένα αυτά χωρίζονται αρχικά σε δύο ομάδες: την ομάδα εκπαίδευσης και την ομάδα ελέγχου. Ακολούθως, δημιουργείται ένας ταξινομητής, με εκπαίδευση του αλγορίθμου του συστήματος στα χαρακτηριστικά των δεδομένων της ομάδας εκπαίδευσης.

Κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης εντοπίζονται εκείνα τα χαρακτηριστικά που αντιπροσωπεύουν κάθε κατηγορία δεδομένων, με σκοπό τη συναρτησιακή απεικόνιση των δεδομένων εισόδου στις *a priori* γνωστές κατηγορίες. Τελικά, διενεργείται η αξιολόγηση του ταξινομητή με χρήση των δεδομένων της ομάδας ελέγχου, συγκρίνοντας τα αποτελέσματα ταξινόμησης των δεδομένων αυτών με τις ορθές κατηγορίες τους. Απώτερος στόχος είναι η γενίκευση του ταξινομητή, για την ταξινόμηση νέων δεδομένων που εισάγονται στο σύστημα, χωρίς προϋπάρχουσα γνώση της κατηγορίας τους.

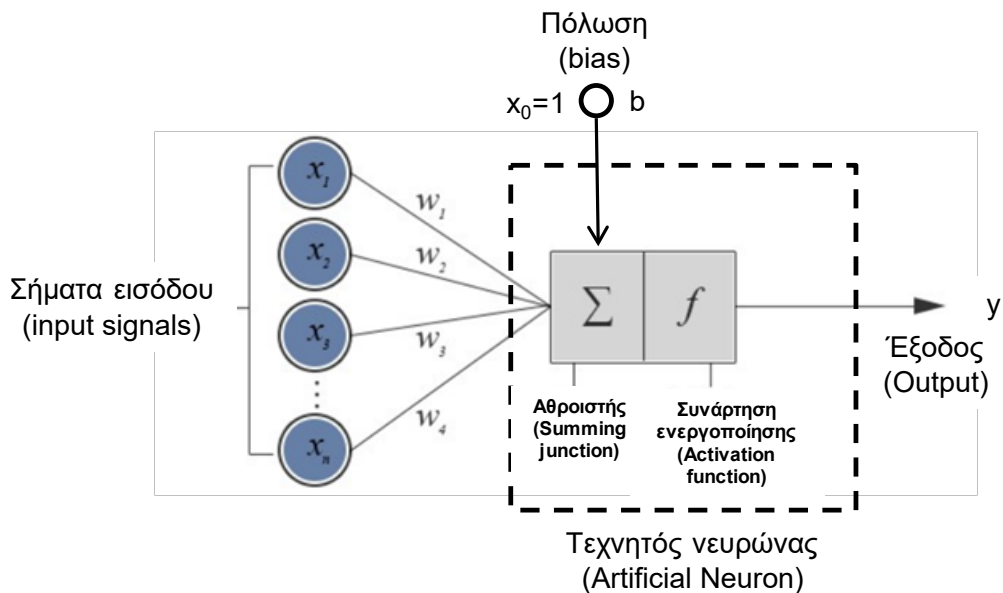
2. Μη επιβλεπόμενη Μηχανική Μάθηση (unsupervised learning): Στη μη επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση, σε αντίθεση με την επιβλεπόμενη μάθηση, τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται δεν συνοδεύονται από τις κατηγορίες στις οποίες ανήκουν. Στην περίπτωση αυτή, το σύστημα αναζητά συσχετίσεις, τάσεις, κρυμμένα μοτίβα/ακολουθίες και χαρακτηριστικά ομαδοποίησης στα δεδομένα, με απώτερο σκοπό να ανιχνεύσει μη συνήθη δεδομένα, δηλαδή νεωτερισμούς/"ανωμαλίες" σε αυτά, να αναλύσει συσχετισμούς ή να ομαδοποιήσει τα δεδομένα.

3. Ενισχυτική Μηχανική Μάθηση (reinforcement learning): Κατά την ενισχυτική μηχανική μάθηση ο αλγόριθμος του συστήματος μαθαίνει από δεδομένα που προέρχονται από περιβάλλοντα δυναμικού χαρακτήρα. Αποσκοπεί στον καθορισμό της βέλτιστης σειράς ενεργειών που οδηγούν στην επίτευξη του επιθυμητού στόχου, μέσα από αλληλεπίδραση του συστήματος με το περιβάλλον. Ο αλγόριθμος μαθαίνει πώς να συνδέει καταστάσεις με συγκεκριμένες ενέργειες, έτσι ώστε να μεγιστοποιεί ένα αριθμητικό σήμα ανταμοιβής, ανακαλύπτοντας με δοκιμές και χωρίς εξωτερική παρέμβαση, εκείνες τις ενέργειες που αποδίδουν τη μεγαλύτερη ανταμοιβή.

5.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks, ANNs)

Τα τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks, ANNs) δημιουργήθηκαν με δομή που προσομοιάζει εκείνη του ανθρώπινου εγκεφάλου, προκειμένου να επιτρέψουν στους υπολογιστές-μηχανές να εκτελούν διεργασίες αντίστοιχες με εκείνες ανθρώπινων λειτουργιών, όπως η αναγνώριση προτύπων, η

πρόβλεψη, κ.α.. Επακόλουθα, η δομή τους βασίζεται στην ύπαρξη μεγάλου πλήθους τεχνητών νευρώνων, οι οποίοι λειτουργούν παράλληλα, με κάθε τεχνητό νευρώνα να έχει τη γενική μορφή του Σχήματος 5.2.



Σχήμα 5.2. Δομή τεχνητού νευρώνα

[<https://medium.com/nerd-for-tech/neural-networks-68531432fb5>]

Ο τεχνητός νευρώνας (artificial neuron) λειτουργεί με τον ακόλουθο τρόπο: Αρχικά, μέσω μεγάλου πλήθους συνάψεων, δέχεται πληροφορίες με τη μορφή σημάτων εισόδου x_i από άλλους νευρώνες ή από το περιβάλλον. Κάθε σύναψη χαρακτηρίζεται από το συναπτικό της βάρος w_i (synaptic weight), το οποίο διαμορφώνει τελικά τη βαρύτητα κάθε σήματος εισόδου x_i , καθώς πολλαπλασιάζεται με αυτό. Στη συνέχεια, αθροίζονται τα γινόμενα $w_i * x_i$ για κάθε τεχνητό νευρώνα από ένα αθροιστή. Συνήθως, στο άθροισμα εμπεριέχεται και το γινόμενο μιας μοναδιαίας εισόδου με το αντίστοιχο βάρος της, υπό τη μορφή ενός όρου πόλωσης ή μεροληψίας b (bias). Ακολούθως, το αποτέλεσμα του αθροιστή εισάγεται σε μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) του νευρώνα, η οποία, μαζί με ένα κατώφλι πυροδότησης θ (activation threshold), έχει προεπιλεγεί κατά το σχεδιασμό του τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Τελικά, από τον τεχνητό νευρώνα προκύπτει μία μόνο έξοδος y , η οποία είναι το εξαγόμενο της συνάρτησης ενεργοποίησης και η οποία, ανάλογα με τη θέση του νευρώνα στο σχεδιασμό του δικτύου, αποτελεί σήμα εισόδου σε νευρώνες του επομένου επιπέδου του νευρωνικού δικτύου ή την τελική έξοδό του. Βάσει των παραπάνω, η μαθηματική σχέση που διέπει τη λειτουργία ενός τεχνητού

νευρώνα βασιζεται στο εσωτερικό γινόμενο του διανύσματος των σημάτων εισόδου και του διανύσματος των αντίστοιχων συναπτικών βαρών σύμφωνα με τη σχέση [Bishop, 2006]:

$$y = \varphi(\sum_{i=1}^n (x_i^T w_i + b) - \theta). \quad (5.1)$$

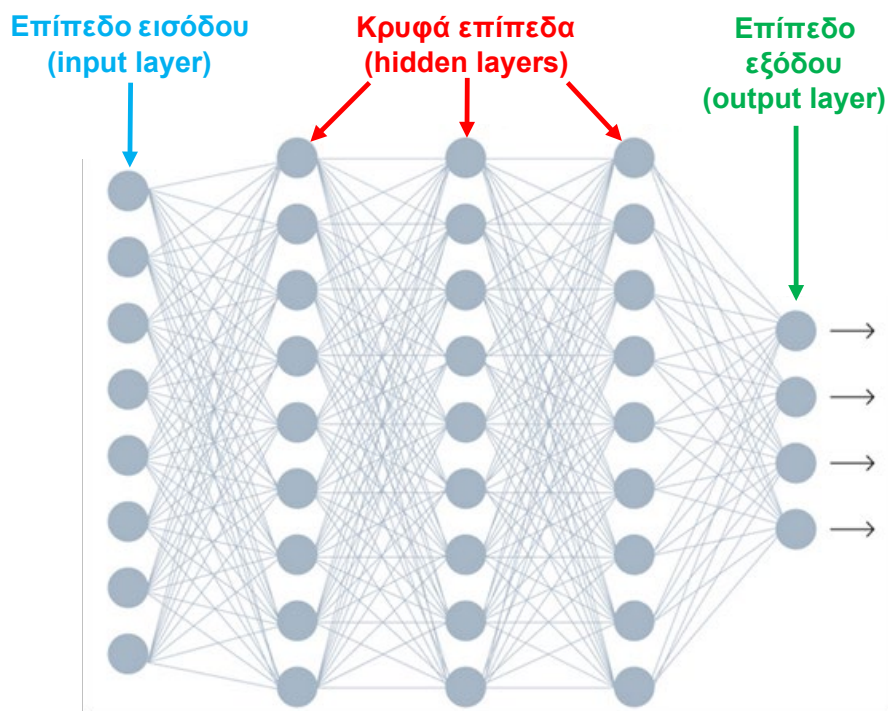
Ανάλογα με το πρόβλημα προς επίλυση και πιο συγκεκριμένα, με τη γραμμική ή μη γραμμική φύση του φαινομένου προς μοντελοποίηση, στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, τόσο γραμμικές όσο και μη γραμμικές, κατά περίπτωση. Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται ευρέως στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι οι κάτωθι:

- Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (linear activation function),
- Συνάρτηση ενεργοποίησης κατωφλιού (threshold activation function),
- Συνάρτηση ενεργοποίησης δυαδικού βήματος (binary step activation function),
- Σιγμοειδής/Λογιστική συνάρτηση ενεργοποίησης (sigmoid/logistic activation function),
- Συνάρτηση ενεργοποίησης Softmax (γενίκευση της λογιστικής συνάρτησης ενεργοποίησης),
- Υπερβολική εφαπτομενική συνάρτηση ενεργοποίησης (hyperbolic tangent activation function),
- Μονάδα γραμμικής ανόρθωσης (Rectified Linear Unit-RELU), η οποία χρησιμοποιείται ευρέως σε νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης.

Προκειμένου να σχηματιστούν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, οι τεχνητοί νευρώνες οργανώνονται έτσι ώστε να διαμορφώσουν διαδοχικά επίπεδα (layers), με κάθε νευρώνα έκαστου επιπέδου να συνδέεται με όλους ή μερικούς από τους νευρώνες του προηγούμενου και του επόμενου επιπέδου.

Από τις πρώτες μορφές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι το Αντίληπτρο (Perceptron), το οποίο αποτελείται μόνο από δύο επίπεδα, ένα εισόδου και ένα εξόδου και κάνει χρήση μιας συνάρτησης ενεργοποίησης δυαδικού βήματος. Τα σχεδιαστικά αυτά χαρακτηριστικά είχαν ως αποτέλεσμα τον περιορισμό των εφαρμογών του Perceptron μόνο σε γραμμικώς διαχωρίσιμα προβλήματα. Επακόλουθα, καθώς η ανάγκη επίλυσης πολύ πιο σύνθετων προβλημάτων έγινε επιτακτική, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εξελίχθηκαν περαιτέρω με την προσθήκη ενός ή περισσότερων ενδιάμεσων επιπέδων (τα

οποία ονομάστηκαν κρυφά (hidden)) μεταξύ του επιπέδου εισόδου και του επιπέδου εξόδου. Τα δίκτυα με δομή αυτού του είδους ονομάστηκαν πολυ-επίπεδα Αντίληπτρα (Multi Layer Perceptrons, MLPs) (Σχήμα 5.3) και χρησιμοποιούνται ευρέως, από την επινόησή τους έως σήμερα.



Σχήμα 5.3. Δομή πολύ-επίπεδου Αντίληπτρου (Multi Layer Perceptron, MLP)

[<https://www.v7labs.com/blog/neural-networks-activation-functions>]

Τα δίκτυα αυτά κατηγοριοποιούνται ανάλογα με τον τρόπο σύνδεσης των νευρώνων τους σε πλήρως συνδεδεμένα (fully connected) και σε μερικώς συνδεδεμένα (partially connected). Επιπλέον, βάσει της διεύθυνσης μετάδοσης της πληροφορίας, τα ως άνω δίκτυα κατηγοριοποιούνται σε νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward Neural Networks), στα οποία οι πληροφορίες μεταδίδονται προς μία μόνο κατεύθυνση, ήτοι, από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου και σε αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα ή νευρωνικά δίκτυα ανατροφοδότησης (Recurrent/Feedback Neural Networks), στα οποία απαντώνται βρόγχοι ανατροφοδότησης των σημάτων.

Την τελευταία δεκαετία αναπτύχθηκε ένα νέο είδος τεχνητών νευρωνικών δικτύων, τα νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης (Deep Learning Artificial Neural Networks), με δομές ικανές να αντιμετωπίσουν εξαιρετικά πολύπλοκα προβλήματα με πρωτοφανή

επίπεδα επιτυχίας. Ωστόσο, πολλές φορές, η χρήση των δικτύων αυτών καθιστά αναγκαία τη χρήση υψηλής υπολογιστικής ισχύος, καθώς η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην ύπαρξη μεγάλου πλήθους επιπέδων. Η ονομασία των ως άνω, νέου τύπου νευρωνικών δικτύων είχε ως αποτέλεσμα να ονομαστούν τα προγενέστερου τύπου δίκτυα με τον όρο τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ρηχής μάθησης (Shallow Learning Artificial Neural Networks).

5.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning Artificial Neural Networks)

Προκειμένου να αντιμετωπισθεί ένα πρόβλημα με χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, απαιτείται η τροφοδότησή τους με δεδομένα που αναπαριστούν κατάλληλα το υπό μελέτη φαινόμενο. Στην πλειονότητα των περιπτώσεων, αυτό προϋποθέτει αρχικά την εξαγωγή αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών/δεικτών (features), μέσω κατάλληλου μετασχηματισμού των πρωτογενών δεδομένων. Στη συνέχεια, τα χαρακτηριστικά αυτά αποτελούν τα δεδομένα εισόδου στους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, για περαιτέρω επεξεργασία. Κατά συνέπεια, η επίδοση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με τον τρόπο αναπαράστασης των δεδομένων εισόδου τους.

Σε πολλές εφαρμογές μηχανικής μάθησης τα αντιπροσωπευτικά χαρακτηριστικά που πρέπει να εξαχθούν από τα πρωτογενή δεδομένα είναι εκ προοιμίου γνωστά ή μπορούν εύκολα να προκύψουν και ευθέως να οδηγήσουν σε αποτέλεσμα. Ωστόσο, σε πολλές εφαρμογές είναι δύσκολο να γνωρίζει ο χρήστης ποια είναι τα κατάλληλα χαρακτηριστικά που θα οδηγήσουν σε επιτυχές αποτέλεσμα. Το πρόβλημα αυτό δύναται να λυθεί με τη μάθηση αναπαράστασης (representation learning) [<https://www.deeplearningbook.org/>]. Βάσει αυτής της προσέγγισης, η μηχανική μάθηση δεν χρησιμοποιείται μόνο για τη συναρτησιακή απεικόνιση δεδομένων εισόδου σε δεδομένα εξόδου, αλλά και για την εύρεση της κατάλληλης αναπαράστασης των δεδομένων εισόδου με το μετασχηματισμό τους μέσω μάθησης.

Υλοποίηση της μάθησης αναπαράστασης (representation learning) αποτελούν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning Artificial Neural Networks) ή Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα (Deep Neural Networks, DNNs), τα οποία επιτρέπουν την αυτόματη εξαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών (features) από τα δεδομένα, απευθείας, χωρίς την παρέμβαση του χρήστη. Το όνομα «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς

Μάθησης» είναι απόρροια της σύνθετης αρχιτεκτονικής τους, η οποία βασίζεται σε πολλαπλά επίπεδα μη γραμμικών μετασχηματισμών. Τα νευρωνικά δίκτυα αυτού του είδους προκειμένου να μοντελοποιήσουν μια υψηλού βαθμού αφαιρετικότητα των δεδομένων (απόδοση μεγάλου όγκου πληροφορίας με συγκεκριμένο, λιτό τρόπο) [Πρόβος, 2015], δημιουργούν σύνθετες, υψηλού επιπέδου, αφηρημένες αναπαραστάσεις των πρωτογενών δεδομένων, οι οποίες προκύπτουν από μια σειρά επιπέδων όλο και πιο απλών αναπαραστάσεων των δεδομένων αυτών, με κάθε αναπαράσταση να ανταποκρίνεται σε διαφορετικά χαρακτηριστικά τους [Helm *et al.*, 2020]. Σε αυτή τη διαδικασία κατά τη φορά από το απλούστερο στο πιο σύνθετο επίπεδο αναπαράστασης επέρχεται αύξηση της κατανόησης. Με αυτόν τον τρόπο τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα επιτρέπουν στους υπολογιστές να «μαθαίνουν» από εμπειρική γνώση και να αντιλαμβάνονται τον πραγματικό κόσμο βάσει μιας ιεραρχικής δομής εννοιών, με κάθε έννοια να ορίζεται μέσω της σχέσης της με απλούστερες έννοιες [<https://www.deeplearningbook.org/>].

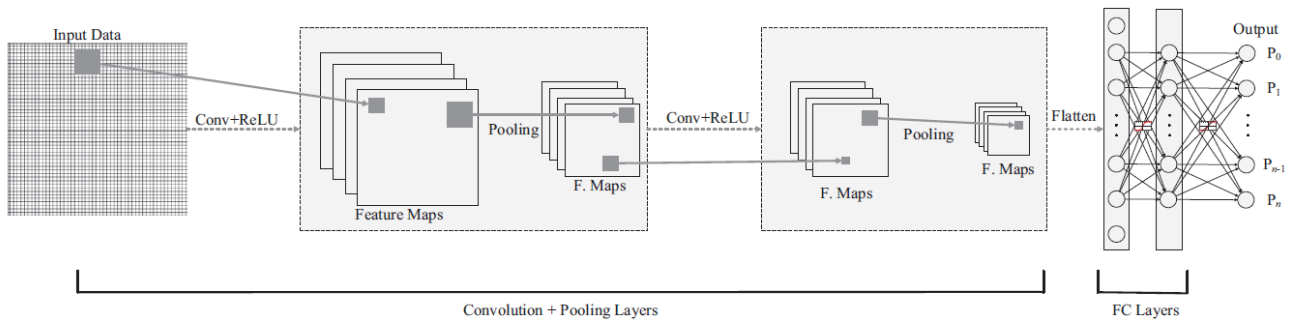
Τα είδη των βαθέων νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιούνται ευρέως είναι τα ακόλουθα:

- Συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks, CNNs)
- Αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης (Recurrent Deep Neural Networks, RNNs)

5.4 Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks)

Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκαν Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα, τα οποία έχουν επιδείξει εξαιρετικά αποτελέσματα στο πεδίο της αναγνώρισης προτύπων και συγκεκριμένα στην αναγνώριση εικόνων [Jarrett *et al.*, 2009; Krizhevsky *et al.*, 2012]. Αντλούν το όνομά τους από τη μαθηματική πράξη της συνέλιξης (convolution), η οποία τελείται τουλάχιστον σε ένα επίπεδο (layer) της δομής τους. Σκοπός των Συνελικτικών Νευρωνικών Δικτύων είναι η εκμάθηση αφηρημένων χαρακτηριστικών των δεδομένων εισόδου, τα οποία συνήθως είναι εικόνες. Η δομή τους στηρίζεται στην αλληλουχία συνελικτικών επιπέδων (convolutional layers), στα οποία χρησιμοποιείται και μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (συνήθως η συνάρτηση ανορθωμένης γραμμικής μονάδας (REctified Linear Unit, RELU) και επιπέδων συγκέντρωσης (pooling layers). Τα

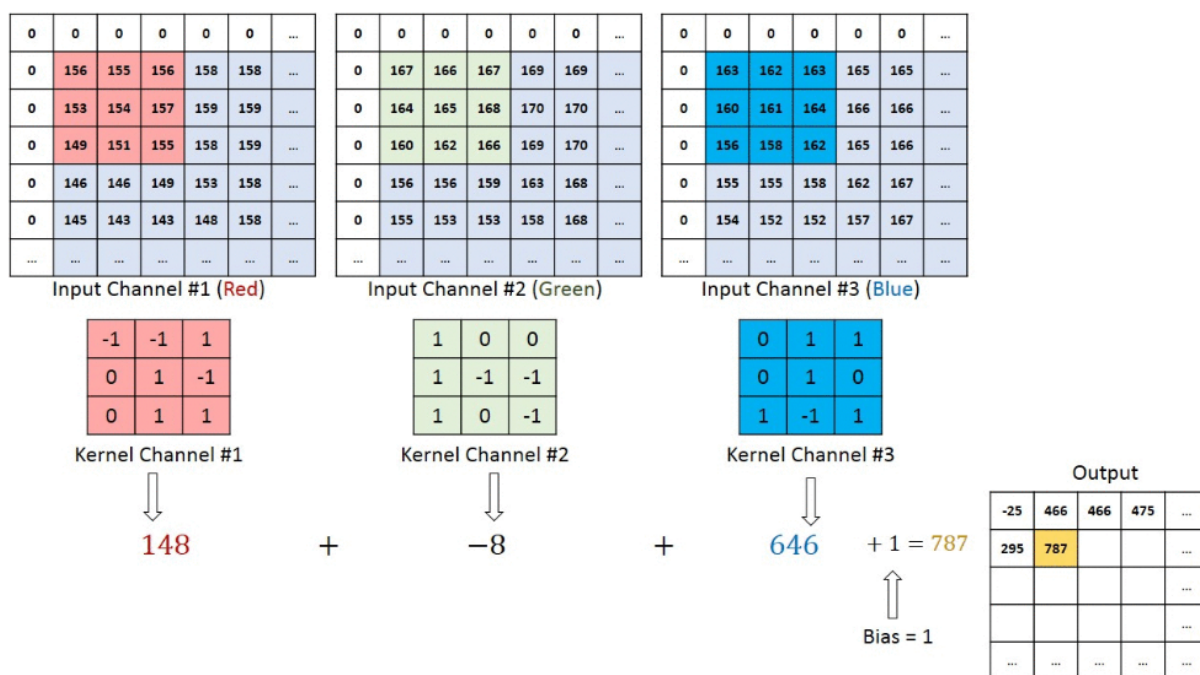
τελευταία επίπεδα των δικτύων αυτών αποτελούνται από νευρωνικά δίκτυα κλασικής «ρηχής» μορφής (Multi Layer Perceptrons, MLPs), στα οποία συντελείται η ταξινόμηση.



Σχήμα 5.4. Τυπική αρχιτεκτονική Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου [Azimi & Pekcan, 2019]

Πιο αναλυτικά, η δομή τους ξεκινά με συνελκτικά επίπεδα, στα οποία, συνελκτικά φίλτρα (convolution kernels) συνελίσσονται με κυλιόμενη κάθε φορά, σταθερού ύψους και πλάτους, υποπεριοχή της εισόδου, η οποία καλείται «δεκτικό πεδίο» (Σχήμα 5.5). Οι διαστάσεις του δεκτικού πεδίου είναι ίσες με τις διαστάσεις εκάστου συνελκτικού φίλτρου που χρησιμοποιείται. Κάθε συνελκτικό φίλτρο αντιπροσωπεύει συγκεκριμένα χαρακτηριστικά της εισόδου, με συνέπεια το αποτέλεσμα της συνέλιξής του με την είσοδο να αποτελεί το χάρτη αυτών των χαρακτηριστικών της εισόδου (feature map). Έτσι, η είσοδος ενός συνελκτικού επιπέδου, όπως μια εικόνα, μετατρέπεται σε ένα σύνολο φιλτραρισμένων εικόνων - χάρτες χαρακτηριστικών. Όσο πιο αρχικό είναι το συνελκτικό επίπεδο, τα χαρακτηριστικά που μελετώνται είναι πιο απλά, όπως όρια αντικειμένων, καμπύλες, κ.α.. Στα συνελκτικά επίπεδα που ακολουθούν, τα χαρακτηριστικά μελέτης γίνονται πιο σύνθετα και πιο αφηρημένα, αφού προκύπτουν από το μετασχηματισμό, μέσω συνέλιξης, των απλών κατανοητών χαρακτηριστικών σε σύνθετα, μη κατανοητά χαρακτηριστικά.

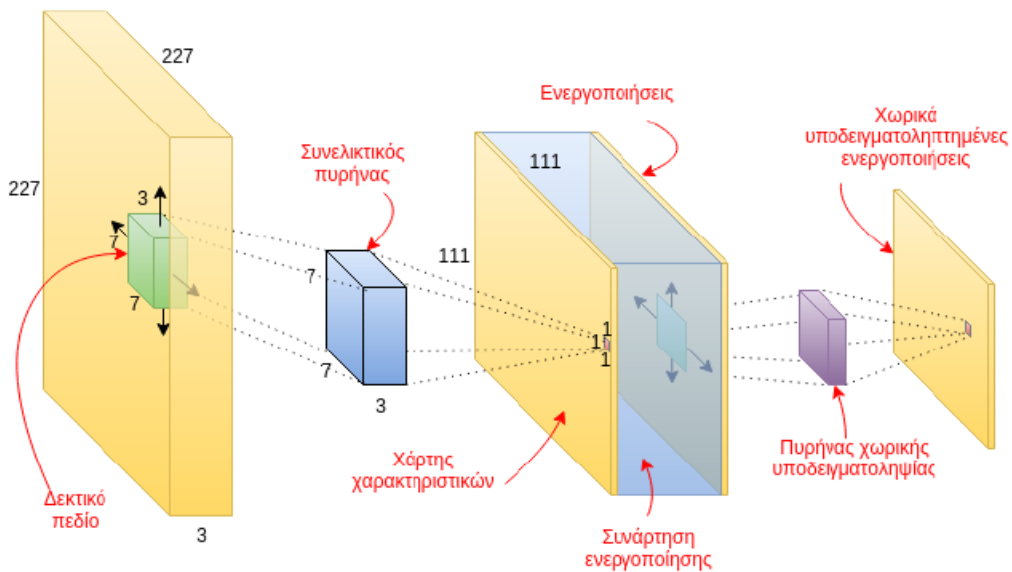
Ο τρόπος συνέλιξης καθορίζεται από το βήμα (stride), το οποίο είναι το πλήθος των χωρικών μονάδων κατά τις οποίες μετακινείται το δεκτικό πεδίο καθώς σαρώνει την είσοδο. Η σάρωση πραγματοποιείται έτσι ώστε το δεκτικό πεδίο να εμπεριέχει κάθε φορά αλληλεπικαλυπτόμενες περιοχές της εισόδου (Σχήμα 5.5). Καθώς, όμως, πραγματοποιείται η σάρωση της εισόδου, οι περιοχές στα άκρα της εισόδου χρησιμοποιούνται πολύ λιγότερο από εκείνες στο μέσον της. Προκειμένου να υπερκεραστεί το πρόβλημα αυτό προστίθενται



Σχήμα 5.5. Αποτέλεσμα (output) συνέλιξης έγχρωμης εικόνας (Red Green Blue-RGB) με φίλτρα διαστάσεων 3x3 (βήμα:1) [<https://stackoverflow.com/questions/54098364/understanding-channel-in-convolution-neural-network-cnn-input-shape-and-output>]

μηδενικές τιμές στα περιθώρια (περιγράμματα) των εισόδων (zero padding). Υπάρχουν δύο ειδών τεχνικές padding: Η τεχνική valid padding, κατά την οποία η εισοδος παραμένει η ίδια, χωρίς γέμισμα και το same padding κατά το οποίο γεμίζεται η εισοδος κατά τέτοιο τρόπο, ώστε η έξοδος να είναι ιδίων διαστάσεων με την εισοδο. Το βήμα (stride) και η τεχνική της συμπλήρωσης με μηδενικά (zero padding) ανήκουν στις υπερ-παραμέτρους των Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων, δηλαδή στις μεταβλητές που καθορίζουν την αρχιτεκτονική τους και ορίζονται από το χρήστη.

Στη συνέχεια, το σύνολο των φιλτραρισμένων εικόνων υποβάλλεται σε κανονικοποίηση, με χρήση της μη γραμμικής συνάρτησης ενεργοποίησης (συνήθως της RELU) και το κανονικοποιημένο σύνολο των εικόνων που προκύπτει αποτελεί την εισοδο στα επίπεδα συγκέντρωσης (pooling layers). Τα επίπεδα αυτά χρησιμοποιούνται για την υποδειγματοληψία των χαρτών χαρακτηριστικών (feature maps), δηλαδή, για την απομείωση των διατάσεών τους, μειώνοντας παράλληλα τις παραμέτρους των δικτύων και επιτυγχάνοντας την αποφυγή φαινομένων υπερπροσαρμογής των δικτύων (overfitting).

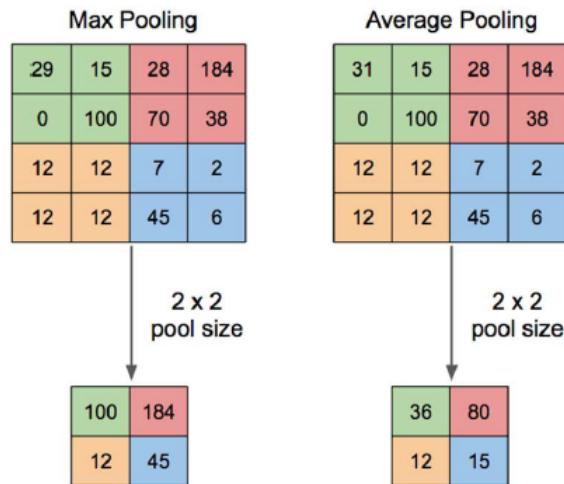


Σχήμα 5.6. Τροφοδότηση επιπέδου συγκέντρωσης από συνελκτικό επίπεδο [Πρόβος, 2015]

Ειδικότερα, στα επίπεδα συγκέντρωσης, κάθε χάρτης χαρακτηριστικών σαρώνεται από ένα φίλτρο μικρών διαστάσεων (ύψος x πλάτος) και το αποτέλεσμα του φιλτραρίσματος (μία τιμή για κάθε θέση σάρωσης) προκύπτει βάσει μίας εκ των ακόλουθων μεθόδων:

- Max pooling (Σχήμα 5.7): Επιλέγεται η μέγιστη τιμή από την περιοχή κάλυψης του φίλτρου. Η μέθοδος αυτή είναι η πλέον διαδεδομένη, καθώς υπάρχει μεγαλύτερη πιθανότητα τα χαρακτηριστικά ενδιαφέροντος να δημιουργούν τις μέγιστες τιμές εικονοψηφίδων, σε μια εικόνα.
- Average pooling (Σχήμα 5.7): Επιλέγεται η μέση τιμή από την περιοχή κάλυψης του φίλτρου.
- Global pooling: Η περιοχή κάλυψης του φίλτρου είναι ίδιων διαστάσεων με την είσοδο, οπότε προκύπτει μία τιμή για κάθε είσοδο της ομάδας χαρτών χαρακτηριστικών.

Τελικά, οι τιμές του συνόλου των χαρτών χαρακτηριστικών (πίνακες μικρών διαστάσεων) συγκεντρώνονται σε πίνακες στήλες, οι οποίοι αποτελούν τις εισόδους στα πολυεπίεδα αντίληπτρα (multi-layer perceptrons) πλήρως συνδεδεμένων νευρώνων, προκειμένου να ολοκληρωθεί η εκπαίδευση βάσει των *à priori* γνωστών κατηγοριών (επιβλεπόμενη μάθηση), μέσω βελτιστοποίησης των βαρών και πολώσεων των συνάψεων των νευρώνων.



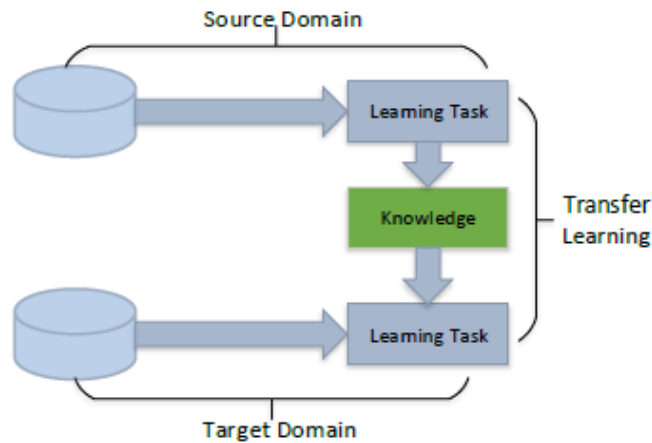
Σχήμα 5.7. Διαφορετικές μέθοδοι υποδειγματοληψίας του πίνακα χαρακτηριστικών [Yani *et al.*, 2019]

Τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση τοπικών χωρικών μοτίβων/ακολουθιών σε δεδομένα. Για την επιτυχή εφαρμογή τους θα πρέπει οι εισοδοί στο δίκτυο να έχουν μορφή εικόνας και βάσει των αποτελεσμάτων της συνεχούς έρευνας στο αντικείμενο, απαιτείται μεγάλο πλήθος δεδομένων εκπαίδευσης, πρόβλημα το οποίο μπορεί να υπερκεραστεί με μετασχηματισμό μικρών σε όγκο δεδομένων για τη δημιουργία περισσότερων δεδομένων (data augmentation).

5.5 Τεχνική Μεταφοράς Μάθησης (Transfer Learning)

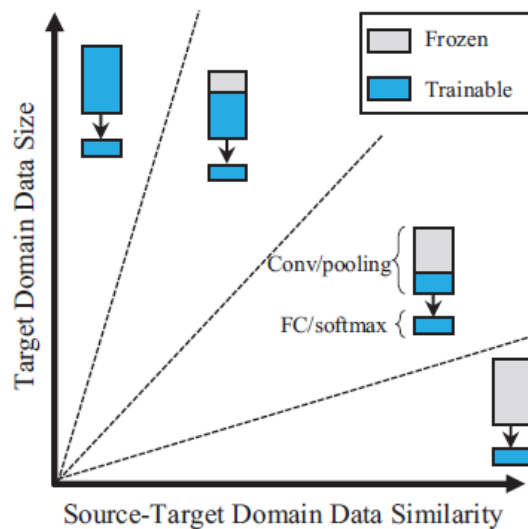
Ο όρος Μεταφορά Μάθησης (Transfer Learning) αναφέρεται σε μια τεχνική μηχανικής μάθησης, η οποία βασίζεται στη γενίκευση της εμπειρίας [Zhuang *et al.*, 2020] και επιτρέπει την εκ νέου χρήση της γνώσης που έχει αποκτηθεί κατά την επίλυση ενός προβλήματος, το πεδίο του οποίου καλείται «τομέας προέλευσης» (source domain), για την επίλυση ενός διαφορετικού, αλλά παρεμφερούς χαρακτήρα προβλήματος, το πεδίο του οποίου καλείται «τομέας στόχου» (target domain) (Σχήμα 5.8).

Πιο συγκεκριμένα, όσον αφορά τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα, η τεχνική της μεταφοράς μάθησης εφαρμόζεται με τη χρήση ενός προεκπαιδευμένου δικτύου βαθιάς μάθησης, που έχει αναπτυχθεί για ένα πρόβλημα A, προς επίλυση ενός νέου προβλήματος B και στην πιο συνήθη μορφή της προϋποθέτει μόνο την κατάλληλη μεταβολή των τελευταίων επιπέδων ταξινόμησης, διατηρώντας την ίδια αρχιτεκτονική επιπέδων πριν



Σχήμα 5.8. Τεχνική Μεταφοράς Μάθησης [Tan *et al.*, 2018]

από αυτά. Οι επιμέρους κατηγοριοποιήσεις της τεχνικής αναλύονται διεξοδικά στις εργασίες των Pan & Yang (2010) και Zhuang *et al.* (2020).



Σχήμα 5.9. Διαφορετικές στρατηγικές Μεταφοράς Μάθησης [Azimi & Pekcan, 2019]

Στο Σχήμα 5.9 παρουσιάζονται διαφορετικές στρατηγικές Μεταφοράς Μάθησης, ανάλογα με τον όγκο των δεδομένων του τομέα στόχου (target domain) και την ομοιότητά τους με τα δεδομένα του τομέα προέλευσης (source domain) [Azimi & Pekcan, 2019]. Παρατηρείται ότι εάν ο βαθμός ομοιότητας είναι μικρός τότε χρειάζεται πολύ μεγάλος όγκος δεδομένων και ριζικές αλλαγές στα επίπεδα του νευρωνικού δικτύου βαθιάς μάθησης. Όσο ο βαθμός ομοιότητας αυξάνεται τόσο μειώνεται ο απαραίτητος όγκος δεδομένων και τα τμήματα του νευρωνικού δικτύου που χρήζουν μεταβολής. Τελικά, για

μεγάλο βαθμό ομοιότητας, απαιτούνται λίγα δεδομένα και αλλαγή μόνο των τελευταίων επιπέδων ταξινόμησης του δικτύου.

Το κυριότερο πλεονέκτημα της τεχνικής είναι το ότι επιλύει το πρόβλημα της ανεπάρκειας δεδομένων εκπαίδευσης. Έχει αποδειχθεί ότι το μέγεθος των νευρωνικών δικτύων και το πλήθος των δεδομένων εκπαίδευσης έχουν σχεδόν γραμμική σχέση [Tan *et al.*, 2018]. Συνεπώς, για την επιτυχή εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης, τα οποία απαρτίζονται από μεγάλο πλήθος επιπέδων, απαιτείται εξαιρετικά μεγάλος όγκος δεδομένων, η συλλογή των οποίων ενδέχεται πολλές φορές να είναι εξόχως δύσκολη και κοστοβόρα. Κατά τη διαδικασία μεταφοράς μάθησης, με τη χρήση ήδη εκπαιδευμένων δικτύων σε παρεμφερή με τα εξεταζόμενα προβλήματα, γίνεται χρήση των ήδη υπολογισμένων παραμέτρων των δικτύων αυτών (βάρη συνάψεων, κ.α.), με αποτέλεσμα να χρειάζεται πολύ μικρότερος όγκος δεδομένων για την επιτυχή εκπαίδευσή τους στα νέα προβλήματα. Ωστόσο, το γεγονός αυτό ενδέχεται να οδηγήσει σε υπερπροσαρμογή (overfitting) του δικτύου αν υπάρχει πολύ μεγάλη ομοιότητα μεταξύ των πεδίων προέλευσης και στόχου, γεγονός που απαιτεί κατάλληλες ενέργειες του χρήστη για την αποφυγή μιας τέτοιας κατάστασης (όπως μεταβολή ρυθμού εκπαίδευσης, αφαίρεση επιπέδων, κ.α.).

Επιπλέον, εφόσον γίνεται χρήση των προϋπολογισμένων παραμέτρων τους, οι χρόνοι εκπαίδευσης των προεκπαιδευμένων δικτύων είναι σημαντικά μικρότεροι των αντίστοιχων χρόνων μιας εξαρχής εκπαίδευσης. Ακόμα, η τεχνική της μεταφοράς μάθησης καθιστά δυνατή τη χρήση προεκπαιδευμένων δικτύων με βραβευμένες αρχιτεκτονικές από νέους χρήστες στο σχεδιασμό νευρωνικών δικτύων, με αποτέλεσμα την ευρεία χρήση των μεθόδων Τεχνητής Νοημοσύνης.

5.6 Δημοφιλείς αρχιτεκτονικές Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων (CNNs) που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα έρευνα

Οι πλέον δημοφιλείς αρχιτεκτονικές Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων είναι οι AlexNet [Krizhevsky *et al.*, 2012], ZFNet [Zeiler & Fergus, 2014], GoogleNet και ResNet, οι οποίες κατά σειρά, απέσπασαν την πρώτη θέση στον ετήσιο διαγωνισμό ταξινόμησης εικόνων με μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) για τα έτη 2012 έως και 2015, καθώς και η αρχιτεκτονική VGGNet

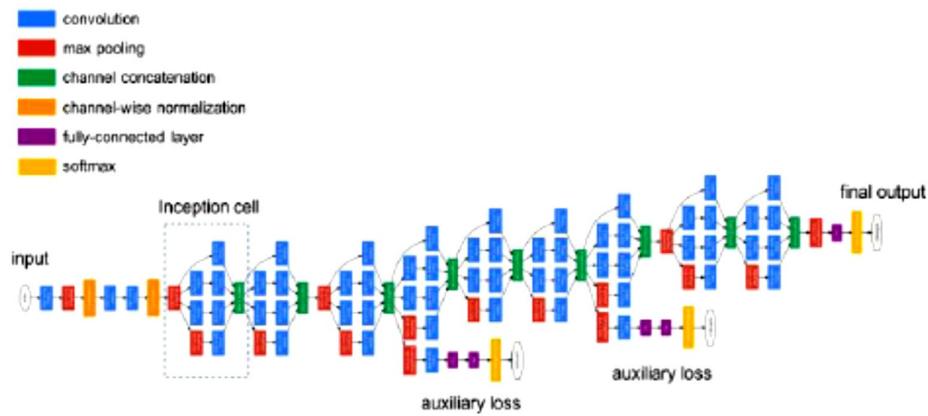
[Simonyan & Zisserman, 2014]. Ακολούθως, εξετάζονται οι δημοφιλείς αρχιτεκτονικές που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα έρευνα, με εφαρμογή της Τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης.

5.6.1 GoogleNet

Μία από τις πλέον επιτυχημένες αρχιτεκτονικές συνελκτικού νερωνικού δικτύου αποτελεί εκείνη του δικτύου GoogleNet. Το GoogleNet δημιουργήθηκε από ερευνητές της εταιρείας Google LLC®, προκειμένου να καλύψει ανάγκες ταξινόμησης εικόνων και παρουσιάστηκε για πρώτη φορά στον ετήσιο διαγωνισμό ταξινόμησης εικόνων με μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC), το έτος 2014, κερδίζοντας την πρώτη θέση, με ποσοστό σφάλματος 6.67% (top-5 error) [Szegedy *et al.*, 2015]. Ο ως άνω διαγωνισμός αφορά στην ταξινόμηση εικόνων σε 1000 κατηγορίες αντικειμένων, με χρήση περίπου 1.2 εκατομμυρίων εικόνων για εκπαίδευση (training), 50000 εικόνων για επικύρωση (validation) και 100000 εικόνων για δοκιμή (testing). Η επίδοση κάθε νευρωνικού δικτύου στο διαγωνισμό μετράται με τον συντελεστή σφάλματος των πέντε επικρατέστερων κατηγοριών του δικτύου (top-5 error), δηλαδή, η ταξινόμηση μιας εικόνας από το δίκτυο θεωρείται σωστή, εφόσον η αληθής κατηγορία της συμπίπτει με μία από τις πέντε επικρατέστερες κατηγορίες, στις οποίες ταξινομείται η εικόνα από το δίκτυο.

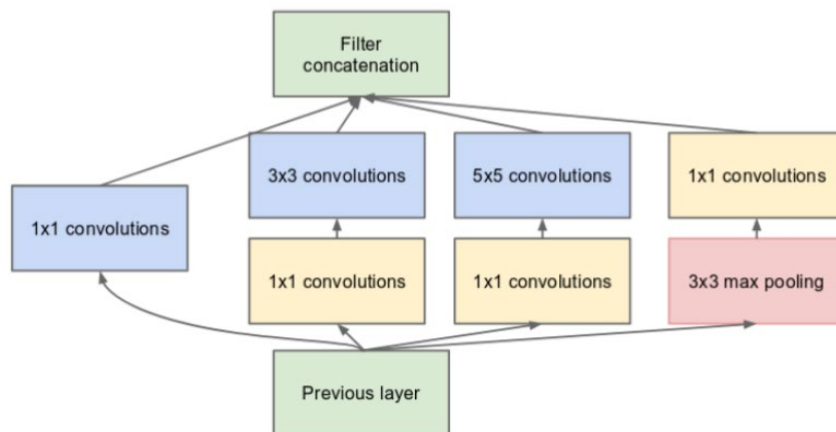
Το GoogleNet αποτελείται από 22 επίπεδα με παραμέτρους ή από 27 επίπεδα αν προσμετρηθούν και τα επίπεδα συγκέντρωσης. Η επιτυχία του GoogleNet οφείλεται κατά κύριο λόγο σε ένα καινοτόμο τμήμα της αρχιτεκτονικής του, το Inception module, το οποίο συνίσταται από φίλτρα διαφόρων διαστάσεων, τα οποία λειτουργούν παράλληλα στο ίδιο επίπεδο (layer) του δικτύου. Η διάταξη αυτή πήρε το όνομά της από την ομώνυμη ταινία του Hollywood (2010), η οποία πραγματευόταν την ιδέα του ονείρου μέσα σε όνειρο, κατά αντιστοιχία της ιδέας του δικτύου μέσα σε δίκτυο [Lin *et al.*, 2014].

Τα Inception modules αποτελούν επίπεδα στα οποία διενεργείται συνέλιξη (convolution) των εισόδων τους με φίλτρα τριών διαφορετικών διαστάσεων (1x1, 3x3 και 5x5) παράλληλα με χρήση της συνάρτησης ενεργοποίησης RELU και διεργασία συγκέντρωσης μέγιστης τιμής (max pooling), όπως φαίνεται στο Σχήμα 5.11. Με τη χρήση των inception



Σχήμα 5.10. Αρχιτεκτονική συνελκτικού δικτύου GoogleNet (Inception v1) [Szegedy *et al.*, 2015]

modules δημιουργούνται βαθιά νευρωνικά δίκτυα με μεγαλύτερο πλάτος από τα συνήθη. Τα εξαγόμενα των διαφόρων φίλτρων του Inception module συνενώνονται σε ένα πίνακα, ο οποίος αποτελεί την είσοδο στο επόμενο επίπεδο.



Σχήμα 5.11. Αρχιτεκτονική Inception module [Szegedy *et al.*, 2015]

Ο κύριος λόγος που επιλέχθηκε το εν λόγω βαθύ Νευρωνικό δίκτυο είναι το ότι η αρχιτεκτονική του GoogleNet, με την καινοτομία των Inception modules, επιτρέπει την αξιοποίηση της πληροφορίας που εμπεριέχεται σε μια εικόνα, ανεξάρτητα από τη θέση της σε αυτή. Πιο συγκεκριμένα, στην περίπτωση που η πληροφορία εμπεριέχεται στο μεγαλύτερο μέρος μιας εικόνας, προτιμούνται μεγαλύτερης διάστασης φίλτρα, ενώ όταν η πληροφορία εντοπίζεται τοπικά, τότε χρησιμοποιούνται μικρής διάστασης φίλτρα. Συνεπώς, η επιλογή της σωστής διάστασης φίλτρων είναι εξαιρετικά σημαντική για την επιτυχή λειτουργία του νευρωνικού δικτύου. Τα Inception modules, με τη χρήση φίλτρων

διαφόρων διαστάσεων στις εικόνες, δύνανται να αξιοποιούν την περιεχόμενη πληροφορία σε κάθε περίπτωση.

Η πρώτη έκδοση του GoogleNet ήταν η Inception-v1, το έτος 2014 και έκτοτε έχουν παρουσιαστεί νεότερες, πιο σύνθετες και πιο αποδοτικές εκδόσεις του. Το έτος 2015 παρουσιάστηκαν οι εκδόσεις Inception-v2 και Inception-v3 [Szegedy *et al.*, 2015], ενώ οι νεότερες εκδόσεις του Inception-v4, Inception ResNet-v1 και Inception ResNet-v2 παρουσιάστηκαν το έτος 2016 [Szegedy *et al.*, 2016].

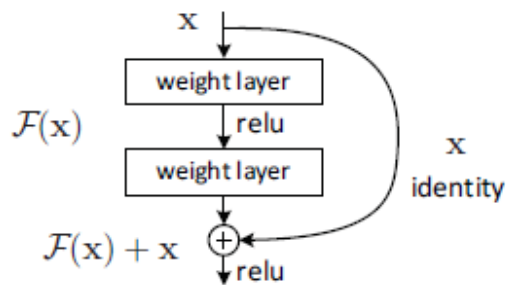
5.6.2 Υπολειμματικά Νευρωνικά Δίκτυα (Residual Neural Networks ή ResNets)

Η αύξηση των επιπέδων των νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης δύναται να οδηγήσει στην επίλυση πιο σύνθετων προβλημάτων, καθώς όσο πιο βαθύ είναι ένα επίπεδο, τόσο πιο σύνθετα είναι τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από αυτό. Ωστόσο, έχει παρατηρηθεί ότι όσο αυξάνουν τα επίπεδα των βαθέων δικτύων επέρχεται κορεσμός της ορθότητας (accuracy) σε μια μέγιστη τιμή και στη συνέχεια αυτή υποβαθμίζεται ραγδαία, δηλαδή παρατηρείται ότι η προσθήκη περισσότερων επιπέδων έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση του σφάλματος εκπαίδευσης του δικτύου, γεγονός που δεν οφείλεται στο φαινόμενο της υπερπροσαρμογής (overfitting) [Srivastava *et al.*, 2015]. Αντίθετα, οφείλεται στο γεγονός ότι όσο περισσότερα είναι τα κρυφά επίπεδα, τόσο περισσότερο χάνονται οι πληροφορίες της αρχικής εισόδου, καθώς ένα κρυφό επίπεδο λαμβάνει μόνο πληροφορίες από το αμέσως προηγούμενό του. Το πρόβλημα υποβάθμισης της ορθότητας εκπαίδευσης (degradation problem) οδηγεί στο συμπέρασμα ότι ο βαθμός δυσκολίας της βελτιστοποίησης δεν είναι ίδιος σε όλα τα συστήματα.

Προκειμένου να αντιμετωπιστεί το παραπάνω πρόβλημα, μια ομάδα επιστημόνων από το τμήμα ερευνών της εταιρείας Microsoft (Microsoft Research[®]) ανέπτυξαν μια νέα αρχιτεκτονική συνελκτικών νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης, τα Υπολειμματικά Νευρωνικά Δίκτυα (Residual Neural Networks ή ResNets), την οποία παρουσίασαν το έτος 2015 [He *et al.*, 2016]. Η αρχιτεκτονική των δικτύων αυτών έλυσε το προαναφερόμενο πρόβλημα, αναγκάζοντας τα προχωρημένα επίπεδα ενός δικτύου να διατηρούν πληροφορίες που έχουν μάθει στα πρώτα επίπεδά του. Η ως άνω αρχιτεκτονική κατέκτησε την πρώτη θέση στον ετήσιο διαγωνισμό ταξινόμησης εικόνων με μεθόδους τεχνητής

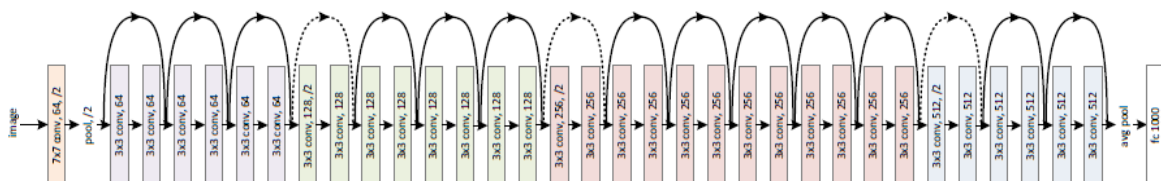
νοημοσύνης ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC), το έτος 2015, με ποσοστό σφάλματος 3.57% (top-5 error).

Τα Υπολειμματικά Νευρωνικά Δίκτυα είναι Συνελικτικά Δίκτυα τα οποία συνίστανται από διαδοχικά υπολειμματικά μπλοκ (residual blocks) (Σχήμα 5.12), κάθε ένα από τα οποία αποτελείται από συγκεκριμένο αριθμό συνελικτικών επιπέδων (συνήθως 2). Η είσοδος X του υπολειμματικού μπλοκ όχι μόνο διαπερνά τα επίπεδά του, αλλά τελικά προστίθεται και στην έξοδό του. Αυτή η επαυξημένη έξοδος εισάγεται ως είσοδος στο επόμενο υπολειμματικό μπλοκ, διαδικασία η οποία συνεχίζεται με τον ίδιο τρόπο σε όλα τα ακόλουθα υπολειμματικά μπλοκς. Τα επίπεδα που απαρτίζουν κάθε μπλοκ «μαθαίνουν» μια υπολειμματική συνάρτηση (residual function) σε σχέση με την είσοδο X του μπλοκ, δηλαδή υλοποιούν ένα βήμα βελτίωσης εντός εκάστου μπλοκ, διενεργώντας μια προσαρμογή του χάρτη χαρακτηριστικών εισόδου του μπλοκ σε χαρακτηριστικά υψηλότερης ποιότητας [Κανελλόπουλος, 2019].



Σχήμα 5.12. Δομή και διεργασίες υπολειμματικού μπλοκ (residual block) [He et al., 2016]

Η αρχή λειτουργίας των Υπολειμματικών δικτύων (ResNets) επέτρεψε τη δημιουργία δικτύων με εξαιρετικά βαθιά αρχιτεκτονική, με περισσότερα από 150 επίπεδα. Τα πιο διαδεδομένα Υπολειμματικά δίκτυα είναι τα ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50 και ResNet-101, τα οποία αντλούν το όνομά τους από τον αριθμό των επιπέδων τους.



Σχήμα 5.13. Αρχιτεκτονική Υπολειμματικού δικτύου ResNet-34 [He et al., 2016]

Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκαν τα υπολειμματικά Νευρωνικά Δίκτυα ResNet-18 και ResNet-50, προκειμένου, αφενός μεν να διερευνηθεί η απόδοση του συγκεκριμένου τύπου βαθέων Νευρωνικών Δικτύων στην ανίχνευση και ταξινόμηση της δομικής βλάβης φυσικού ομοιώματος γέφυρας τύπου Bailey, και αφετέρου να εξεταστεί η επίδραση της ύπαρξης περισσότερων επιπέδων (layers) στην απόδοση των Νευρωνικών Δικτύων για το εν λόγω πρόβλημα.

5.7 Βιβλιογραφική ανασκόπηση χρήσης Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης σε μεθόδους επιθεώρησης που βασίζονται στη δόνηση/ταλάντωση των κατασκευών (vibration based inspection methods) για την ανίχνευση δομικής βλάβης

Η εργασία των Azimi *et al.* (2020) αποτελεί μια διεξοδική και ενδελεχή ανασκόπηση της χρήσης των Νευρωνικών Δικτύων Βαθιάς Μάθησης στο επιστημονικό πεδίο της Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας των κατασκευών. Οι ως άνω ερευνητές κατηγοριοποιούν τις ερευνητικές προσπάθειες, στις οποίες γίνεται χρήση των βαθέων νευρωνικών δικτύων σε εργασίες με χρήση των νευρωνικών δικτύων σε μεθόδους:

1. επιθεώρησης βάσει της δόνησης/ταλάντωσης των κατασκευών (vibration based inspection methods)
2. οπτικής επιθεώρησης, οι οποίες διακρίνονται περαιτέρω σε:
 - α) εργασίες με χρήση νευρωνικών δικτύων για ανίχνευση ρωγμών (crack detection)
 - β) εργασίες με χρήση νευρωνικών δικτύων για αναγνώριση των κατασκευαστικών τμημάτων και ανίχνευση των αλλαγών τους (structural component recognition and change detection).

Ακολούθως, γίνεται αναφορά των σημαντικότερων ερευνητικών προσπαθειών χρήσης βαθέων νευρωνικών δικτύων μόνο σε μεθόδους επιθεώρησης βάσει της δόνησης/ταλάντωσης των κατασκευών, οι οποίες σχετίζονται άμεσα με το αντικείμενο της παρούσας έρευνας, δηλαδή αφορούν στη χρήση των βαθέων νευρωνικών δικτύων για την ανίχνευση και τον εντοπισμό δομικών βλαβών σε εργαστηριακά φυσικά ομοιώματα κατασκευών ή εργαστηριακές κατασκευές.

Η χρήση νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης σε μεθόδους επιθεώρησης βάσει της δόνησης/ταλάντωσης των κατασκευών παρατηρείται σε επιστημονικές εργασίες μόλις των

τελευταίων πέντε χρόνων, με στόχο την ανίχνευση, τον εντοπισμό και τον προσδιορισμό του είδους δομικών βλαβών σε κατασκευές. Στην παλαιότερη επιστημονική μελέτη, το έτος 2017, οι Abdeljaber *et al.* (2018), σε συνέχεια αρχικών προσπαθειών ομάδας της πρώτης συγγραφικής ομάδας [Abdeljaber *et al.*, 2017; Avcı *et al.*, 2017], πρότειναν μια μέθοδο βασισμένη στην ανάπτυξη ενός Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου μιας διάστασης (1D-CNN) για την εκτίμηση της γενικής δομικής κατάστασης μιας εργαστηριακής κατασκευής τεσσάρων ορόφων με χαλύβδινα πλαίσια (Σχήμα 5.14), διαστάσεων κάτοψης 2.5 m × 2.5 m και ύψους 3.6 m.

Η εργαστηριακή κατασκευή κατασκευάστηκε από την επιστημονική ομάδα Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Κατασκευών της IASC-ASCE (International Arctic Science Committee - American Society of Civil Engineers) και τοποθετήθηκε σε εξωτερικό περιβάλλον, στο πανεπιστήμιο British Columbia, στο Βανκούβερ του Καναδά, για την πραγματοποίηση πειραμάτων ανίχνευσης δομικών βλαβών με χρήση μετρήσεων ταλαντώσεων από αισθητήρες επιτάχυνσης. Η διέγερση της κατασκευής επιτεύχθη με χρήση συσκευής παραγωγής τυχαίων ταλαντώσεων για συχνότητες από 5 Hz έως 50 Hz, μέσω κρούσεων με ειδικό σφυρί (impact hammer) αλλά και με περιβαλλοντικές συνθήκες. Οι δομικές βλάβες προσομοιώθηκαν με αφαίρεση στηριγμάτων της κατασκευής ή/και με χαλάρωση μπουλονιών στις συνδέσεις δοκών και υποστυλωμάτων.



Σχήμα 5.14. Ομοίωμα κατασκευής (αριστερά) [Dyke *et al.*, 2003] και επιλεγμένα σενάρια δομικών βλαβών (δεξιά) [Abdeljaber *et al.*, 2018]

Η εκπαίδευση του Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου μιας διάστασης πραγματοποιήθηκε μέσω επιβλεπόμενης μάθησης, με δεδομένα εισαγωγής τις κανονικοποιημένες χρονοσειρές επιτάχυνσης μόνο από δύο δομικές καταστάσεις της κατασκευής, ήτοι από την «υγιή» και από την «ολικώς κατεστραμμένη» (εκτεταμένες δομικές βλάβες). Τελικά, διενεργήθηκε η ορθή κατηγοριοποίηση εννέα δομικών καταστάσεων της κατασκευής, βάσει ενός δείκτη πιθανότητας εμφάνισης που προέκυπτε από τα αποτελέσματα ταξινόμησης του νευρωνικού δικτύου.

Το έτος 2018, οι ερευνητές *Anci et al.*, τρεις από τους οποίους ανήκαν στην προαναφερθείσα επιστημονική ομάδα, παρουσίασαν την εφαρμογή ενός Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου μιας διάστασης (1D-CNN) για την ανίχνευση και εντοπισμό δομικών βλαβών μιας κατασκευής από χαλύβδινα πλαίσια (Σχήμα 5.15), διαστάσεων κάτοψης $4.2 \text{ m} \times 4.2 \text{ m}$ εγκατεστημένης σε εσωτερικό, εργαστηριακό χώρο, στο Πανεπιστήμιο του Κατάρ.

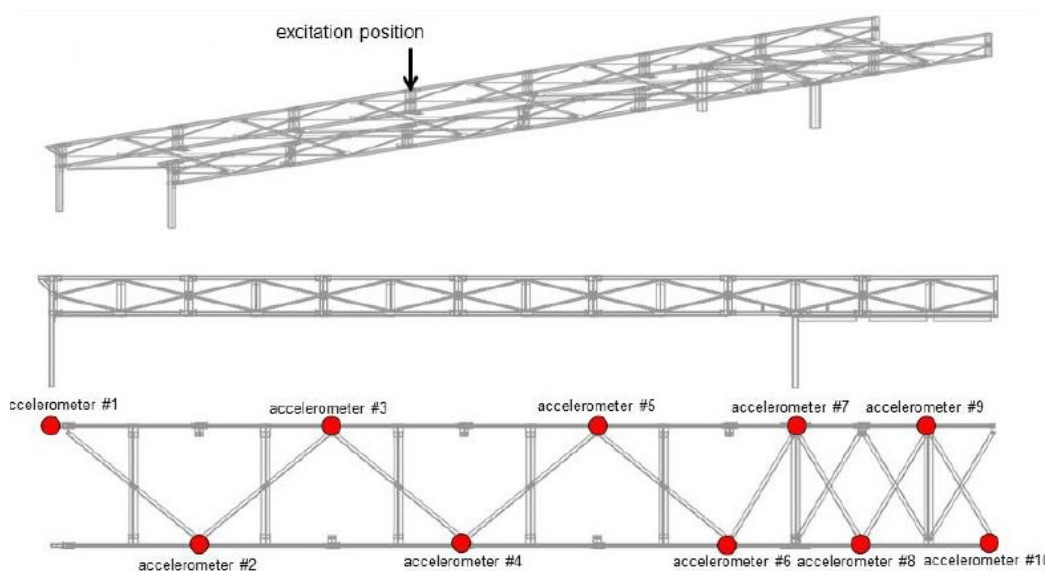


Σχήμα 5.15. Χαλύβδινη κατασκευή (αριστερά) και διάταξη ασύρματων αισθητήρων επί αυτής (δεξιά) [*Anci et al.*, 2018]

Για τις μετρήσεις ταλάντωσης της κατασκευής χρησιμοποιήθηκαν ασύρματοι αισθητήρες μέτρησης ταχύτητας και επιτάχυνσης τριών αξόνων, οι οποίοι τοποθετήθηκαν στους κόμβους των χαλύβδινων πλαισίων. Οι δομικές βλάβες προσομοιώθηκαν με χαλάρωση μπουλονιών σε σημεία σύνδεσης των πλαισίων της κατασκευής ενώ η διέγερσή της επετεύχθη μέσω περιβαλλοντικής φόρτισης (*ambient excitation*). Τελικά, δημιουργήθηκαν τόσα νευρωνικά δίκτυα, όσα και οι αισθητήρες και διενεργήθηκε η επιβλεπόμενη εκπαίδευσή τους, με στοιχεία εισόδου τις κανονικοποιημένες χρονοσειρές των μετρήσεων των αισθητήρων. Τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης κατέδειξαν την

ανωτερότητα των μετρήσεων του κατακόρυφου άξονα των αισθητήρων, έναντι των μετρήσεων των υπολοίπων δύο αξόνων, στην ανάδειξη της δομικής κατάστασης με βλάβη, με ορθότητα ταξινόμησης της τάξης του 90%. Ακόμη, οι ερευνητές πρότειναν ένα δείκτη για τον εντοπισμό της θέσης της δομικής βλάβης, βασισμένο στο ποσοστό των δειγμάτων τα οποία ταξινομήθηκαν ως βλάβη.

Το ίδιο έτος (2018) οι ερευνητές Wang & Cha παρουσίασαν μια μέθοδο ανίχνευσης και εντοπισμού δομικών βλαβών, η οποία βασίστηκε στη μη επιβλεπόμενη μάθηση ενός κατάλληλα σχεδιασμένου Συνελικτικού Νευρωνικού Δικτύου. Η μέθοδος εφαρμόστηκε σε εσωτερικό χώρο, σε μια εργαστηριακής κλίμακας γέφυρα (Σχήμα 5.16), διαστάσεων κάτοψης 6.10 m × 0.62 m και ύψους 0.73 m.



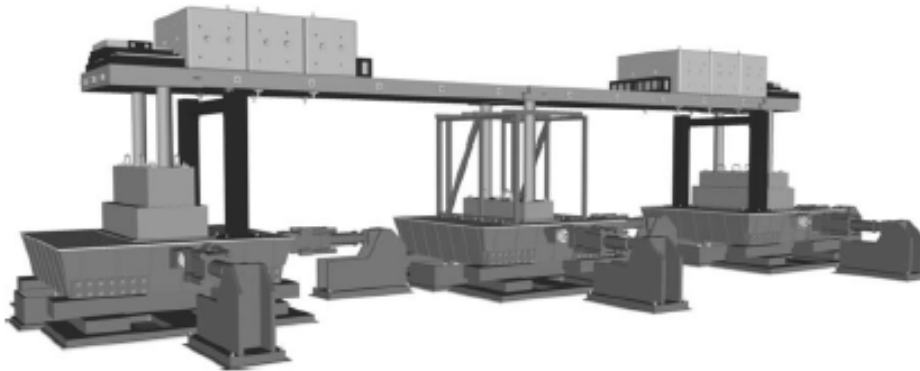
Σχήμα 5.16. Η γέφυρα εργαστηριακής κλίμακας και η διάταξη των αισθητήρων επιτάχυνσης επί αυτής [Wang & Cha, 2018]

Η διέγερση της κατασκευής επιτεύχθη με ειδικό σφυρί (impact hammer), μέσω κρούσεων σε συγκεκριμένο σημείο και οι δομικές βλάβες προσομοιώθηκαν με χαλάρωση μπουλονιών στις συνδέσεις στοιχείων της γέφυρας. Οι ταλαντώσεις της γέφυρας, σε «υγιή» κατάσταση, μετρήθηκαν με αισθητήρες επιτάχυνσης, το σήμα των οποίων υποβλήθηκε σε επεξεργασία, προκειμένου να εισαχθεί στο Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο. Πιο συγκεκριμένα, οι χρονοσειρές επιτάχυνσης κανονικοποιήθηκαν και μετασχηματίστηκαν σε κλιμακογράμματα (scalograms) με χρήση του Συνεχούς Μετασχηματισμού Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform). Στη συνέχεια, με χρήση του Ταχέως Μετασχηματισμού

Fourier, οι γραμμές εκάστου κλιμακογράμματος μετασχηματίστηκαν στο πεδίο των συχνοτήτων και τα εξαγόμενα (εικόνες) αποτέλεσαν τις εισόδους του συνελκτικού δικτύου. Το συνελκτικό δίκτυο είχε τη δομή ενός νευρωνικού δικτύου αυτοκωδικοποίησης (Autoencoder Neural Network), ώστε να επιτύχει μια πιο αφηρημένη αναπαράσταση των εικόνων εισόδου, διατηρώντας τις διαστάσεις τους. Έτσι, προέκυψε ένας δείκτης δομικής βλάβης ως ο μέσος όρος της διαφοράς αντίστοιχων εικονοψηφίδων, μεταξύ των εικόνων εισόδου και εξόδου. Ακολούθως, χρησιμοποιήθηκαν μόνο οι εικόνες από 1-50 Hz και από 51-100 Hz, δίνοντας τελικά δύο δείκτες δομικής βλάβης για κάθε ομάδα δεδομένων. Οι δείκτες δομικής βλάβης από τα δεδομένα «υγιούς» κατάστασης της γέφυρας χρησιμοποιήθηκαν περαιτέρω για τη δημιουργία μιας Μηχανής Διανυσματικής Υποστήριξης (Support Vector Machine, SVM) μίας τάξης (One class SVM), ο οποίος αποτέλεσε τον ταξινομητή (classifier) Μη Επιβλεπόμενης Μηχανικής Μάθησης για την ανίχνευση νεωτερισμών/«ανωμαλιών» (Novelty/Anomaly Detection) αλλά και τη βάση υπολογισμού ποσοστών, με το μεγαλύτερο από αυτά να υποδεικνύει τη θέση της δομικής βλάβης στη γέφυρα.

Το έτος 2018 πραγματοποιήθηκε και η πρώτη προσπάθεια χρήσης της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης των νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης στο ερευνητικό πεδίο της Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας κατασκευών. Ο ερευνητής Choy (2018) εφάρμοσε την τεχνική μεταφοράς μάθησης με επιβλεπόμενη μάθηση των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης AlexNet και GoogleNet, τα οποία είναι προεκπαιδευμένα με εικόνες της βάσης δεδομένων ImageNet. Ο ερευνητής πραγματοποίησε μετρήσεις με αισθητήρα ηλεκτρομηχανικής αντίστασης σε μια πλάκα από αλουμίνιο, σε εσωτερικό περιβάλλον. Η αλουμινένια πλάκα μετρήθηκε τόσο σε «υγιή» κατάσταση, όσο και σε κατάσταση με δομική βλάβη, κατά την οποία τοποθετήθηκε πρόσθετη μάζα επί αυτής. Στη συνέχεια, από τις πρωτογενείς μετρήσεις ηλεκτρομηχανικής αντίστασης δημιουργήθηκαν διαγράμματα συνάρτησης απόκρισης συχνότητας (Frequency Response Function, FRF), τα οποία μετασχηματίστηκαν με την προτεινόμενη μεθοδολογία σε εικόνες κατάλληλης ανάλυσης και εισήχθησαν ως είσοδοι στα ως άνω βαθιά νευρωνικά δίκτυα. Η τελική ορθότητα ταξινόμησης για το μετασχηματισμένο δίκτυο AlexNet δεν ήταν καθόλου ικανοποιητική (50%), σε αντίθεση με εκείνη του μετασχηματισμένου GoogleNet, που ήταν καλύτερη από 90% σε 156 ομάδες δεδομένων.

Οι ερευνητές Khondabandehlou *et al.* (2018) αναφέρουν επίτευξη ορθότητας 100% κατά τη χρήση Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων δύο διαστάσεων, επιβλεπόμενης μάθησης, τα οποία αναπτύχθηκαν και χρησιμοποιήθηκαν σε δεδομένα παρακολούθησης της δυναμικής συμπεριφοράς φυσικού ομοιώματος γέφυρας δύο ανοιγμάτων από οπλισμένο σκυρόδεμα, κλίμακας 1:4 και διαστάσεων κάτοψης 20.5 m x 2.49 m και ύψους 2.9 m [Johnson *et al.*, 2008] (Σχήμα 5.17), προκειμένου να ανιχνευθούν δομικές βλάβες και να ταξινομηθεί το είδος τους. Το φυσικό ομοίωμα γέφυρας είχε κατασκευαστεί βάσει των ισχυόντων κωδικών σχεδιασμού γεφυρών, σε εργαστηριακό χώρο, στο Πανεπιστήμιο της Νεβάδα (Reno), πριν το έτος 2006, για ερευνητικούς σκοπούς.



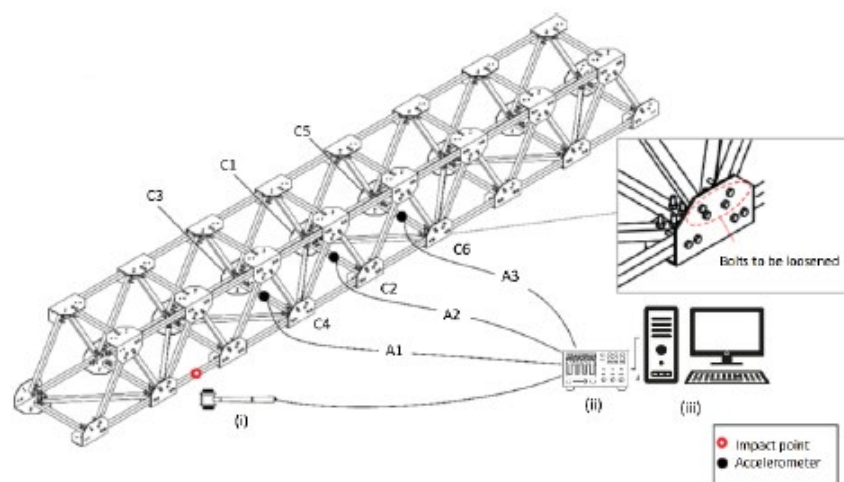
Σχήμα 5.17. Το φυσικό ομοίωμα γέφυρας από οπλισμένο σκυρόδεμα επί συστήματος σεισμικής τράπεζας [Johnson *et al.*, 2008]

Τα θεμέλιά της είχαν κατασκευαστεί επί συστήματος σεισμικής τράπεζας, με την οποία επιτυχανόταν η διέγερση της κατασκευής, μέσω επιβολής σεισμικών διεγέρσεων αυξανόμενης έντασης έως την σχεδόν κατάρρευση της κατασκευής, με ταυτόχρονη καταγραφή των βλαβών για κάθε επίπεδο διέγερσης. Η μέτρηση της ταλάντωσης της γέφυρας πραγματοποιήθηκε με πληθώρα αισθητήρων, αλλά στην εξεταζόμενη δημοσίευση χρησιμοποιήθηκαν μόνο οι χρονοσειρές δεκατεσσάρων αισθητήρων επιτάχυνσης τριών αξόνων.

Κάθε χρονοσειρά επιτάχυνσης μετασηματίστηκε σε πίνακα διαστάσεων 122 × 70 (χωρίς να δίνονται λεπτομέρειες για τη μέθοδο μετασηματισμού), ο οποίος αποτέλεσε την είσοδο στο αναπτυχθέν συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο δύο διαστάσεων ως εικόνα. Τελικά,

επιτεύχθη ορθότητα 100% στην ταξινόμηση τεσσάρων δομικών καταστάσεων της κατασκευής.

Το έτος 2019, οι ερευνητές Chang και Wang δημιούργησαν ένα Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο μιας διάστασης (1-D CNN), μεταβάλλοντας κατάλληλα τη δομή του ευρέως γνωστού δικτύου AlexNet [Krizhevsky *et al.*, 2012], το οποίο είχε λάβει την πρώτη θέση στον ετήσιο διαγωνισμό ταξινόμησης εικόνων με μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC), το έτος 2012, με ποσοστό σφάλματος 15.3% (top-5 error).



Σχήμα 5.18. Η εργαστηριακή δικτυωτή γέφυρα τύπου Warren [Chang και Wang, 2019]

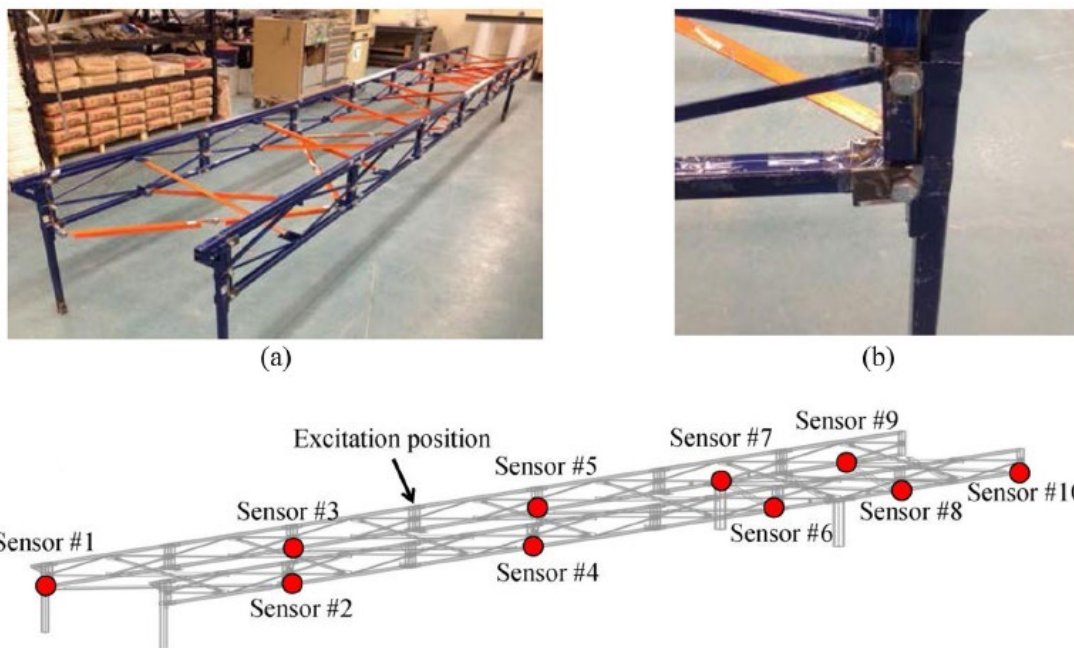
Το προαναφερθέν δίκτυο χρησιμοποιήθηκε για την ανίχνευση και τη σωστή ταξινόμηση τεχνητά επιβαλλομένων δομικών βλαβών σε μια εργαστηριακή δικτυωτή γέφυρα υπό κλίμακα, τύπου Warren, διαστάσεων κάτοψης 5.5 m x 0.65 m (Σχήμα 5.18). Η εργαστηριακή κατασκευή είχε κατασκευασθεί βάσει του αυστραλιανού προτύπου AS/NZS1163:2009.

Οι δομικές βλάβες της εργαστηριακής γέφυρας προσομοιώθηκαν με χαλάρωση μπουλονιών στις συνδέσεις των στοιχείων της γέφυρας και εξετάστηκαν τελικά επτά (7) δομικές καταστάσεις της γέφυρας, με αφετηρία την «υγιή» κατάσταση και ακολουθώντας αύξοντα βαθμό δομικής βλάβης με χαλάρωση 4, 8, 12, 16, 20 και 24 μπουλονιών. Η διέγερση της κατασκευής επιτεύχθη με ειδικό σφυρί (impact hammer), μέσω κρούσεων σε συγκεκριμένο σημείο και οι ταλαντώσεις της μετρήθηκαν με χρήση τριών αισθητήρων επιτάχυνσης, αλλά στη συγκεκριμένη μελέτη χρησιμοποιήθηκαν οι μετρήσεις μόνο ενός

από αυτούς. Πιο συγκεκριμένα, το Συνελκτικό Νευρωνικό Δίκτυο μιας διάστασης (1-D CNN) δεχόταν ως εισόδους τις χρονοσειρές επιτάχυνσης, για τις οποίες οι ερευνητές δεν αναφέρουν αν υπέστησαν κάποιου είδους επεξεργασία. Τελικά, το δίκτυο εκπαιδεύτηκε με χρήση ενός έως και τεσσάρων σετ δεδομένων, με την ορθότητα ταξινόμησης της δομικής κατάστασης να προκύπτει ίση με 50% (για ένα σετ δεδομένων εκπαίδευσης), 85% (για δύο σετ δεδομένων εκπαίδευσης), 92% (για τρία σετ δεδομένων εκπαίδευσης) και 100% (για τέσσερα σετ δεδομένων εκπαίδευσης), τονίζοντας τη σημασία χρήσης μεγάλου όγκου δεδομένων στην επίτευξη ορθής ταξινόμησης.

Οι ερευνητές Azimi & Pekcan (2019), εμπνεόμενοι από τη μέθοδο μέτρησης των προσφάτως (2017) εμφανιζόμενων αυτοτροφοδοτούμενων αισθητήρων μέτρησης επιτάχυνσης και επιμήκυνσης (strain), πρότειναν το μετασχηματισμό των χρονοσειρών επιτάχυνσης σε ιστογράμματα και τη χρήση αυτών ως εισόδων σε βαθιά συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα μιας διάστασης (1-D CNNs). Περαιτέρω, εφάρμοσαν την τεχνική Μεταφοράς Μάθησης (Transfer Learning) στα ως άνω δίκτυα, προκειμένου να επιτύχουν ορθή ταξινόμηση με ακόμα πιο συμπιεσμένα δεδομένα εισόδου, μετά από προσαρμογή της κανονικής κατανομής στα πρωτογενή ιστογράμματα και υπολογισμό τριών παραμέτρων: μέσου όρου, μεταβλητότητας και συντελεστή κλίμακας. Οι ερευνητές εφάρμοσαν την προτεινόμενη μέθοδο χρησιμοποιώντας ως δεδομένα εκπαίδευσης επιβλεπόμενης μάθησης τα δεδομένα επιταχύνσεων από προσομοίωμα πεπερασμένων στοιχείων (FEM), με ορθότητα ταξινόμησης καλύτερη του 96%. Ακόμη, εφάρμοσαν την προτεινόμενη μέθοδο και σε πραγματικά δεδομένα, ήτοι, τα ανοιχτά στην επιστημονική κοινότητα δεδομένα δυναμικής απόκρισης των δύο προαναφερθεισών εργαστηριακών κατασκευών, των Πανεπιστημίων British Columbia (Καναδάς) και Κατάρ (Σχήματα 5.14 και 5.15), επιτυγχάνοντας ορθότητα ταξινόμησης των δομικών καταστάσεων των κατασκευών, 100% και 91.9%, αντίστοιχα.

Το έτος 2020, οι ερευνητές Wang & Cha χρησιμοποίησαν την ίδια γέφυρα εργαστηριακής κλίμακας με αυτή στην προηγούμενη μελέτη τους [Wang & Cha, 2018] (Σχήμα 5.19), εφαρμόζοντας το ίδιο σενάριο ενοργάνωσης και διέγερσης και εξέλιξαν την προγενέστερη μέθοδο για την ανίχνευση δομικών βλαβών στην κατασκευή. Επίσης, εφάρμοσαν τη μεθοδό τους και σε αναλυτικό προσομοίωμα πεπερασμένων στοιχείων (FEM) για κτίριο δώδεκα (12) ορόφων.



Σχήμα 5.19. Η γέφυρα εργαστηριακής κλίμακας και η διάταξη των αισθητήρων επιτάχυνσης [Wang & Cha, 2020]

Αναλυτικότερα, ανέπτυξαν ένα νευρωνικό δίκτυο αυτοκωδικοποίησης βαθιάς μάθησης (Deep Autoencoder Neural Network), με περισσότερα του ενός κρυμμένα επίπεδα (hidden layers) και κατά τη μη επιβλεπόμενη εκπαίδευσή του χρησιμοποίησαν ως εισόδους τα κανονικοποιημένα σήματα ταλάντωσης της κατασκευής, μόνο υπό «υγιή» δομική κατάσταση. Το δίκτυο αυτοκωδικοποίησης είχε την ιδιότητα να επαναδομεί το σήμα εισόδου με πολύ μικρό βαθμό απωλειών. Έτσι, ανέπτυξαν τρεις δείκτες δομικής βλάβης, βασισμένους στις διαφορές των σημάτων εισόδου και εξόδου του νευρωνικού δικτύου. Οι δείκτες δομικής βλάβης από τα δεδομένα «υγιούς» κατάστασης της γέφυρας χρησιμοποιήθηκαν περαιτέρω για τη δημιουργία μιας Μηχανής Διανυσματικής Υποστήριξης (Support Vector Machine, SVM) μίας τάξης (One class SVM), η οποία αποτέλεσε τον ταξινομητή (classifier) Μη Επιβλεπόμενης Μηχανικής Μάθησης για την ανίχνευση νεωτερισμών/ανωμαλιών (Novelty/Anomaly Detection). Τελικά, δυνάμει της προτεινόμενης μεθόδου επιτεύχθη μέση ορθότητα ανίχνευσης δομικών βλαβών 97.4% για το αναλυτικό προσομοίωμα πεπερασμένων στοιχείων (FEM) του κτιρίου δώδεκα (12) ορόφων και 91% για τη γέφυρα εργαστηριακής κλίμακας.

Οι ερευνητές *Li et al.* (2020) χρησιμοποίησαν εργαστηριακές μετρήσεις ταλάντωσης ενός γυροσκοπίου οπτικών ινών ως εισόδους σε ένα Συνελκτικό Νευρωνικό Δίκτυο



Σχήμα 5.20. Το φυσικό ομοίωμα καλωδιωτής γέφυρας (αριστερά) και η διάταξη του γυροσκοπίου οπτικών ινών (δεξιά) [Li *et al.*, 2020]

μιας διάστασης (1-D CNN) για την ανίχνευση και ταξινόμηση δομικών βλαβών σε ένα φυσικό ομοίωμα καλωδιωτής γέφυρας, κλίμακας 1:40, με μήκος κυρίου καταστρώματος 9.7 m, πλάτος 0.55 m, ύψος πυλώνων 3.46 m και 56 καλώδια. Το ομοίωμα κατασκευής και η διάταξη μέτρησης (Σχήμα 5.20) είχαν αναπτυχθεί σε παλαιότερη μελέτη του πρώτου των ως άνω ερευνητών [Li & Hu, 2015].

Η διέγερση της κατασκευής επιτεύχθη με συνεχείς διελεύσεις του τηλεκατευθυνόμενου οχήματος επί του οποίου είχε τοποθετηθεί το γυροσκόπιο οπτικών ινών (Σχήμα 5.20), ενώ οι δομικές βλάβες προσομοιώθηκαν με την τοποθέτηση μεταλλικής μάζας σε διάφορες θέσεις του καταστρώματος. Για την ανίχνευση και ταξινόμηση των δομικών βλαβών, οι κανονικοποιημένες χρονοσειρές μετρήσεων ταλάντωσης του γυροσκοπίου οπτικών ινών αποτέλεσαν τις εισόδους για την επιβλεπόμενη εκπαίδευση του συνελκτικού δικτύου μιας διάστασης και τελικά επιτεύχθη 96.9% ορθότητα ταξινόμησης, ξεπερνώντας κατά 15% την καλύτερη από τις αντίστοιχες ακρίβειες των ακόλουθων μεθόδων μηχανικής μάθησης για την αναγνώριση προτύπων: Ταξινομητής εγγύτερου γείτονα (K-Nearest Neighbor, KNN), Δέντρα απόφασης (Decision trees), Τυχαία δάση (Random forests), Μηχανή Διανυσματικής Υποστήριξης (Support Vector Machine, SVM).

5.8 Συμπεράσματα από την ανασκόπηση της παρεμφερούς με την παρούσα έρευνας

Από την ανασκόπηση της έρευνας που έχει συντελεστεί στο επιστημονικό πεδίο της Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας κατασκευών με χρήση Νευρωνικών Δικτύων

βαθιάς μάθησης παρατηρείται ότι στην πλειονότητα των ερευνητικών προσπαθειών χρησιμοποιούνται μετρήσεις ταλαντώσεων από αισθητήρες επιτάχυνσης, ενώ μόνο σε τρεις ερευνητικές εργασίες έχουν χρησιμοποιηθεί μετρήσεις ταλαντώσεων από αυτοτροφοδοτούμενους αισθητήρες μέτρησης επιτάχυνσης και επιμήκυνσης, από αισθητήρα ηλεκτρομηχανικής αντίστασης και από γυροσκόπιο οπτικών ινών, αντίστοιχα.

Το είδος της κατασκευής που παρακολουθείται στην πλειονότητα των υφιστάμενων ερευνητικών μελετών είναι γέφυρες διαφόρων τύπων. Ακόμη, μόνο σε μία από τις υφιστάμενες ερευνητικές μελέτες έχουν χρησιμοποιηθεί προεκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα που έχουν διακριθεί στην ταξινόμηση εικόνων αντικειμένων (AlexNet και GoogleNet), με εφαρμογή της τεχνικής της Μεταφοράς Μάθησης, αλλά με χρήση μετρήσεων ταλάντωσης μιας πλάκας από αλουμίνιο και όχι σε πραγματική κατασκευή ή ομοίωμά της. Σε όλες τις υπόλοιπες μελέτες έχουν αναπτυχθεί νέες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης. Επίσης, μόνο σε τρεις ερευνητικές μελέτες έχουν χρησιμοποιηθεί μετρήσεις ταλαντώσεων φυσικών ομοιωμάτων πραγματικών κατασκευών, τα οποία έχουν κατασκευαστεί βάσει κανονισμών [Khondabandehlou *et al.*, 2018; Zhang & Wang, 2019; Li & Hu, 2015], ενώ στις υπόλοιπες μελέτες έχουν χρησιμοποιηθεί μετρήσεις ταλάντωσης εργαστηριακών κατασκευών που προσομοιάζουν σε πραγματικές κατασκευές, αλλά δεν υπόκεινται σε κάποιο πρότυπο ή κώδικα σχεδιασμού, ή στην αρχή της ομοιότητας (similitude law) [Kline, 1986; Zohuri, 2015].

Κεφάλαιο 6 : Ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα γέφυρας Bailey - Μεθοδολογική προσέγγιση - Πειραματικός σχεδιασμός

6.1 Εισαγωγή

Στόχο της παρούσας έρευνας αποτελεί η ανάπτυξη μεθοδολογίας για ανίχνευση βλαβών σε κατασκευές, με χρήση μετρήσεων ταλάντωσης από επίγειο radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) και συγκεκριμένα, το radar IBIS-S της ιταλικής εταιρείας IDS® (Ingenieria Dei Sistemi). Για την επίτευξη του ως άνω στόχου, κρίθηκε σκόπιμο να διενεργηθούν πειράματα σε εργαστηριακή κατασκευή, η οποία υποβλήθηκε σε τεχνητή διέγερση, τόσο σε ακέραια κατάσταση όσο και με τεχνητές δομικές βλάβες. Το είδος κατασκευής που επιλέχθηκε είναι η γέφυρα Bailey, η οποία χρησιμοποιείται ευρέως στον Ελλαδικό χώρο, τόσο για συνήθεις ανάγκες ζεύξης, όσο και για έκτακτες, μετά από φυσικές καταστροφές.

Ο βασικότερος λόγος της επιλογής εργαστηριακού χώρου για τη διενέργεια των πειραμάτων είναι η αποφυγή της επίδρασης συνθηκών εξωτερικού περιβάλλοντος και κυρίως μεταβολών της θερμοκρασίας, στη δομική συμπεριφορά της κατασκευής. Όπως έχει αποδειχθεί, οι μεταβολές της θερμοκρασίας έχουν εξαιρετικά μεγάλη επίδραση στη δομική συμπεριφορά των κατασκευών, η οποία δύναται να επισκιάσει την αντίστοιχη επίδραση δομικών βλαβών. Επιπλέον, για την επιτυχή έκβαση της έρευνας, θα έπρεπε να δοθεί ιδιαίτερη προσοχή στην τεχνητή διέγερση της εργαστηριακής κατασκευής, ούτως ώστε να προσομοιάζει με λειτουργικές διεγέρσεις, όπως η διέλευση οχήματος. Επιπρόσθετα, λόγω της χρήσης κλειστού χώρου και λαμβανομένου υπόψη του τρόπου λειτουργίας του συστήματος radar, κρίθηκε επιβεβλημένη η λήψη μέτρων για τον περιορισμό του φαινομένου πολυανακλάσεων (multipath effect) του σήματος διάδοσης.

Όσον αφορά τις προϋποθέσεις που θα έπρεπε να πληροί η μεθοδολογία ανίχνευσης βλαβών, αποφασίστηκε η χρήση Νευρωνικών Δικτύων Βαθιάς Μάθησης, ούτως ώστε η εξαγωγή των χαρακτηριστικών ταξινόμησης, που θα χρησιμοποιούνταν περαιτέρω, στην αναγνώριση προτύπων, να γίνεται αυτόματα, χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση, με απώτερο στόχο την απλοποίηση και τη γενίκευση των διαδικασιών ανίχνευσης βλαβών σε κατασκευές.

6.2 Η Γέφυρα Bailey

Η γέφυρα Bailey επινοήθηκε από τον Βρετανό Πολιτικό Μηχανικό, Donald Coleman Bailey, το έτος 1941, προκειμένου να καλύψει ανάγκες ζεύξης επιχειρησιακών σημείων του Βρετανικού στρατού, κατά τον Β' παγκόσμιο πόλεμο. Δυνάμει των σχεδιαστικών χαρακτηριστικών της, αυτός ο τύπος γέφυρας έπαιξε καθοριστικό ρόλο στην έκβαση του Β' παγκοσμίου πολέμου, οπότε χρησιμοποιήθηκε ευρέως από τις Συμμαχικές Δυνάμεις (Σχήμα 6.1). Χαρακτηριστική της χρησιμότητάς της είναι η δήλωση του Διοικητή των Βρετανικών Δυνάμεων κατά τον Β' παγκόσμιο πόλεμο, Στρατηγού Λόρδου Bernard Law Montgomery: «Χωρίς τη γέφυρα Bailey δεν θα είχαμε κερδίσει τον πόλεμο. Ήταν το καλύτερο που είχαμε ποτέ σε αυτή τη γραμμή», όπως και το γεγονός της ανακήρυξης του Donald Bailey σε Ιππότη, το 1946 [Department of the Army, 1986]. Ωστόσο, η χρήση της γέφυρας Bailey εξακολούθησε και μετά τη λήξη του Β' παγκοσμίου πολέμου, για τη σύνδεση των κατεστραμμένων συγκοινωνιακών δικτύων κατά την ανασυγκρότηση των εμπλεκομένων κρατών, αλλά και ως σήμερα, για την κάλυψη αναγκών ζεύξης που προκύπτουν συνήθως από την καταστροφή υφιστάμενων γεφυρών μετά από έκτακτα γεγονότα, όπως πλημμύρες ή σεισμοί.

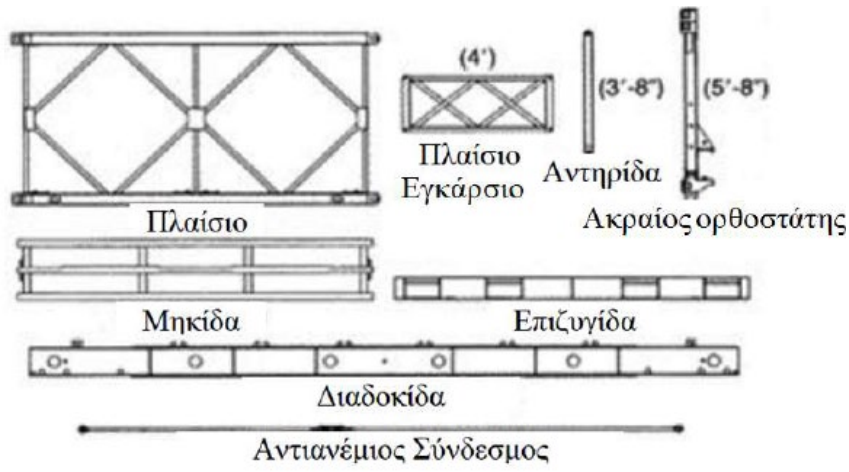


Σχήμα 6.1. Διέλευση τεθωρακισμένου οχήματος από γέφυρα τύπου Bailey κατά τον Β' παγκόσμιο πόλεμο

Τα χαρακτηριστικά που καθιστούν τη γέφυρα Bailey μοναδική, με αποτέλεσμα να χρησιμοποιείται ακόμα και στις ημέρες μας, είναι το ότι η σχεδιάσή της επιτρέπει την

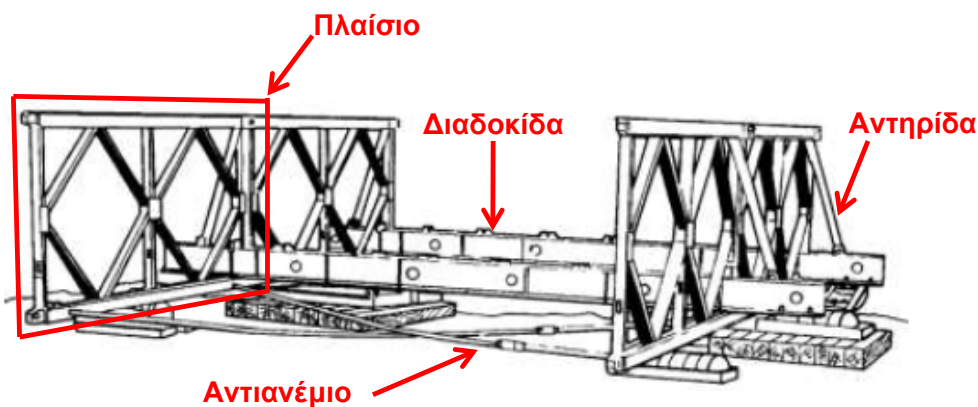
κατασκευή της σε σύντομο χρονικό διάστημα (μερικές ώρες), χωρίς εξειδικευμένα και βαριά εργαλεία, την εγκατάστασή της με χρήση μόνο μυϊκής δύναμης, χωρίς τη χρήση μηχανημάτων και την εξαιρετικά μεγάλη αντοχή της σε βαρέα φορτία. Αποτελείται από εύκολα μεταφερόμενα, προκατασκευασμένα συγκολλητά τμήματα (Σχήμα 6.2), τα οποία δύνανται να συναρμολογηθούν με οποιαδήποτε σειρά, με χρήση πείρων και κοχλιών, αλλά και να χρησιμοποιηθούν για την κατασκευή γεφυρών διαφόρων μεγεθών και σχεδιασμών. Βάσει της συνδεσμολογίας τους είναι δυνατή η αποσυναρμολόγηση και η επαναχρησιμοποίησή τους.

Το κατάστρωμα της γέφυρας βρίσκεται μεταξύ δύο κύριων κατακόρυφων δικτυωτών φορέων (δοκών), οι οποίοι συνίστανται από συνεχόμενα πλαίσια, ενωμένα με πείρους στα τέσσερα άκρα τους. Στα κάτω πέλματα των πλαισίων και κάθετα στον άξονα της γέφυρας στερεώνονται διαδοκίδες, πάνω στις οποίες στερεώνονται οι μηκίδες και το κατάστρωμά της.



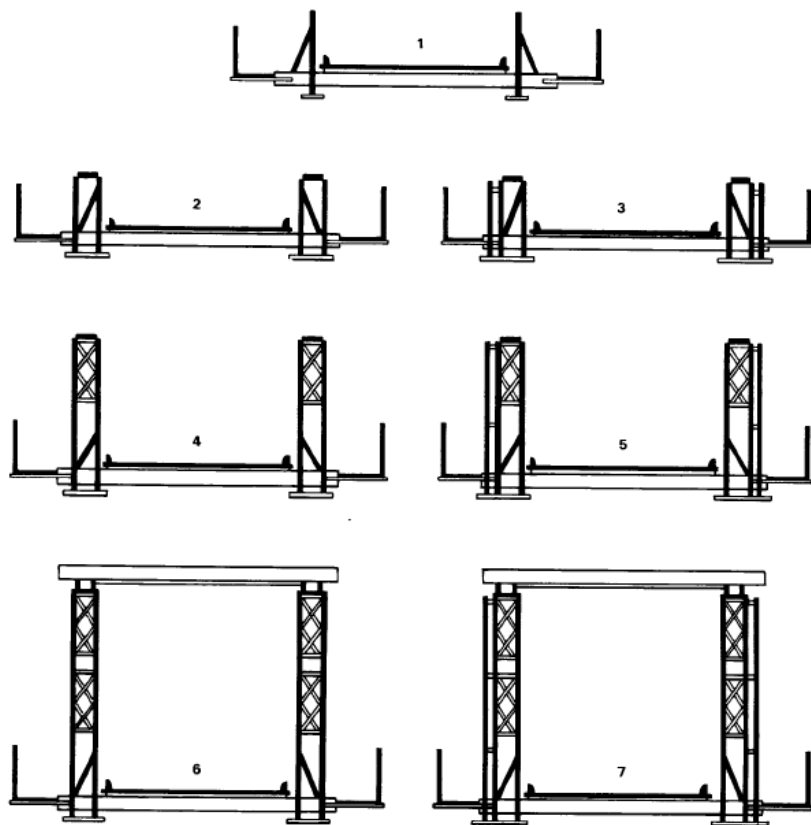
Σχήμα 6.2. Προκατασκευασμένα τμήματα γέφυρας Bailey [Κυριαζής, 2015]

Προκειμένου οι δικτυωτοί φορείς να διατηρούνται σε κατακόρυφη θέση χρησιμοποιούνται αντηρίδες, οι οποίες τους συνδέουν με τις διαδοκίδες, ενώ για να αποφευχθούν οριζόντιες αποκλίσεις των φορέων χρησιμοποιούνται αντιανέμια (Σχήμα 6.3).



Σχήμα 6.3. Συνδεσμολογία γέφυρας Bailey

Η γέφυρα Bailey απλής μόρφωσης αποτελείται από μία σειρά φορέων σε κάθε πλευρά της, κατά πλάτος και καθ' ύψος. Δυνάμει του πλήθους των σειρών των φορέων σε κάθε πλευρά της γέφυρας, κατά πλάτος και καθ' ύψος (από 1 έως 3), δημιουργείται διαφορετικό πλήθος δικτυωμάτων και ορόφων, με αποτέλεσμα να είναι δυνατός ο σχηματισμός επτά διαφορετικών τύπων γέφυρας Bailey (Σχήμα 6.4), ανάλογα με την επιθυμητή φέρουσα ικανότητα.



1	SINGLE-TRUSS SINGLE-STORY (SS)
2	DOUBLE-TRUSS SINGLE-STORY (DS)
3	TRIPLE-TRUSS SINGLE-STORY (TS)
4	DOUBLE-TRUSS DOUBLE-STORY (DD)
5	TRIPLE-TRUSS DOUBLE-STORY (TD)
6	DOUBLE-TRUSS TRIPLE-STORY (DT)
7	TRIPLE-TRUSS TRIPLE-STORY (TT)

Table 1-1 Abbreviations for single-lane panel bridges, Bailey type M2

TRUSS	STORY	NOMENCLATURE	ABBREVIATION
Single	Single	Single-single	SS
Double	Single	Double-single	DS
Triple	Single	Triple-single	TS
Double	Double	Double-double	DD
Triple	Double	Triple-double	TD
Double	Triple	Double-triple	DT
Triple	Triple	Triple-triple	TT

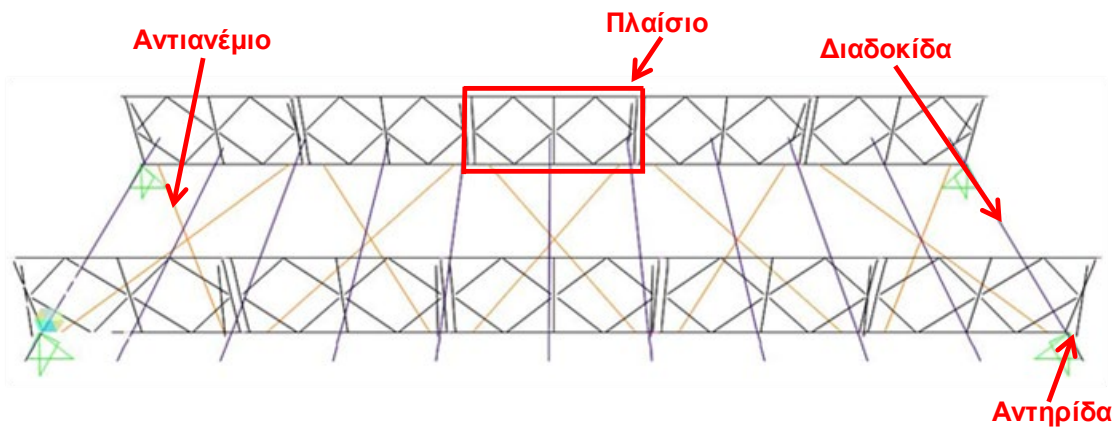
Σχήμα 6.4. Είδη γεφυρών Bailey [Ζωγλοπιτής, 2020]

Οι γέφυρες Bailey μπορούν να καλύψουν ανοίγματα διαφόρων μηκών, από 10 έως 69 μέτρα [Ζωγλοπίτης, 2020] είτε ως αμφιέριστοι φορείς είτε, με κατάλληλη προσαρμογή, ως συνεχείς φορείς [Παπαβασιλείου & Ραυτογιάννης, 2016]. Βάσει των διαστάσεων των χρησιμοποιούμενων διατομών των πλαισίων και των διαστάσεων των διατομών και του μήκους των διαδοκίδων, για τη γέφυρα Bailey υφίστανται οι παραλλαγές M1 και M3, βρετανικού τύπου και η παραλλαγή M2, αμερικανικού τύπου.

Στον ελλαδικό χώρο έχουν κατασκευαστεί και χρησιμοποιούνται ενενήντα έξι χαλύβδινες γέφυρες τύπου Bailey, ποικίλης παλαιότητας, από τη δεκαετία του 1940 έως το 2021. Οι πρώτες γέφυρες τέτοιου είδους τοποθετήθηκαν μετά το τέλος του Β' παγκοσμίου πολέμου, στην περιοχή της Ηπείρου, για την άμεση αποκατάσταση των οδικών δικτύων της [Ζωγλοπίτης, 2020]. Έκτοτε, οι γέφυρες Bailey εξυπηρετούν κυρίως έκτακτες ανάγκες ζεύξης, μετά από την καταστροφή παρακείμενων γεφυρών από φυσικά φαινόμενα. Ενίοτε, γέφυρες τέτοιου τύπου τοποθετούνται και για την κάλυψη συνήθων αναγκών ζεύξης, λόγω του χαμηλότερου κόστους κατασκευής.

6.3 Σχεδιασμός και κατασκευή φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey

Για την κάλυψη των αναγκών της παρούσας έρευνας, μελετήθηκε από τον Υποψήφιο Διδάκτορα του Εργαστηρίου Μεταλλικών Κατασκευών της Σχολής Πολιτικών Μηχανικών Ε.Μ.Π., κύριο Βασίλειο Παπαβασιλείου, φυσικό ομοίωμα χαλύβδινης δικτυωτής γέφυρας Bailey αμερικανικού τύπου M2, ενός δικτύωματος και ενός ορόφου (απλή-απλή), υπό κλίμακα 1:2.5, με διαστάσεις: 6.125m x 1.815m. Η μελέτη πραγματοποιήθηκε στο λογισμικό SAP2000, στο οποίο δημιουργήθηκε το αριθμητικό προσομοίωμά της (Σχήματα 6.5 και 6.6) με τη μέθοδο των πεπερασμένων στοιχείων (Finite Element Modelling, FEM).



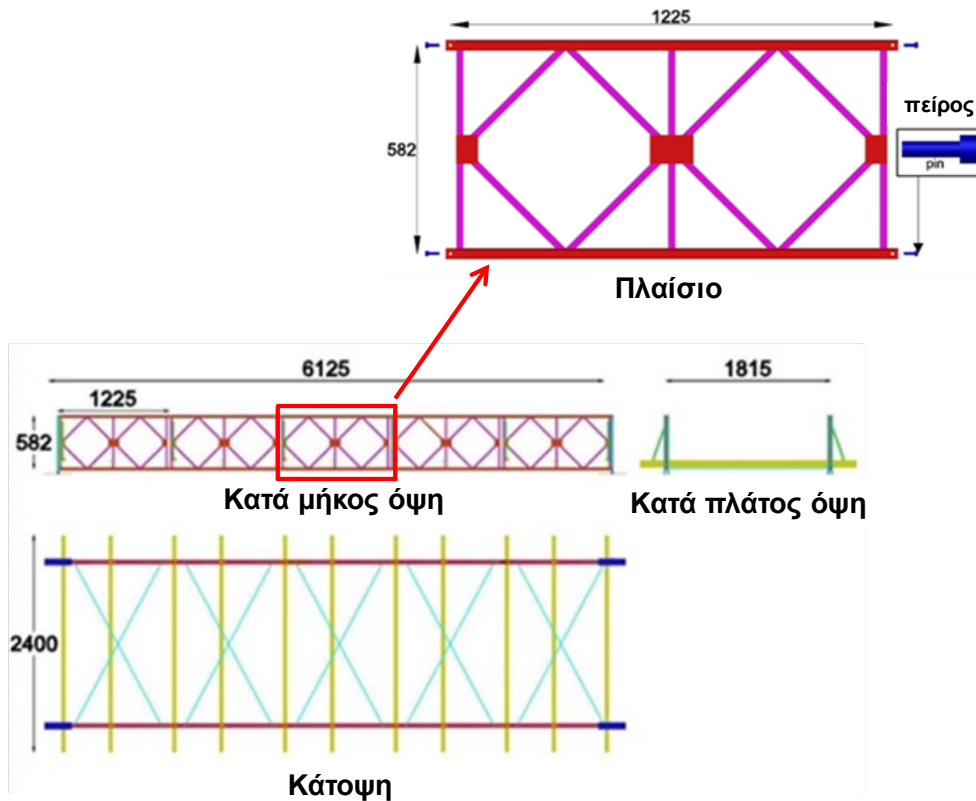
Σχήμα 6.5. Προσομοίωμα πεπερασμένων στοιχείων γέφυρας Bailey με τα δομικά της στοιχεία

Ακολούθως, τα προκατασκευασμένα τμήματα του ομοιώματος γέφυρας Bailey κατασκευάστηκαν σύμφωνα με τη μελέτη, από τον μελετητή και τον γράφοντα της παρούσας Δ.Δ. και τελικά έγινε η συναρμολόγησή της σε επιλεγμένο χώρο (Σχήμα 6.6). Η έδραση της γέφυρας έγινε σε ειδικά κατασκευασμένα βάθρα από οπλισμένο σκυρόδεμα, τα οποία πακτώθηκαν στο δάπεδο. Οι διαστάσεις της γέφυρας, καθώς και των πλαισίων της



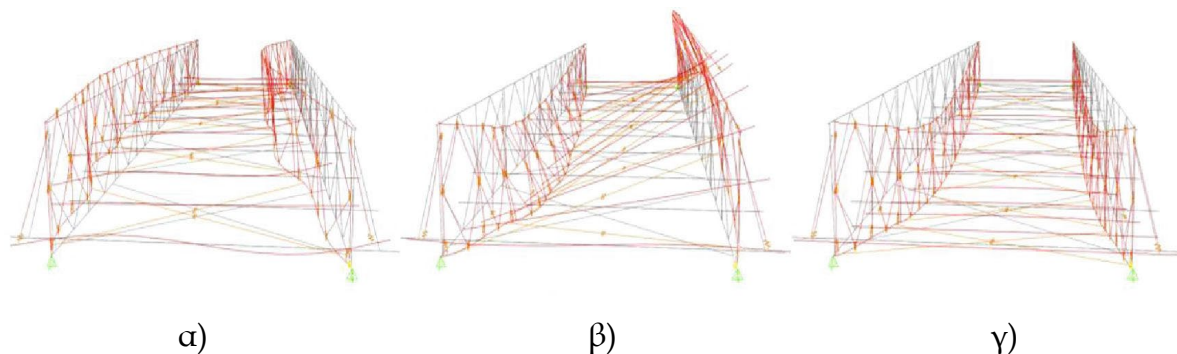
Σχήμα 6.6. Το φυσικό ομοίωμα γέφυρας τύπου Bailey εγκατεστημένο στον εργαστηριακό χώρο

φαίνονται στο Σχήμα 6.7. Για την κατασκευή όλων των προκατασκευασμένων τμημάτων της γέφυρας χρησιμοποιήθηκε χάλυβας ποιότητας S235.



Σχήμα 6.7. Διαστάσεις (σε mm) τμημάτων φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey

Η δημιουργία του ομοιώματος της γέφυρας Bailey βασίστηκε στη θεωρία της ομοιότητας (similitude theory) [Kline, 1986; Zohuri, 2015], έτσι ώστε να είναι δυνατή η γενίκευση των αποτελεσμάτων της έρευνας σε πραγματικές κατασκευές. Ειδικότερα, διατηρήθηκε σταθερός λόγος (1:2.5) στις διαστάσεις και τις διατομές του ομοιώματος, σε σχέση με αντίστοιχη πραγματική γέφυρα ανοίγματος 50 ποδών. Επιπλέον, προκειμένου να επιτευχθεί και αντιστοιχία μαζών και συνεπώς αναλογία στις αναπτυσσόμενες επιταχύνσεις, τοποθετήθηκαν σάκοι με άμμο στο κατάστρωμα του ομοιώματος, μεταβάλλοντας έτσι κατάλληλα το ίδιο βάρος της (ballast). Μετά την κατασκευή του ομοιώματος γέφυρας ακολούθησαν πειραματικές μετρήσεις της ταλάντωσης της, οι οποίες συγκρίθηκαν με τα αριθμητικά αποτελέσματα από το προσομοίωμα πεπερασμένων στοιχείων (FEM) (Σχήμα 6.8). Τα αποτελέσματα της σύγκρισης υπέδειξαν περαιτέρω τροποποιήσεις στη δομή της. Συγκεκριμένα, τα αντιανέμια, που αρχικά υλοποιήθηκαν από σύρμα, αντικαταστάθηκαν από χαλύβδινες ράβδους και επιπλέον, μεταβλήθηκε ο τρόπος στερέωσης των διαδοκίδων στα κάτω πέλματα των πλαισίων.



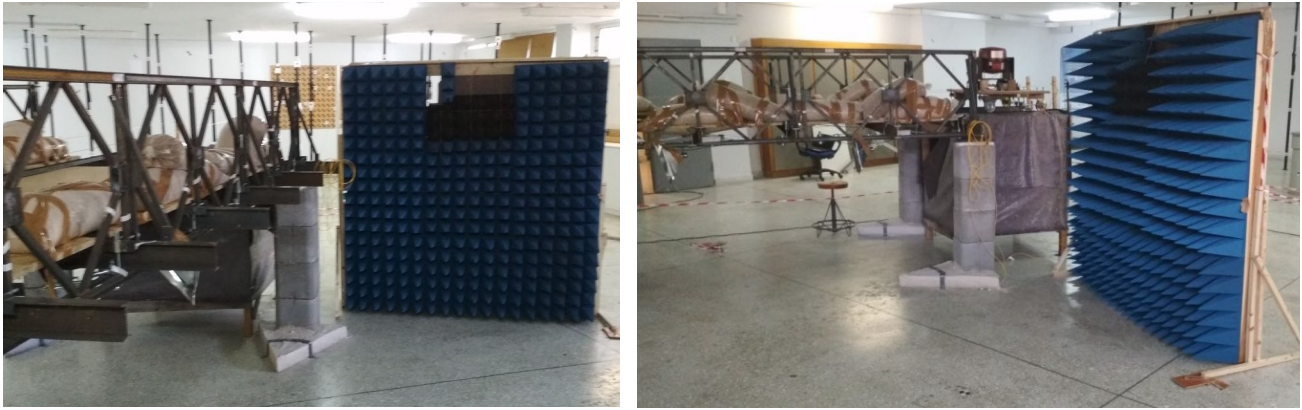
Σχήμα 6.8. Ιδιομορφές του φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey, όπως προέκυψαν από την αριθμητική ανάλυση (FEM): α) 1^η (πλάγια), $f = 13.09$ Hz, β) 2^η (στρεπτική), $f = 21.24$ Hz, γ) 3^η (καμπτική), $f = 21.85$ Hz

6.4 Περιβάλλον μετρήσεων και πειραματικός εξοπλισμός

6.4.1 Εργαστηριακός χώρος πειραμάτων

Το φυσικό ομοίωμα γέφυρας Bailey τοποθετήθηκε στην αίθουσα μετρολογικού ελέγχου οργάνων, Υ23, στο υπόγειο του κτιρίου Λαμπαδαρίου, της ΣΑΤΜ-ΜΓ του ΕΜΠ. Η αίθουσα αυτή βρίσκεται στο υπόγειο του κτιρίου Λαμπαδαρίου της Σχολής και εξασφαλίζει σταθερές συνθήκες θερμοκρασίας. Κατά τη διάρκεια των πειραμάτων η θερμοκρασία ήταν σταθερή, με τιμή 24° Κελσίου. Τα πειράματα αυτής της ενότητας πραγματοποιήθηκαν το χρονικό διάστημα από 20 έως 24 και από 27 έως 29 Ιουλίου 2020. Για τον περιορισμό του φαινομένου πολυανακλάσεων του σήματος του επίγειου radar συμβολομετρίας κατασκευάστηκε ειδική επιφάνεια, η οποία φαίνεται στο Σχήμα 6.9, με χρήση κατάλληλων πλακιδίων που έχουν την ιδιότητα να απορροφούν τα ηλεκτρομαγνητικά κύματα.

Η επιφάνεια αυτή τοποθετήθηκε κάθετα στη διεύθυνση σκόπευσης του συστήματος radar. Τα απορροφητικά πλακίδια χρησιμοποιούνται στον ανηχοϊκό θάλαμο του Εργαστηρίου Ασυρμάτων και Επικοινωνίας Μεγάλων Αποστάσεων (ΕΑΕΜΑ) της Σχολής ΗΜΜΥ ΕΜΠ. Καθώς δεν κατέστη δυνατή η κάλυψη όλων των πλευρών της αίθουσας με τα προαναφερθέντα πλακίδια, ούτως ώστε να δημιουργηθούν συνθήκες «ελεύθερου πεδίου», ήταν αναπόφευκτη η ύπαρξη προβλημάτων στις μετρήσεις του radar.



Σχήμα 6.9. Ειδική επιφάνεια για την απορρόφηση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας

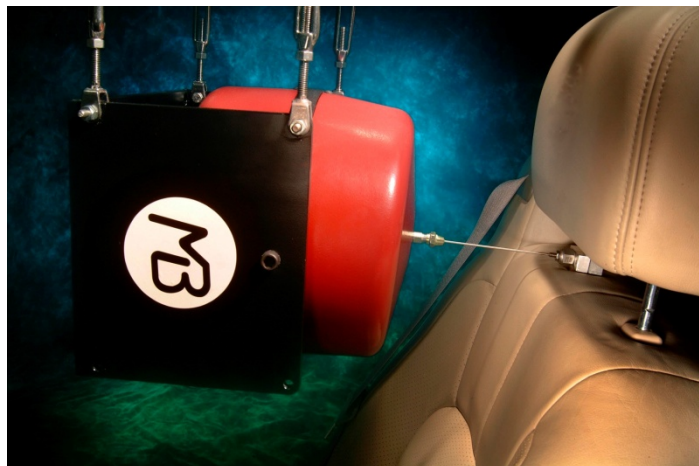
Καθώς δεν κατέστη δυνατή η κάλυψη με απορροφητικά πλακίδια περιμετρικά της αίθουσας, ούτως ώστε να δημιουργηθούν συνθήκες «ελεύθερου πεδίου», παρατηρήθηκαν, αποσπασματικά, μικρο-αλλοιώσεις στις πρωτογενείς μετρήσεις του συστήματος radar. Ειδικότερα, σε περιορισμένο πλήθος των σειρών μέτρησης παρατηρήθηκε επίδραση στα χαρακτηριστικά του σήματος ταλάντωσης, η οποία συνίσταται σε αλλοίωση στο μοτίβο του. Ωστόσο, μετά από κατάλληλο σχεδιασμό, υλοποιήθηκε μεγάλο πλήθος σειρών μέτρησης, με κατάλληλη επανατοποθέτηση του τοίχου πλακιδίων, ούτως ώστε να προκύψει ικανός όγκος παρατηρήσεων απαλλαγμένων από επιδράσεις του είδους. Επιπρόσθετα, σε κάποιες σειρές μετρήσεων παρατηρήθηκε οριακά αυξημένο πλάτος του σήματος ταλάντωσης για κάποια «φατνία» ακτινικής ανάλυσης του radar, που πιθανόν οφείλεται στην αλληλεπίδραση των ανακλώμενων Η/Μ κυμάτων από τους στόχους και από την περιμετρική τοιχοποιία. Ωστόσο, οι μετρήσεις αυτές αξιοποιήθηκαν στην περαιτέρω επεξεργασία και ανάλυση, καθώς από προηγούμενη διερεύνηση δεν παρατηρήθηκε αλλοίωση στο μοτίβο του σήματος ταλάντωσης, το οποίο παίζει καθοριστικό ρόλο στην αναγνώριση προτύπων δομικής κατάστασης της κατασκευής.

6.4.2 Συσκευή διέγερσης γέφυρας Bailey

Η συσκευή που χρησιμοποιήθηκε για τη διέγερση της γέφυρας αποτελείται από δύο μέρη, αφενός την ηλεκτροδυναμική γεννήτρια ισχύος (μονάδα διέγερσης) Modal 110 exciter (MB Dynamics Inc.[®]) (Σχήμα 6.10), και αφετέρου τον ενισχυτή που τη συνοδεύει. Η ηλεκτροδυναμική γεννήτρια ισχύος έχει εύρος παραγωγής συχνοτήτων από DC έως 5000 Hz, μέγιστο πλάτος ταλάντωσης του στελέχους της ± 1.9 cm, δυνατότητα παραγωγής

μέγιστης δύναμης 500 Newton και ζυγίζει 25 kg [Modal 110 exciter data sheet, 2009]. Ο ενισχυτής ενισχύει το εισερχόμενο ηλεκτρικό σήμα και τροφοδοτεί τη μονάδα διέγερσης με την κατάλληλη ηλεκτρική ισχύ. Το εύρος κίνησης του στελέχους της μονάδας μεταβάλλεται με έλεγχο της τροφοδοσίας της μέσω του ενισχυτή.

Για τον έλεγχο της κίνησης της μονάδας διέγερσης, χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό Labview®, ενώ για τη σύνδεση και «οδήγηση» της μονάδας από Η/Υ, χρησιμοποιήθηκε ο ψηφιοποιητής 6211-USB της εταιρείας National Instruments®. Προκειμένου να διεγερθεί η γέφυρα Bailey με τον πλέον ρεαλιστικό τρόπο, η μονάδα διέγερσης υποβλήθηκε σε ελεγχόμενη κίνηση με σήμα «λευκού θορύβου», μέσω του λογισμικού Labview, καθώς έχει αποδειχθεί ότι η διέγερση «λευκού θορύβου» προσομοιάζει με συνήθεις λειτουργικές διεγέρσεις γεφυρών, όπως η διέλευση οχημάτων.

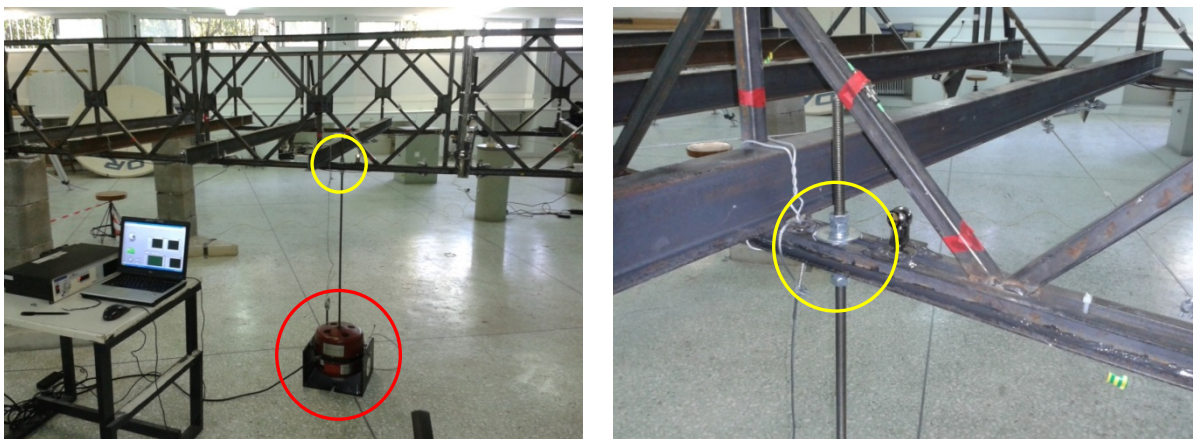


Σχήμα 6.10. Η μονάδα διέγερσης Modal 110 exciter της εταιρείας MB Dynamics Inc.®

Αρχικά, η μονάδα διέγερσης πακτώθηκε στο δάπεδο, ακριβώς κάτω από τη γέφυρα και η διέγερση επιτεύχθηκε μέσω κατακόρυφης σιδερένιας ράβδου, το χαμηλότερο άκρο της οποίας εφαρμόστηκε κατάλληλα στο κινούμενο στέλεχος της μονάδας διέγερσης, με το υψηλότερο άκρο της προσδεμένο στη γέφυρα, όπως εμφανίζεται στο Σχήμα 6.11. Ο ως άνω τρόπος σύνδεσης θεωρήθηκε ότι ενδέχεται να μεταβάλλει τον τρόπο απόκρισης της γέφυρας, καθώς επέβαλε μία επιπλέον δέσμευση, με συνέπεια να αποφασισθεί η τοποθέτηση της μονάδας διέγερσης επί του καταστρώματος της γέφυρας. Στην κορυφή του στελέχους της μονάδας διέγερσης τοποθετήθηκε σιδερένια μάζα, βάρους 2.5 kg, έτσι ώστε να δημιουργείται επαρκής διέγερση της γέφυρας, δυνάμει του φαινομένου της αδράνειας.

Λόγω της επιπρόσθετης μάζας, η μονάδα διέγερσης ρυθμίστηκε κατά τέτοιον τρόπο, ώστε το στέλεχός της να ταλαντώνεται κατά την κατακόρυφη διεύθυνση, προς αποφυγή βλάβης του εξοπλισμού.

Επιπλέον, με στόχο την επιβολή διέγερσης κατά ρεαλιστικό τρόπο, κατασκευάστηκε κατάλληλο ηλεκτροκίνητο όχημα, επί του οποίου εφαρμόστηκε η μονάδα διέγερσης (Σχήμα 6.12) και παράλληλα, τοποθετήθηκαν σιδηρές ράγες στο κατάστρωμα της γέφυρας, για την εξαναγκασμένη κίνηση του οχήματος κατά μήκος τους (Σχήμα 6.13).



Σχήμα 6.11. Αρχική τοποθέτηση της μονάδας διέγερσης



Σχήμα 6.12. Το ηλεκτροκίνητο όχημα με τη μονάδα διέγερσης επί αυτού

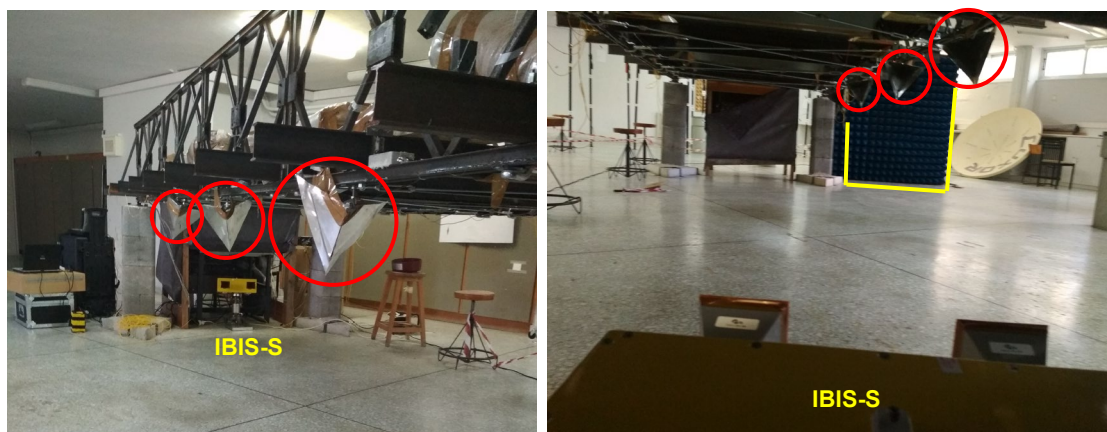
Με την ως άνω διάταξη ήταν δυνατή η διέγερση της γέφυρας με το όχημα ακίνητο σε πολλές διαφορετικές θέσεις κατά μήκος του καταστρώματός και τη μονάδα διέγερσης σε λειτουργία. Ακόμη, επιχειρήθηκε η διέγερση της γέφυρας μέσω διελεύσεων του οχήματος,

με τη μονάδα διέγερσης ανενεργή. Ωστόσο, για αυτά τα σενάρια παρατήρησης διαπιστώθηκε παραμόρφωση του σήματος radar στην πλειονότητα των σειρών μέτρησης, παρά την εφαρμογή ειδικά κατασκευασμένων ξύλινων πλαισίων, με ειδική ανακλαστική βαφή (βαφή αντι-radar), στο κατάστρωμα της γέφυρας και ως εκ τούτου ήταν αδύνατη η χρησιμοποίησή τους στην έρευνα.



Σχήμα 6.13. Εξαναγκασμένη κίνηση οχήματος επί σιδερένιων ραγών στο κατάστρωμα της γέφυρας

6.5 Πειραματική διάταξη



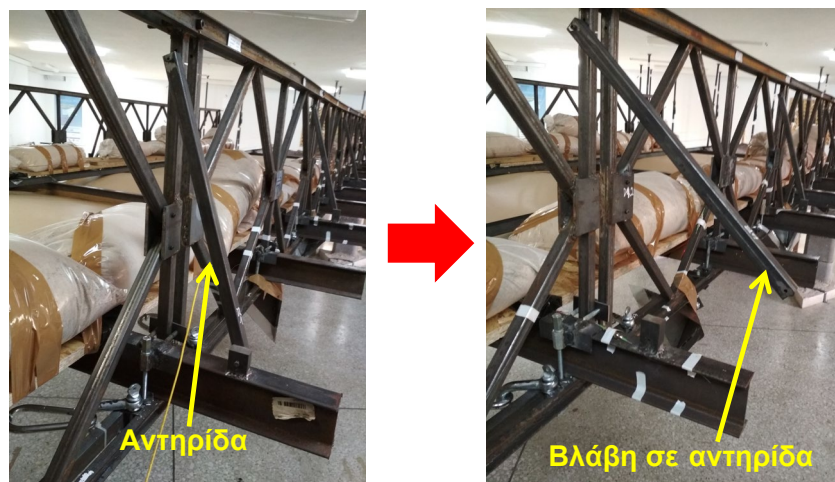
Σχήμα 6.14. Πειραματική διάταξη

Η πειραματική διαδικασία συνίσταται στη μέτρηση της ταλάντωσης σημείων κατά μήκος του καταστρώματος του φυσικού ομοιώματος της γέφυρας, με χρήση του συστήματος επίγειου radar συμβολομετρίας, για σενάρια με τη γέφυρα σε ακέραια

κατάσταση όσο και για σενάρια με τη γέφυρα με τεχνητές δομικές βλάβες. Για το σκοπό αυτό, στη βόρεια πλευρά του καταστρώματος της γέφυρας τοποθετήθηκαν κατάλληλα τρεις παθητικοί στόχοι συστήματος GBRI (μεταλλικά πυραμιδοειδή). Ακολούθως, τοποθετήθηκε η ειδικά κατασκευασμένη απορροφητική επιφάνεια για τη μείωση του φαινομένου των πολυανακλάσεων και εν τέλει, τοποθετήθηκε το σύστημα του radar μεταξύ δύο σημείων έδρασης της γέφυρας (υποστυλώματα από οπλισμένο σκυρόδεμα), κάτω από το κατάστρωμά της, έτσι ώστε ο σκοπευτικός του άξονας να είναι κάθετος στην επιφάνεια απορρόφησης Η/Μ κυμάτων (Σχήμα 6.14).

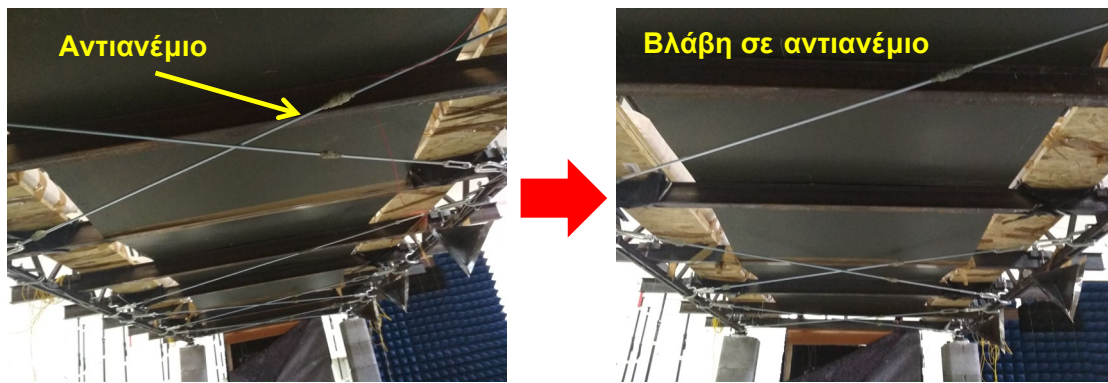
6.6 Πειραματικά σενάρια

Το σύστημα radar τέθηκε σε λειτουργία, σε συχνότητα δειγματοληψίας 200 Hz και διενεργήθηκαν μετρήσεις για χρονικό διάστημα 10 min για κάθε σενάριο παρατήρησης, για κάθε μία από τις ακόλουθες καταστάσεις της γέφυρας: α) Γέφυρα σε αέρεια κατάσταση, β) Γέφυρα με βλάβη (αποσύνδεση) αντηρίδας (Σχήμα 6.15) και γ) Γέφυρα με βλάβη (αφαίρεση) αντιανεμίου (Σχήμα 6.16).

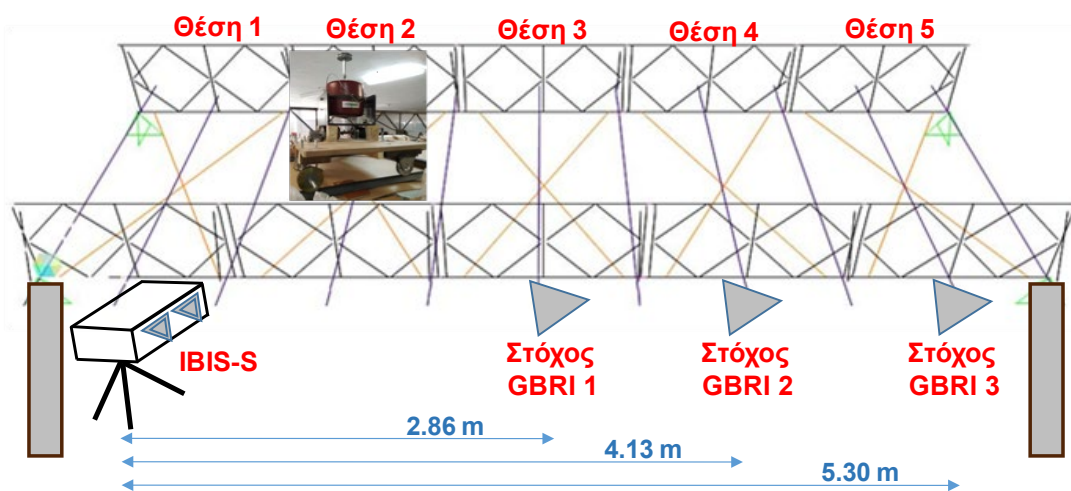


Σχήμα 6.15. Δομική βλάβη ομοιώματος γέφυρας σε αντηρίδα

Συνολικά, πραγματοποιήθηκαν 33 πειραματικά σενάρια για κάθε μία από τις τρεις καταστάσεις της γέφυρας. Σε κάθε ένα πειραματικό σενάριο, το ηλεκτροκίνητο όχημα μετακινήθηκε σε μία από πέντε συνολικά θέσεις (στο μέσο των ανάντι και κατάντι πλαισίων, με πέντε πλαίσια σε κάθε πλευρά) (Σχήμα 6.17) και παρέμεινε ακίνητο κατά τη λήψη των μετρήσεων του radar.



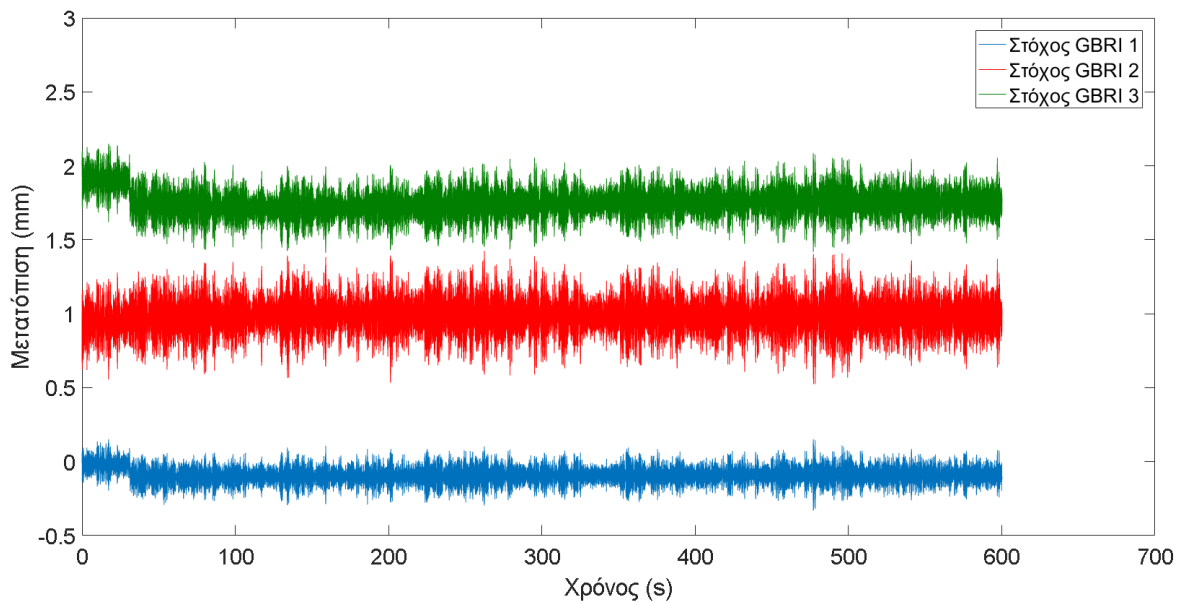
Σχήμα 6.16. Δομική βλάβη ομοιώματος γέφυρας σε αντιανέμιο



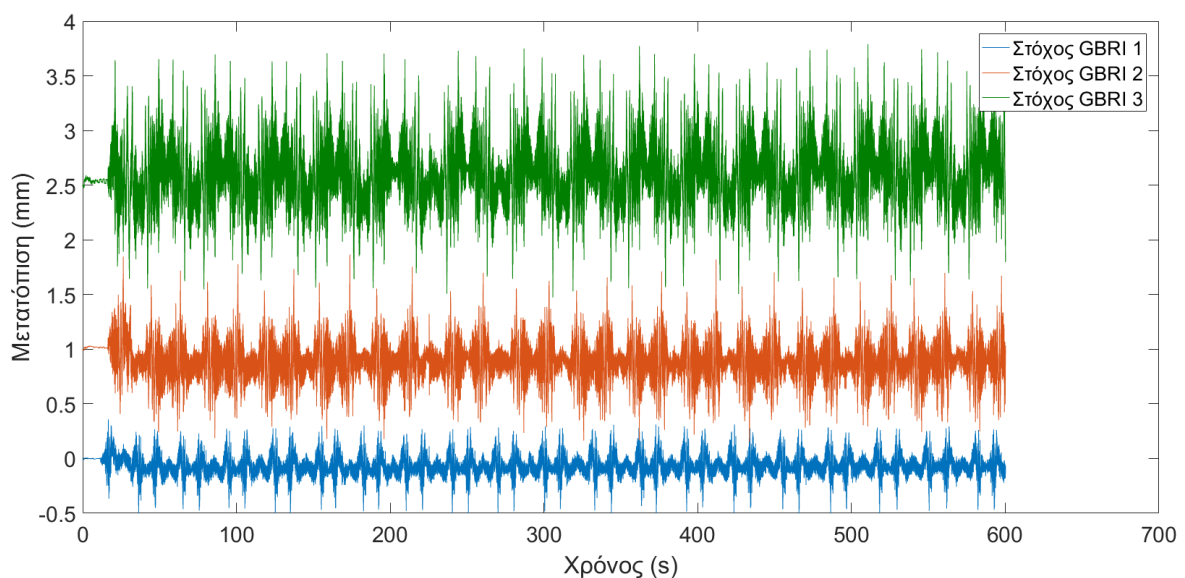
Σχήμα 6.17. Πειραματική διάταξη και θέσεις ηλεκτροκίνητου οχήματος

Ακολούθως, η συσκευή παραγωγής ταλαντώσεων τέθηκε σε ταλάντωση με χαρακτηριστικά «λευκού θορύβου» (white noise), έτσι ώστε η παραγόμενη διέγερση να προσομοιάζει με τη διέγερση από διερχόμενα οχήματα και λαμβάνονταν μετρήσεις ταλάντωσης με το σύστημα GBRI για 10 min. Τονίζεται ότι για την αποφυγή σφαλμάτων μεροληψίας (biases), η σειρά των πειραματικών σεναρίων ήταν μεικτή και η θέση της συσκευής παραγωγής ταλαντώσεων, καθώς και η ένταση της διέγερσης μεταβαλλόταν από σενάριο σε σενάριο. Επιπρόσθετα, για τα πειραματικά σενάρια (β) και (γ), οι δομικές βλάβες κάθε είδους διενεργήθηκαν σε πολλές διαφορετικές θέσεις επί της γέφυρας Bailey, όπως φαίνεται και στους Πίνακες 6.1, 6.2 και 6.3 που ακολουθούν. Στη συνέχεια, οι συλλεχθείσες μετρήσεις του συστήματος επίγειου radar υποβλήθηκαν σε επεξεργασία, μέσω του λογισμικού IBIS DV, το οποίο συνοδεύει τον αισθητήρα και τελικά προέκυψαν οι χρονοσειρές κατακόρυφης μετατόπισης κάθε ανακλαστικού στόχου, για κάθε ένα από τα

πειραματικά σενάρια. Έτσι, προέκυψαν συνολικά: 33 (πειραματικά σενάρια) x 3 (καταστάσεις δομικής κατάστασης) x 3 (ανακλαστικοί στόχοι) = 297 χρονοσειρές μετατόπισης, διάρκειας 10 min έκαστη.



Σχήμα 6.18. Χρονοσειρές πρωτογενούς σήματος ταλάντωσης των τριών στόχων GBRI για το σενάριο παρατήρησης M10, με τη γέφυρα σε «υγιή» κατάσταση, το ηλεκτροκίνητο όχημα ακίνητο στη θέση 4 (στην περιοχή του στόχου GBRI 2) και τη συσκευή διέγερσης σε λειτουργία



Σχήμα 6.19. Χρονοσειρές πρωτογενούς σήματος ταλάντωσης των τριών στόχων GBRI για σενάριο παρατήρησης με τη γέφυρα σε «υγιή» κατάσταση και συνεχείς διελεύσεις του ηλεκτροκίνητου οχήματος από το κατάστρωμα της γέφυρας, με τη συσκευή διέγερσης ανενεργή

Αξίζει να σημειωθεί ότι τα σήματα ταλάντωσης κάθε στόχου GBRI για όλα τα σενάρια παρατήρησης εμφανίζουν εξαιρετικά χαμηλό πλάτος ταλάντωσης, μικρότερο από 1 mm, όπως φαίνεται και στο Σχήμα 6.18. Επιπρόσθετα, σε κάθε περίπτωση, το μέγιστο πλάτος ταλάντωσης για κάθε στόχο και για όλα τα πειραματικά σενάρια είναι μικρότερο από το αντίστοιχο μέγιστο πλάτος των σημάτων τα οποία προέκυψαν από διέγερση της γέφυρας μέσω διελεύσεων του ηλεκτροκίνητου οχήματος, με τη μονάδα διέγερσης ανενεργή (Σχήμα 6.19).

Τα σχήματα 6.18 και 6.19 καταδεικνύουν, επίσης, τη δυσκαμψία του φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey και αποδεικνύουν παράλληλα, για ακόμα μία φορά, την εξαιρετική απόδοση του συστήματος επίγειου radar συμβολομετρίας, η οποία επιτρέπει την παρακολούθηση μετατοπίσεων υποδεέστερων του 1 mm.

A/A	Κατάσταση: "Υγιής"	Θέση διέγερσης	Διέγερση
1	M3	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος
2	M5	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος
3	M6	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος
4	M7	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος
5	M8	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος
6	M9	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος
7	M10	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος
8	M11	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος
9	M12	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος
10	M13	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος
11	M14	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος
12	M15	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος
13	M17	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος
14	M18	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος
15	M19	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος
16	M20	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος
17	M21	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος
18	M22	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος
19	M23	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος
20	M24	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος
21	V59	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος
22	V60	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος
23	V61	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος
24	V62	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος
25	V63	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος
26	V65	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος
27	V66	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος
28	V67	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος
29	V68	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος
30	V69	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος
31	V70	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος
32	V71	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος
33	V72	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος

Πίνακας 6.1. Πειραματικά σενάρια με γέφυρα σε «υγιή» κατάσταση

A/A	Κατάσταση: Βλάβη σε αντηρίδα	Θέση διέγερσης	Διέγερση	Θέση βλάβης
1	V1	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
2	V2	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
3	V3	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
4	V4	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
5	V5	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
6	V6	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 3
7	V9	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 3
8	V10	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 3
9	V11	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 3
10	V12	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4
11	V13	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4
12	V14	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4
13	V15	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4
14	V16	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4
15	J1	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 1
16	J2	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 1
17	J3	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 1
18	J4	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 1
19	J5	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 1
20	J6	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
21	J7	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
22	J8	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
23	J9	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
24	J10	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 2
25	J11	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 3
26	J12	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 3
27	J14	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 3
28	J15	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 3
29	J16	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4
30	J17	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4
31	J18	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4
32	J19	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4
33	J20	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντηρίδα πλαισίου 4

Πίνακας 6.2. Πειραματικά σενάρια με βλάβη σε αντηρίδα

A/A	Κατάσταση: Βλάβη σε αντιανέμιο	Θέση διέγερσης	Διέγερση	Θέση βλάβης
1	V19	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 3
2	V20	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 3
3	V21	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 3
4	V22	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 3
5	V23	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 4
6	V24	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 4
7	V25	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 4
8	V27	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 4
9	V28	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 5
10	V29	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 5
11	V30	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 5
12	V31	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 5
13	V32	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 5
14	V33	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
15	V34	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
16	V35	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
17	V36	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
18	V37	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
19	V39	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 1
20	V40	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 1
21	V41	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 1
22	V42	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 1
23	V43	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 1
24	J21	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
25	J23	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
26	J24	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
27	J25	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
28	J27	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 2
29	J28	Πλαίσιο 5	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 3
30	J29	Πλαίσιο 4	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 3
31	J30	Πλαίσιο 3	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 3
32	J31	Πλαίσιο 2	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 3
33	J32	Πλαίσιο 1	Λευκός θόρυβος	Αντιανέμιο πλαισίου 3

Πίνακας 6.3. Πειραματικά σενάρια με βλάβη σε αντιανέμιο

Κεφάλαιο 7 : Ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα γέφυρας Bailey - Επεξεργασία και ανάλυση πειραματικών δεδομένων

7.1 Προεπεξεργασία δεδομένων

Προκειμένου να είναι δυνατή η επιτυχής χρήση των δεδομένων μετατόπισης από τα Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα έρευνα, με απώτερο στόχο την ανίχνευση δομικών βλαβών στο φυσικό ομοίωμα γέφυρας τύπου Bailey, ήταν επιβεβλημένη η προεπεξεργασία των δεδομένων. Για το σκοπό αυτό αναπτύχθηκε κώδικας στη γλώσσα προγραμματισμού Matlab®, ο οποίος εκτελούσε τα ακόλουθα στάδια:

- Αφαίρεση θορύβου μετατοπίσεων (φιλτράρισμα): Προκειμένου να «καθαρισθούν» οι μετρήσεις μετατόπισης από ανεπιθύμητα τμήματα σήματος, λόγω θορύβου, εφαρμόστηκε σε αυτές φίλτρο διέλευσης ζώνης συχνοτήτων, κοινώς γνωστό ως ζωνοπερατό φίλτρο (band pass filter). Το φίλτρο που επιλέχθηκε είναι το ψηφιακό φίλτρο Butterworth (8^{ης} τάξης) και η ζώνη συχνοτήτων ήταν από 1 Hz έως 40 Hz. Οι ως άνω συχνότητες αποκοπής επιλέχθηκαν βάσει της αριθμητικής ανάλυσης πεπερασμένων στοιχείων (FEM) της κατασκευής, βάσει της οποίας οι ιδιοσυχνότητες της κατασκευής κείνται στη ζώνη συχνοτήτων από 5 έως 30 Hz.
- Αντικατάσταση ακραίων τιμών: Με σκοπό την αφαίρεση των ακραίων τιμών στις φιλτραρισμένες μετρήσεις, έγινε η αντικατάστασή των τιμών αυτών, με αντίστοιχες τιμές από γραμμική παρεμβολή στις γειτονικές τιμές τους. Η αντικατάσταση έγινε για τις τιμές που διέφεραν περισσότερο από το τριπλάσιο της μέσης απόλυτης απόκλισης (median absolute deviation) από τις γειτονικές τους.
- Τυποποίηση των δεδομένων: Αφαίρεση της μέσης τιμής των δεδομένων και διαίρεση με το τυπικό τους σφάλμα.
- Κανονικοποίηση των δεδομένων: Τα τυποποιημένα δεδομένα κανονικοποιήθηκαν στο διάστημα 0 έως 1 με βάση τη σχέση:

$$\bar{d}(t) = \frac{d(t) - \min(d)}{\max(d) - \min(d)}$$

όπου, $\bar{d}(t)$: κανονικοποιημένη τιμή μετατόπισης, $d(t)$: η αντίστοιχη τυποποιημένη τιμή της μετατόπισης, $\min(d)$: η ελάχιστη τιμή των τυποποιημένων μετατοπίσεων, $\max(d)$: η μέγιστη τιμή των τυποποιημένων μετατοπίσεων.

7.2 Χρήση Νευρωνικών Δικτύων Βαθιάς Μάθησης με τη μέθοδο της Μεταφοράς Μάθησης

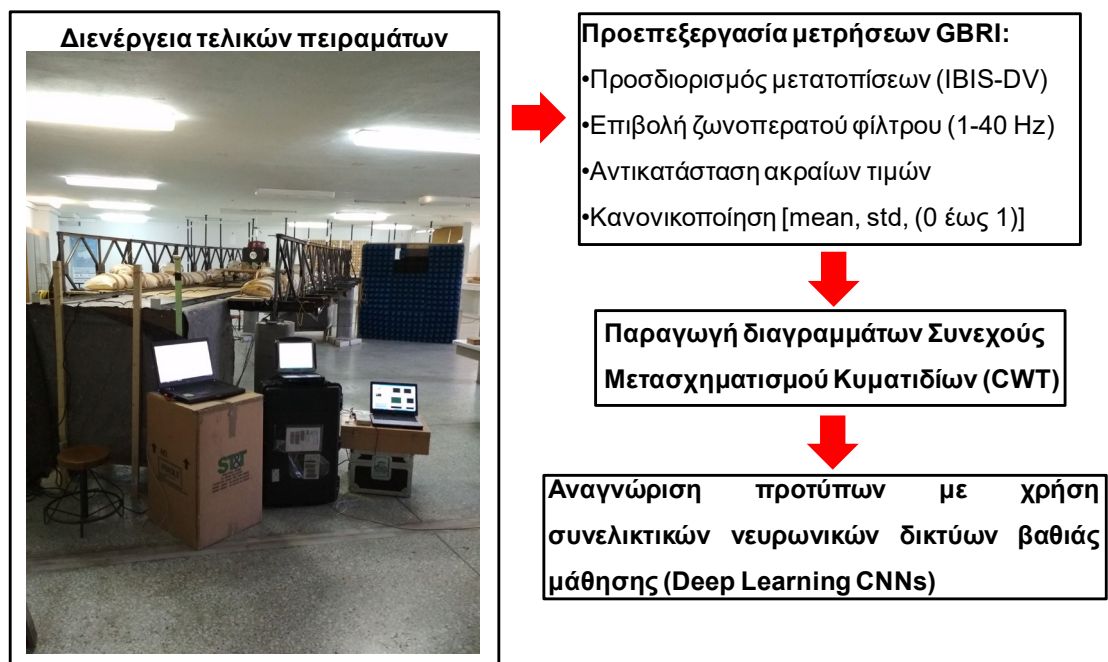
Για την αναγνώριση προτύπων και την ταξινόμηση των δομικών καταστάσεων του φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey χρησιμοποιήθηκαν διαθέσιμες αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης που αναπτύχθηκαν για εφαρμογές άλλου είδους και είναι ήδη εκπαιδευμένα με τα αντίστοιχα δεδομένα. Τα δίκτυα αυτά μετασχηματίστηκαν κατάλληλα και επανεκπαιδεύθηκαν με τα δεδομένα της παρούσας έρευνας, με χρήση της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης. Τα νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης που επιλέχθηκαν και χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή είναι το GoogleNet, το ResNet-18 και το ResNet-50. Και τα τρία δίκτυα έχουν εκπαιδευθεί στο πρόβλημα ταξινόμησης εικόνων αντικειμένων, με χρήση υποομάδας της βάσης δεδομένων ImageNet, η οποία δημιουργήθηκε για ερευνητικούς σκοπούς στο επιστημονικό πεδίο της όρασης υπολογιστών. Η εν λόγω υποομάδα δεδομένων αποτελείται από περισσότερες από 1.2 εκατομμύρια εικόνες αντικειμένων, που ανήκουν σε περισσότερες από 1000 κατηγορίες. Στα ως άνω δίκτυα έγιναν αλλαγές στα τρία τελευταία επίπεδά τους (layers) έτσι ώστε να είναι δυνατή η ταξινόμηση των δεδομένων της παρούσας διατριβής στις κατάλληλες κατηγορίες δομικής κατάστασης της γέφυρας Bailey. Επίσης, στις παραμέτρους των δικτύων τέθηκε, μετά από δοκιμές, η τιμή 0.001 ως βέλτιστος ρυθμός μάθησης. Τα ως άνω Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα βαθιάς μάθησης δέχονται ως στοιχεία εισόδου εικόνες των βασικών χρωμάτων (κόκκινο, πράσινο, μπλε / RGB) με ανάλυση 224x224.

7.3 Μετασχηματισμός προεπεξεργασμένων σημάτων ταλάντωσης σε εικόνες με τον Συνεχή Μετασχηματισμό Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform)

Μετά από έρευνα προς αναζήτηση της πλέον κατάλληλης μεθόδου μετατροπής χρονοσειρών σε εικόνες, τα προεπεξεργασμένα δεδομένα μετασχηματίστηκαν σε εικόνες, με χρήση του Συνεχούς Μετασχηματισμού Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform),

ο οποίος προσφέρει εντοπισμό συμβάντων ταυτόχρονα στα πεδία του χρόνου και των συχνοτήτων και κρίνεται κατάλληλος για την ανάλυση σημάτων ταλάντωσης, καθώς χρησιμοποιείται για την ανίχνευση απότομων αλλαγών σε σήματα. Δυνάμει αυτού του μετασχηματισμού, τα προεπεξεργασμένα δεδομένα χρονοσειρών αναπαριστάθηκαν ταυτόχρονα στο πεδίο του χρόνου και των συχνοτήτων, με χρήση του αναλυτικού κυματιδίου Morse (3, 60). Οι δημιουργηθείσες εικόνες έχουν ως άξονα τετμημένων (X) τον χρόνο και ως άξονα τεταγμένων (Y) τη συχνότητα, με την ένταση της συχνότητας να αναπαριστάται με χρωματική κλίμακα.

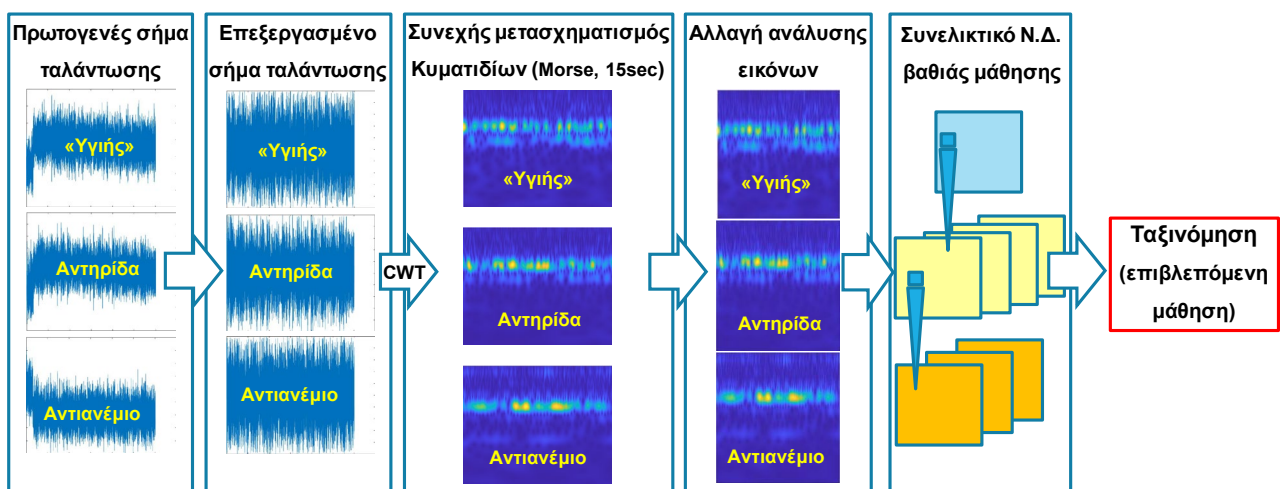
Οι εικόνες αυτές αποτέλεσαν τα δεδομένα εισόδου των προεκπαιδευμένων Νευρωνικών Δικτύων GoogleNet, ResNet-18 και ResNet-50 για την αναγνώριση προτύπων και την ταξινόμηση των δομικών καταστάσεων του φυσικού ομοιώματος γέφυρας Bailey.



Σχήμα 7.1. Μεθοδολογική προσέγγιση

Προκειμένου να καθορισθεί η αποδοτικότερη αναπαράσταση των χρονοσειρών σε εικόνες, τα προεπεξεργασμένα δεδομένα μετατράπηκαν σε εικόνες του Συνεχούς Μετασχηματισμού Κυματιδίων για χρονικά διαστήματα 60, 30, 20, 15, 10 s και 10 min. Από τα αποτελέσματα της εφαρμογής των Νευρωνικών Δικτύων εξήχθη το συμπέρασμα ότι η βέλτιστη χρονική διάρκεια για τη δημιουργία έκαστης εικόνας είναι τα 15 s. Έτσι, για

κάθε στόχο GBRI, δημιουργήθηκαν 40 εικόνες Συνεχούς Μετασχηματισμού Κυματιδίων για κάθε πειραματικό σενάριο διάρκειας 10 min. Συνεπώς, για κάθε μία από τις δομικές καταστάσεις της γέφυρας Bailey (“υγιής», βλάβη σε αντηρίδα, βλάβη σε αντιανέμιο) δημιουργήθηκαν 3960 εικόνες (= 40 εικόνες x 33 σενάρια x 3 στόχοι) και συνολικά 11880 εικόνες (= 3960 εικόνες x 3 δομικές καταστάσεις). Οι εικόνες που δημιουργήθηκαν δυνάμει του Συνεχούς Μετασχηματισμού Κυματιδίων έχουν ανάλυση 656x875 pixels, η οποία ακολούθως μεταβλήθηκε σε 224x224 pixels, έτσι ώστε οι εικόνες να εισαχθούν επιτυχώς στα βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν.

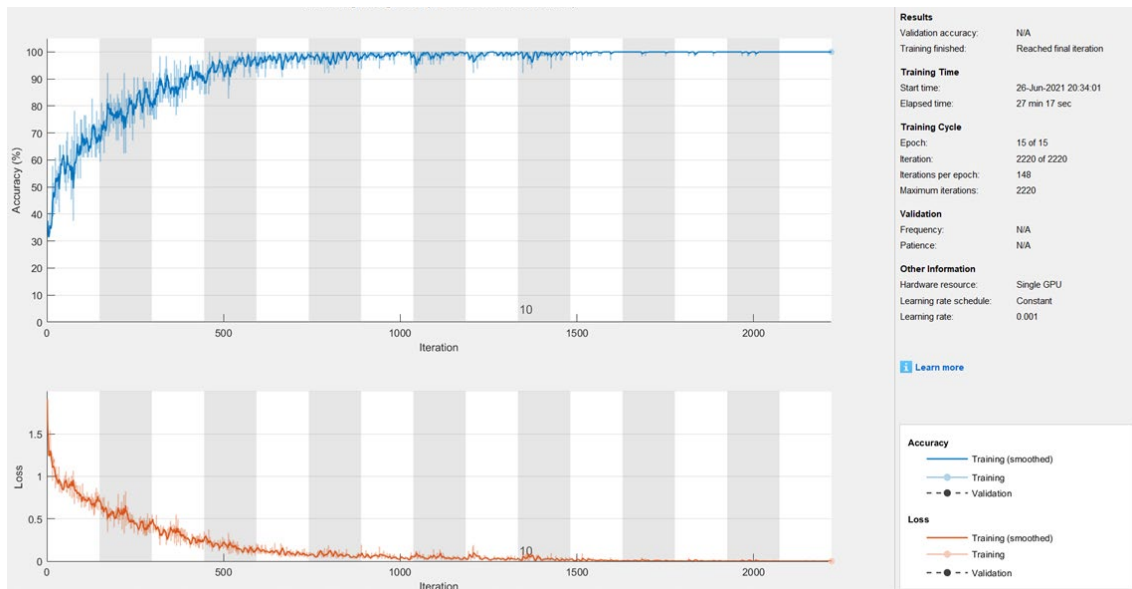


Σχήμα 7.2. Διαδικασία επεξεργασίας και ανάλυσης δεδομένων GBRI-RAR

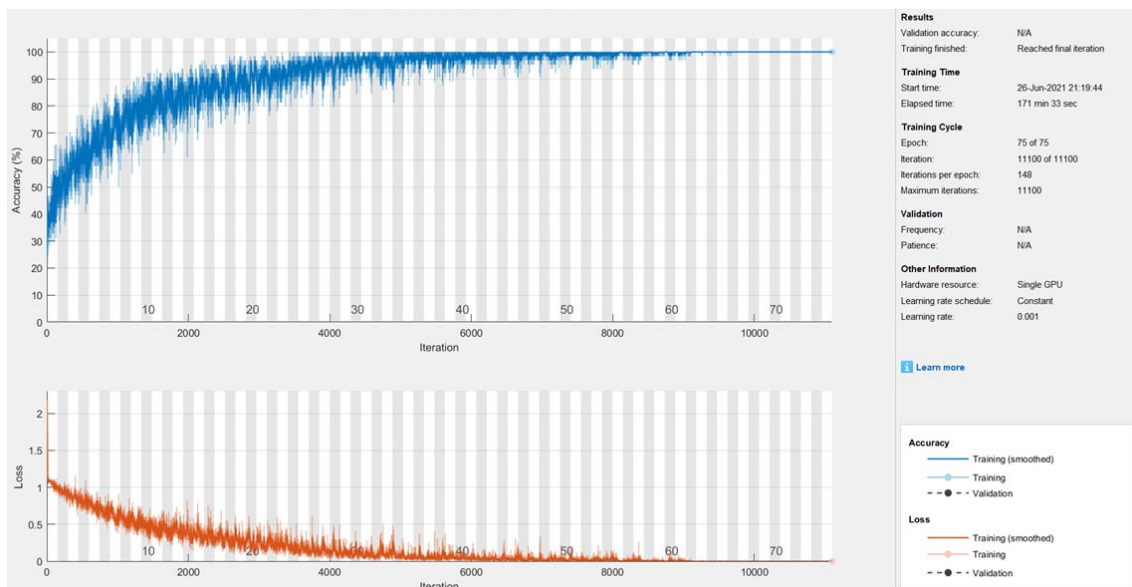
7.4 Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης μέσω επιβλεπόμενης μάθησης για την ανίχνευση δομικής βλάβης

Μετά από την προεπεξεργασία των σημάτων ταλάντωσης και το μετασχηματισμό των επεξεργασμένων σημάτων σε RGB εικόνες, οι τελευταίες εισήχθησαν στα προεκπαιδευμένα Νευρωνικά Δίκτυα Βαθιάς Μάθησης, GoogleNet, ResNet-18 και ResNet-50. Τα δίκτυα αυτά εγκαταστάθηκαν στο Deep Neural Network Toolbox του Matlab® (έκδοση: 2019b) και χρησιμοποιήθηκαν χωρίς καμία αλλαγή στη δομή των επιπέδων τους, παρά μόνο στα τρία τελευταία επίπεδα, με το τελευταίο επίπεδο εξόδου να περιέχει 3 νευρώνες, όσες δηλαδή είναι και οι κατηγορίες δομικής κατάστασης της γέφυρας («υγιής», με βλάβη σε αντηρίδα, με βλάβη σε αντιανέμιο). Ο ρυθμός μάθησης τέθηκε ίσος με 0.001, έτσι ώστε η αλλαγή των βαρών να μην είναι «επιθετική» και ο αριθμός δέσμης δειγμάτων (batch size) τέθηκε ίσος με 64. Μετά από τυχαίο διαχωρισμό,

για την εκπαίδευση (training) των δικτύων χρησιμοποιήθηκε το 80% των δεδομένων (ήτοι, 9504 εικόνες), ενώ το υπόλοιπο 20% (ήτοι, 2376 εικόνες), χρησιμοποιήθηκε για τον έλεγχο τους (testing). Η εκπαίδευση των βαθέων Νευρωνικών Δικτύων έγινε σε λάπτοπ με χρήση της κάρτας γραφικών (GPU) Geforce GTX 1050 Ti της εταιρείας NVIDIA®.



Σχήμα 7.3. Διάγραμμα εξέλιξης εκπαίδευσης ResNet-18



Σχήμα 7.4. Διάγραμμα εξέλιξης εκπαίδευσης GoogleNet

Ο χρόνος που χρειάστηκε για την εκπαίδευση των δικτύων ήταν 27 min για το ResNet-18 και 171 min για το GoogleNet. Τα διαγράμματα εξέλιξης της εκπαίδευσης

φαίνονται στα Σχήματα 7.3 και 7.4. Οι αντίστοιχοι πίνακες σύγχυσης (confusion matrices) που προέκυψαν φαίνονται στα Σχήματα 7.5 και 7.6.

Confusion Matrix

Output Class	Damaged Antianemio	691 29.1%	44 1.9%	48 2.0%	88.3% 11.7%
	Damaged Antirida	56 2.4%	699 29.4%	65 2.7%	85.2% 14.8%
	No Damage	45 1.9%	49 2.1%	679 28.6%	87.8% 12.2%
		87.2% 12.8%	88.3% 11.7%	85.7% 14.3%	87.1% 12.9%
		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
		Target Class			

Σχήμα 7.5. Πίνακας σύγχυσης των αποτελεσμάτων του ResNet-18 (με 80% δεδομένα εκπαίδευσης και 20% δεδομένα ελέγχου)

Confusion Matrix

Output Class	Damaged Antianemio	714 30.1%	26 1.1%	38 1.6%	91.8% 8.2%
	Damaged Antirida	40 1.7%	734 30.9%	31 1.3%	91.2% 8.8%
	No Damage	38 1.6%	32 1.3%	723 30.4%	91.2% 8.8%
		90.2% 9.8%	92.7% 7.3%	91.3% 8.7%	91.4% 8.6%
		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
		Target Class			

Σχήμα 7.6. Πίνακας σύγχυσης των αποτελεσμάτων του GoogleNet (με 80% δεδομένα εκπαίδευσης και 20% δεδομένα ελέγχου)

Οι πίνακες αυτοί παρέχουν μια περιληπτική εικόνα των αποτελεσμάτων ταξινόμησης των νευρωνικών δικτύων. Το Σχήμα 7.7 επεξηγεί τα περιεχόμενα ενός πίνακα σύγκρισης, με βάση κάθε εξεταζόμενη κατηγορία δομικής κατάστασης.

Αποτελεσμα ταξινόμησης	Βλάβη σε αντιανέμιο	TP Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	FP Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	FP Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	Ακρίβεια (%) $\frac{TP}{TP + FP} * 100$
	Βλάβη σε αντηρίδα	FN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	Ακρίβεια (%) $\frac{TP}{TP + FP} * 100$
	Υγιής κατάσταση	FN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	Ακρίβεια (%) $\frac{TP}{TP + FP} * 100$
	Ευαισθησία (%) $\frac{TP}{TP + FN} * 100$				
	Βλάβη σε αντιανέμιο	Βλάβη σε αντηρίδα	Υγιής κατάσταση		
	Ορθή κατηγορία				

α)

Αποτελεσμα ταξινόμησης	Βλάβη σε αντιανέμιο	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	FN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	
	Βλάβη σε αντηρίδα	FP Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TP Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	FP Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	Ακρίβεια (%) $\frac{TP}{TP + FP} * 100$
	Υγιής κατάσταση	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	FN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	Ακρίβεια (%) $\frac{TP}{TP + FP} * 100$
	Ευαισθησία (%) $\frac{TP}{TP + FN} * 100$				
	Βλάβη σε αντιανέμιο	Βλάβη σε αντηρίδα	Υγιής κατάσταση		
	Ορθή κατηγορία				

β)

Αποτελεσμα ταξινόμησης	Βλάβη σε αντιανέμιο	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	FN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	
	Βλάβη σε αντηρίδα	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	FN Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	
	Υγιής κατάσταση	FP Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	FP Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	TP Αριθμός εικόνων Ποσοστό εικόνων στο σύνολο των 2376	Ακρίβεια (%) $\frac{TP}{TP + FP} * 100$
	Ευαισθησία (%) $\frac{TP}{TP + FN} * 100$				
	Βλάβη σε αντιανέμιο	Βλάβη σε αντηρίδα	Υγιής κατάσταση		
	Ορθή κατηγορία				

γ)

Σχήμα 7.7. Επεξήγηση πίνακα σύγκρισης για κάθε εξεταζόμενη κατηγορία: α) Βλάβη σε αντιανέμιο, β) Βλάβη σε αντηρίδα, γ) Υγιής κατάσταση

Κάθε κελί τους απεικονίζει το συνολικό πλήθος των δειγμάτων πρόβλεψης και το ποσοστό τους σε σχέση με το συνολικό αριθμό των δειγμάτων ελέγχου. Τα διαγώνια κελιά τους απεικονίζουν τις αληθώς θετικές (True Positive, TP) ταξινομήσεις δομικής κατάστασης, σε αντίθεση με τα υπόλοιπα στοιχεία, τα οποία απεικονίζουν τις λανθασμένες ταξινομήσεις του δικτύου. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε εξεταζόμενη κατηγορία, τα στοιχεία της αντίστοιχης γραμμής (εκτός του στοιχείου της διαγωνίου) αντιστοιχούν στο πλήθος των ψευδώς θετικών (False Positive, FP) ταξινομήσεων, ενώ τα στοιχεία της αντίστοιχης στήλης αντιστοιχούν στο πλήθος των ψευδώς αρνητικών (False Negative, FN) ταξινομήσεων. Τα στοιχεία εκτός της στήλης και της γραμμής της κάθε φορά εξεταζόμενης κατηγορίας αντιστοιχούν στο πλήθος των αληθώς αρνητικών (True Negative, TN) ταξινομήσεων. Τα ποσοστά που αναγράφονται κάτω από το πλήθος ταξινομήσεων στον 3x3 πίνακα (πάνω αριστερά τμήμα του 4x4 πίνακα) είναι το ποσοστό του πλήθους ταξινομήσεων έκαστου κελιού στο συνολικό πλήθος εικόνων (2376). Επιπλέον, σε κάθε κελί της τελευταίας στήλης κάθε 4x4 πίνακα απεικονίζονται τα ποσοστά των δειγμάτων που ταξινομήθηκαν ορθά σε μια κατηγορία σε σχέση με τα δείγματα που συνολικά ταξινομήθηκαν στην κατηγορία (ακρίβεια ταξινόμησης), ενώ σε κάθε κελί της τελευταίας γραμμής απεικονίζεται η ευαισθησία (sensitivity) ή ανάκληση (recall) του δικτύου για κάθε κατηγορία δομικής κατάστασης, δηλαδή τα ποσοστά των αληθώς θετικών ταξινομήσεων σε μια κατηγορία στο σύνολο των δειγμάτων που πραγματικά ανήκουν στην κατηγορία αυτή (αληθώς θετικές και ψευδώς αρνητικές ταξινομήσεις). Εντέλει, στο τελευταίο κελί της διαγωνίου κάθε πίνακα απεικονίζεται μία μέση απόδοση του νευρωνικού δικτύου, η οποία προκύπτει από το μέσο όρο των ποσοστών της τελευταίας στήλης και της τελευταίας γραμμής του πίνακα.

Επιπρόσθετα, προκειμένου να διερευνηθεί η επίδραση της ύπαρξης περισσότερων επιπέδων στην αρχιτεκτονική των Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης στην αποτελεσματικότητά τους, έγινε χρήση του Νευρωνικού Δικτύου ResNet-50, το οποίο συνίσταται από 50 συνελκτικά επίπεδα, έτσι ώστε να συγκριθεί η απόδοσή του με την απόδοση του ResNet-18, το οποίο έχει 18 συνελκτικά επίπεδα. Αρχικά, για την εκπαίδευση (training) του δικτύου ResNet-50, χρησιμοποιήθηκε μετά από τυχαίο διαχωρισμό το 80% των δεδομένων (9504 εικόνες), ενώ το υπόλοιπο 20% (2376 εικόνες), χρησιμοποιήθηκε για τον έλεγχό τους (testing).

Confusion Matrix

Output Class	Damaged Antianemio	722 30.4%	27 1.1%	26 1.1%	93.2% 6.8%
	Damaged Antirida	49 2.1%	744 31.3%	38 1.6%	89.5% 10.5%
	No Damage	21 0.9%	21 0.9%	728 30.6%	94.5% 5.5%
		91.2% 8.8%	93.9% 6.1%	91.9% 8.1%	92.3% 7.7%
		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
		Target Class			

Σχήμα 7.8. Πίνακας σύγχυσης των αποτελεσμάτων του ResNet-50 (με 80% δεδομένα εκπαίδευσης και 20% δεδομένα ελέγχου)

Ο χρόνος που χρειάστηκε για την εκπαίδευσή του ήταν 95 min, με τελικό αποτέλεσμα τον πίνακα σύγχυσης του Σχήματος 7.8.

7.5 Αξιολόγηση απόδοσης Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης στην ανίχνευση δομικής βλάβης

Για την αξιολόγηση της απόδοσης των προεκπαιδευμένων βαθέων Νευρωνικών Δικτύων, εκτός των πινάκων σύγχυσης, εξήχθησαν και οι ακόλουθοι δείκτες απόδοσης, βάσει των «αληθώς θετικών» (true positive-TP), «ψευδώς θετικών» (false positive-FP), «αληθώς αρνητικών» (true negative-TN) και «ψευδώς αρνητικών» (false negative-FN) ταξινομήσεων των δειγμάτων [Θεοδωρόπουλος, 2018]:

1. **Ορθότητα (accuracy):** Είναι το ποσοστό των δειγμάτων που κατηγοριοποιήθηκαν ορθά, δηλαδή το ποσοστό των ορθώς κατηγοριοποιημένων δειγμάτων προς το σύνολο των δειγμάτων. Δίνεται από τη σχέση:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FP} \quad (7.1)$$

2. **Ακρίβεια (precision):** Χαρακτηρίζει το ποσοστό των δειγμάτων που ταξινομήθηκαν ορθά σε μια κατηγορία στο σύνολο των δειγμάτων που ταξινομήθηκαν στην κατηγορία. Δίνεται από τη σχέση:

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7.2)$$

3. **Ευαισθησία (sensitivity) ή Ανάκληση (recall):** Χαρακτηρίζει την ικανότητα ενός Νευρωνικού Δικτύου να ταξινομεί κάθε δείγμα στη σωστή κατηγορία. Πιο συγκεκριμένα εκφράζει το ποσοστό των αληθώς θετικών ταξινομήσεων σε μια κατηγορία στο σύνολο των δειγμάτων που πραγματικά ανήκουν στην κατηγορία αυτή (αληθώς θετικές και ψευδώς αρνητικές ταξινομήσεις). Δίνεται από τη σχέση:

$$sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7.3)$$

4. **Ιδιαιτερότητα (specificity):** Χαρακτηρίζει την ικανότητα ενός Νευρωνικού Δικτύου να διενεργεί «αληθώς αρνητικές» ταξινομήσεις, δηλαδή την ικανότητά του να μην ταξινομεί δείγματα σε λανθασμένη κατηγορία. Δίνεται από τη σχέση:

$$specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (7.4)$$

5. **Αποτέλεσμα F (F score):** Δείκτης που εξαρτάται από την ακρίβεια (precision) και την ανάκληση (recall), καθώς αποτελεί το σταθμισμένο μέσο όρο τους (weighted harmonic mean) βάσει της σχέσης:

$$F \text{ score} = \frac{2 \cdot precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (7.5)$$

Εκφράζει την ικανότητα ενός Δικτύου να αναγνωρίζει τις αληθώς θετικές περιπτώσεις, αλλά και να είναι ακριβές στις ταξινομήσεις του.

Ακολούθως, δίνονται οι πίνακες με τους ως άνω δείκτες απόδοσης για κάθε κατηγορία δομικής κατάστασης της γέφυρας Bailey και για κάθε βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε, για την περίπτωση του τυχαίου διαχωρισμού των δεδομένων σε ποσοστό 80% (9504 εικόνες) για εκπαίδευση (training) και 20% (2376 εικόνες) για τον έλεγχο τους (testing).

ResNet-18	Ορθότητα (Accuracy)	Ακρίβεια (Precision)	Ευαισθησία (Sensitivity)	Ιδιαιτερότητα (Specificity)	F-score
Δομική κατάσταση					
Υγιής	91.3%	87.8%	85.7%	94.1%	89.5%
Βλάβη σε αντηρίδα	91.0%	85.2%	88.3%	92.4%	86.7%
Βλάβη σε αντιανέμιο	91.9%	88.3%	87.2%	94.2%	87.7%

Πίνακας 7.1. Δείκτες απόδοσης ResNet-18 για κάθε κατηγορία δομικής κατάστασης

GoogleNet	Ορθότητα (Accuracy)	Ακρίβεια (Precision)	Ευαισθησία (Sensitivity)	Ιδιαιτερότητα (Specificity)	F-score
Δομική κατάσταση					
Υγιής	94.1%	91.2%	91.3%	95.6%	91.2%
Βλάβη σε αντηρίδα	94.6%	91.2%	92.7%	95.5%	91.9%
Βλάβη σε αντιανέμιο	94.0%	91.8%	90.2%	96.0%	90.7%

Πίνακας 7.2. Δείκτες απόδοσης GoogleNet για κάθε κατηγορία δομικής κατάστασης

ResNet-50	Ορθότητα (Accuracy)	Ακρίβεια (Precision)	Ευαισθησία (Sensitivity)	Ιδιαιτερότητα (Specificity)	F-score
Δομική κατάσταση					
Υγιής	95.5%	94.5%	91.9%	97.3%	93.2%
Βλάβη σε αντηρίδα	94.3%	89.5%	93.9%	94.5%	91.6%
Βλάβη σε αντιανέμιο	94.8%	93.2%	91.2%	96.7%	92.2%

Πίνακας 7.3. Δείκτες απόδοσης ResNet-50 για κάθε κατηγορία δομικής κατάστασης

Από τους Πίνακες 7.1 έως 7.3 συμπεραίνεται ότι όλα τα βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν επιδεικνύουν εξαιρετική απόδοση στο εξεταζόμενο πρόβλημα ταξινόμησης, καθώς όλοι οι δείκτες απόδοσης είναι ιδιαίτερα υψηλοί. Το δίκτυο ResNet-50 επιτυγχάνει τα μεγαλύτερα ποσοστά σε όλους τους δείκτες, με δεύτερο το GoogleNet και τελευταίο το ResNet-18. Για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε κατασκευές, ιδιαίτερο

ενδιαφέρον παρουσιάζει ο δείκτης Ευαισθησίας (sensitivity) ή Ανάκλησης (recall), καθώς εάν αυτός είναι ιδιαίτερα υψηλός, τότε το βαθύ Νευρωνικό Δίκτυο επιδεικνύει χαμηλό ποσοστό ψευδώς αρνητικών ταξινομήσεων. Σε τέτοιου είδους εφαρμογές οι ψευδώς αρνητικές ταξινομήσεις είναι δυνατόν να οδηγήσουν σε καταστάσεις που θέτουν σε κίνδυνο ανθρώπινες ζωές, καθώς δεν θα ανιχνευθεί μια ενδεχόμενη δομική βλάβη της κατασκευής και έτσι θα συνεχιστεί η λειτουργική της χρήση. Ο δείκτης ευαισθησίας είναι ιδιαίτερα υψηλός στα Δίκτυα GoogleNet και ResNet-50 (της τάξης του 91%), με το τελευταίο να υπερέχει ελάχιστα. Το Δίκτυο ResNet-18 επιτυγχάνει χαμηλότερο ποσοστό ευαισθησίας (87%), το οποίο, όμως, κρίνεται επίσης ικανοποιητικό.

Προκειμένου να επικυρωθούν τα αποτελέσματα με τον πλέον έγκυρο τρόπο και να αποφευχθεί το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής (overfitting), δηλαδή της εξαγωγής επιτυχούς αποτελέσματος μόνο για τα συγκεκριμένα δεδομένα, εκτός από την τυχαία κατανομή και επιλογή των εικόνων εκπαίδευσης και ελέγχου, εφαρμόστηκε η μέθοδος διασταυρωμένης επικύρωσης (cross validation). Κατά τη μέθοδο αυτή, τα δεδομένα διαχωρίζονται τυχαία σε k τμήματα (k -folds) και στη συνέχεια, γίνεται η εκπαίδευση του αλγορίθμου με $k-1$ τμήματα από αυτά. Το εναπομείναν τμήμα αποτελεί το τμήμα δεδομένων ελέγχου (test data). Συνολικά, εκτελούνται k εκπαιδεύσεις νευρωνικών δικτύων, παραλείποντας κάθε φορά διαφορετικό τμήμα των δεδομένων και τελικά υπολογίζεται ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων ακρίβειας των k δικτύων που προκύπτουν [Azimi & Pekcan, 2019]. Τα δημοφιλέστερα είδη πολλαπλής επικύρωσης είναι η πενταπλή (5-fold cross validation) και η δεκαπλή (10-fold cross validation) επικύρωση [Μαλακασιώτης, 2005], κατά τις οποίες τα δεδομένα διαχωρίζονται σε πέντε και σε δέκα τυχαία τμήματα, αντίστοιχα. Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της πενταπλής διασταυρωμένης επικύρωσης και η μέση ορθότητα ταξινόμησης (mean accuracy) που επιτεύχθη είναι 90.4% για το ResNet-18 και 93.5% για το GoogleNet, οι οποίες κρίνονται εξαιρετικές και αποδεικνύουν την επιτυχία του εγχειρήματος.

Η μέση ορθότητα ταξινόμησης (mean accuracy) του δικτύου ResNet-50 που επιτεύχθη με τη μέθοδο της πενταπλής διασταυρωμένης επικύρωσης είναι 94.1%, για τα ίδια δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν και στο ResNet-18, δηλαδή, με την προσθήκη 32 συνελκτικών επιπέδων επιτεύχθη μια αύξηση της μέσης ορθότητας ταξινόμησης κατά 4% περίπου.

ResNet-50 cross validation (5-fold)

GoogleNet cross validation (5-fold)

Confusion Matrix

Output Class		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
Damaged Antianemio	723 30.4%	37 1.6%	44 1.9%	89.9% 10.1%	
Damaged Antirida	46 1.9%	729 30.7%	44 1.9%	89.0% 11.0%	
No Damage	23 1.0%	26 1.1%	704 29.6%	93.5% 6.5%	
		91.3% 8.7%	92.0% 8.0%	88.9% 11.1%	90.7% 9.3%
		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
		Target Class			

Confusion Matrix

Output Class		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
Damaged Antianemio	708 29.8%	58 2.4%	50 2.1%	86.8% 13.2%	
Damaged Antirida	49 2.1%	699 29.4%	48 2.0%	87.8% 12.2%	
No Damage	35 1.5%	35 1.5%	694 29.2%	90.8% 9.2%	
		89.4% 10.6%	88.3% 11.7%	87.6% 12.4%	88.4% 11.6%
		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
		Target Class			

Confusion Matrix

Output Class		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
Damaged Antianemio	726 30.6%	26 1.1%	35 1.5%	92.2% 7.8%	
Damaged Antirida	42 1.8%	731 30.8%	40 1.7%	89.9% 10.1%	
No Damage	24 1.0%	35 1.5%	717 30.2%	92.4% 7.6%	
		91.7% 8.3%	92.3% 7.7%	90.5% 9.5%	91.5% 8.5%
		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
		Target Class			

Confusion Matrix

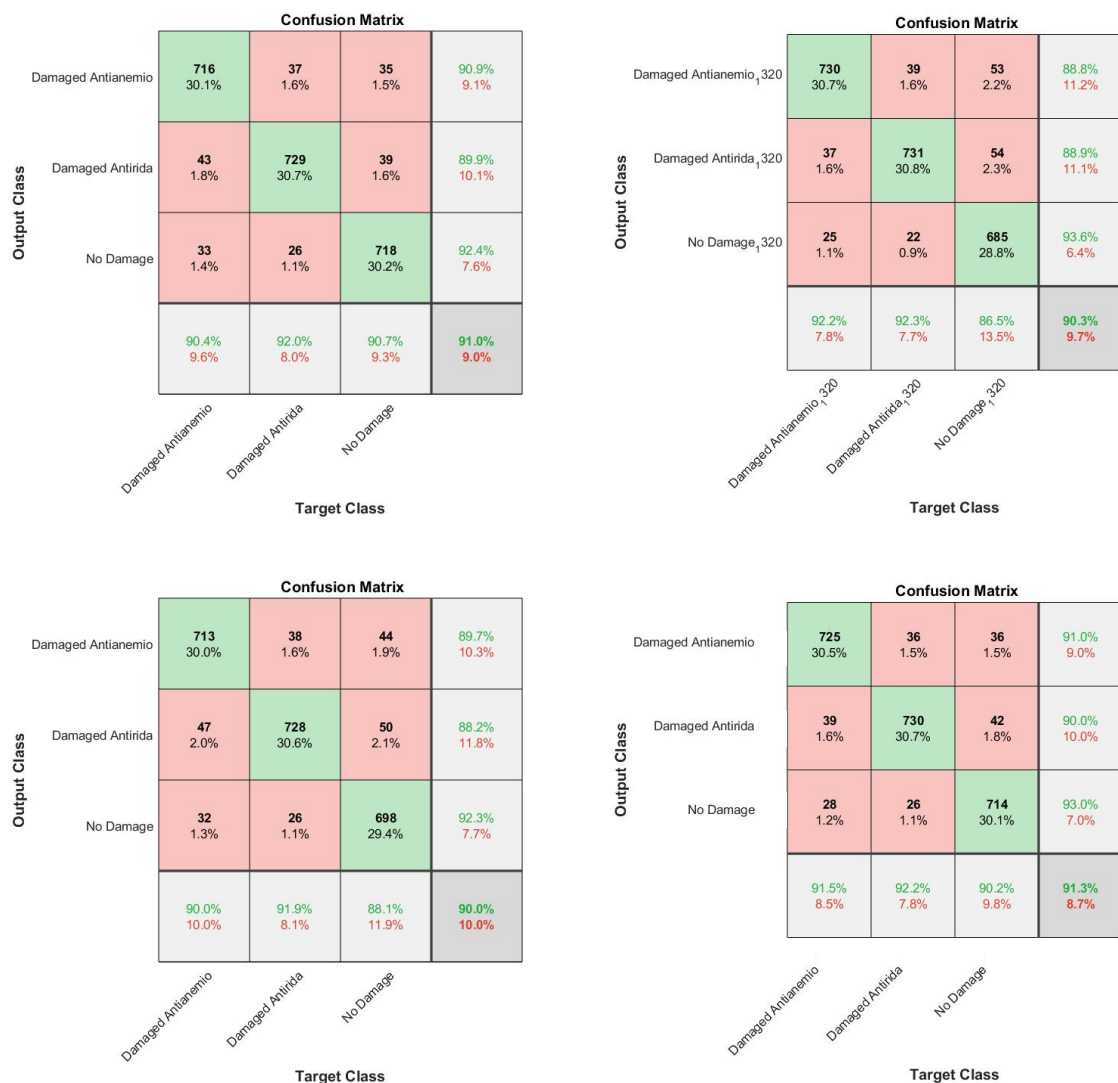
Output Class		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
Damaged Antianemio	719 30.3%	44 1.9%	38 1.6%	89.8% 10.2%	
Damaged Antirida	40 1.7%	713 30.0%	39 1.6%	90.0% 10.0%	
No Damage	33 1.4%	35 1.5%	715 30.1%	91.3% 8.7%	
		90.8% 9.2%	90.0% 10.0%	90.3% 9.7%	90.4% 9.6%
		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
		Target Class			

Confusion Matrix

Output Class		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
Damaged Antianemio	726 30.6%	26 1.1%	21 0.9%	93.9% 6.1%	
Damaged Antirida	32 1.3%	739 31.1%	36 1.5%	91.6% 8.4%	
No Damage	34 1.4%	27 1.1%	735 30.9%	92.3% 7.7%	
		91.7% 8.3%	93.3% 6.7%	92.8% 7.2%	92.6% 7.4%
		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
		Target Class			

Confusion Matrix

Output Class		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
Damaged Antianemio	728 30.6%	46 1.9%	27 1.1%	90.9% 9.1%	
Damaged Antirida	32 1.3%	713 30.0%	37 1.6%	91.2% 8.8%	
No Damage	32 1.3%	33 1.4%	728 30.6%	91.8% 8.2%	
		91.9% 8.1%	90.0% 10.0%	91.9% 8.1%	91.3% 8.7%
		Damaged Antianemio	Damaged Antirida	No Damage	
		Target Class			



Σχήμα 7.9. Πίνακες σύγχυσης των δικτύων ResNet-50 (αριστερή στήλη) και GoogleNet (δεξιά στήλη), δυνάμει της μεθόδου πενταπλής διασταυρωμένης επικύρωσης

Στο Σχήμα 7.9 εμφανίζονται οι πίνακες σύγχυσης που προέκυψαν από τις πέντε εκπαιδεύσεις των βαθέν Νευρωνικών Δικτύων GoogleNet και ResNet-50, κατά την εφαρμογή της μεθόδου πενταπλής διασταυρωμένης επικύρωσης.

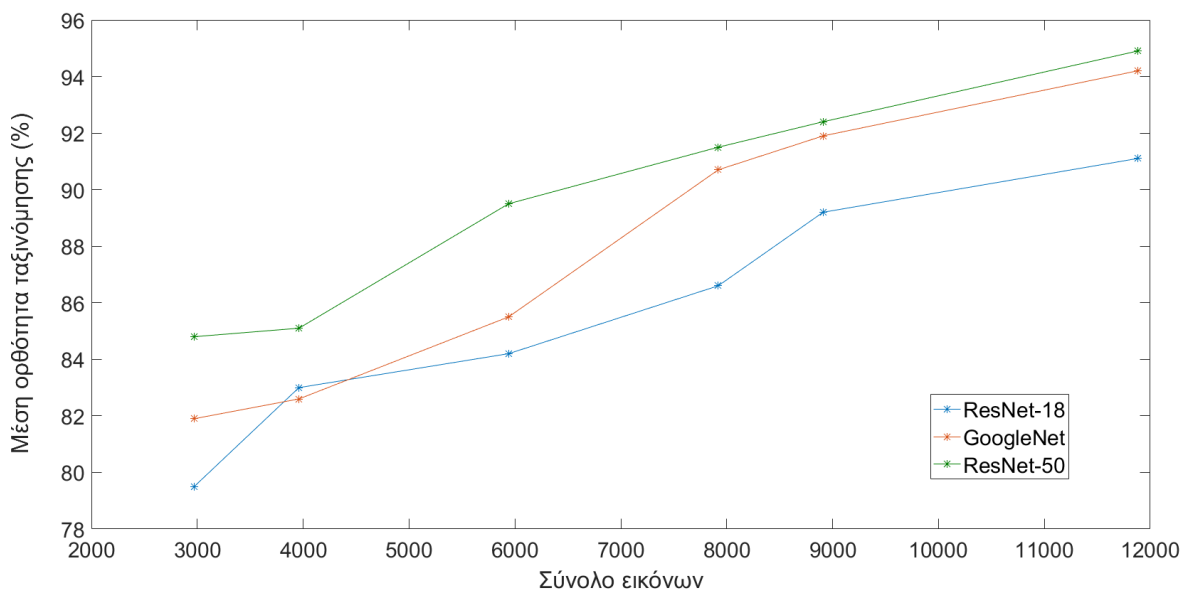
Επιπρόσθετα, προκειμένου να διερευνηθεί η επίδραση του όγκου δεδομένων στην απόδοση των δικτύων που χρησιμοποιήθηκαν, πραγματοποιήθηκαν διαδοχικές εκπαιδεύσεις τους με διαφορετικό όγκο δεδομένων κάθε φορά. Στον Πίνακα 7.4 και στο Σχήμα 7.10 εμφανίζονται τα αποτελέσματα της μέσης ορθότητας ταξινόμησης των δικτύων ResNet-18, GoogleNet και ResNet-50, μετά την εκπαίδευσή τους με τυχαίο διαχωρισμό των δεδομένων, κατά 80% για την εκπαίδευση (training) και 20% για τον έλεγχό τους

(testing). Τα ως άνω αποτελέσματα καταδεικνύουν και επιβεβαιώνουν την προϋπόθεση ύπαρξης μεγάλου όγκου δεδομένων για την επίτευξη εξαιρετικών αποτελεσμάτων κατά τη χρήση βαθέων Νευρωνικών Δικτύων. Πιο συγκεκριμένα, τονίζεται ότι η ορθότητα ταξινόμησης των βαθέων Νευρωνικών Δικτύων, είναι ευθέως ανάλογη του όγκου των δεδομένων εισόδου.

Όγκος δεδομένων	Σύνολο εικόνων για όλες τις κατηγορίες δομικής κατάστασης	Νευρωνικά Δίκτυα βαθιάς μάθησης		
		ResNet-18	GoogleNet	ResNet-50
$\frac{1}{4}$ συνόλου εικόνων	2970	79.5%	81.9%	84.8%
$\frac{1}{3}$ συνόλου εικόνων	3960	83.0%	82.6%	85.1%
$\frac{1}{2}$ συνόλου εικόνων	5940	84.2%	85.5%	89.5%
$\frac{2}{3}$ συνόλου εικόνων	7920	86.6%	90.7%	91.5%
$\frac{3}{4}$ συνόλου εικόνων	8910	89.2%	91.9%	92.4%
σύνολο εικόνων	11880	91.1%	94.2%	94.9%

Πίνακας 7.4. Αποτελέσματα μέσης ορθότητας ταξινόμησης βαθέων Νευρωνικών Δικτύων με χρήση διαφορετικού όγκου δεδομένων

Ακόμη, από τον Πίνακα 7.4 γίνεται εμφανές το προβάδισμα του δικτύου ResNet-50 έναντι των δύο άλλων δικτύων στην ορθότητα ταξινόμησης, για αυτό το είδος δεδομένων. Το προβάδισμα αυτό γίνεται περισσότερο αισθητό όταν ο όγκος δεδομένων εισόδου ελαττώνεται.



Σχήμα 7.10. Μέση ορθότητα ταξινόμησης βαθέων Νευρωνικών Δικτύων έναντι όγκου δεδομένων

7.6 Σύνοψη και συμπεράσματα

Η παρούσα έρευνα εισάγει μια νέα μεθοδολογία ανίχνευσης δομικών βλαβών, βασισμένη σε μετρήσεις ταλάντωσης, η οποία εφαρμόζεται σε εργαστηριακό φυσικό ομοίωμα χαλύβδινης γέφυρας τύπου Bailey (κλίμακα 1:2.5), κατασκευασμένου ειδικά για την εκπλήρωση των ερευνητικών στόχων της. Οι ταλαντώσεις της γέφυρας μετρήθηκαν με χρήση επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR). Για τον προσδιορισμό της δομικής του κατάστασης, το φυσικό ομοίωμα της γέφυρας διεγείρεται χρησιμοποιώντας συσκευή παραγωγής ταλαντώσεων («λευκός θόρυβος»), τοποθετημένης επί ειδικά κατασκευασμένου οχήματος, το οποίο τοποθετείται σε διαφορετικές θέσεις του καταστρώματος της γέφυρας, για την υλοποίηση των σεναρίων παρακολούθησης. Οι ταλαντώσεις της γέφυρας μετρώνται όσο αυτή βρίσκεται σε «υγιή» δομική κατάσταση, όσο και σε κατάσταση με δομικές βλάβες, οι οποίες έχουν προκληθεί τεχνητά, έπειτα από αφαίρεση ειδικά επιλεγμένων δομικών τμημάτων (αντηρίδες και αντιανέμια).

Η μεθοδολογία ανίχνευσης δομικών βλαβών υιοθετεί τεχνικές αναγνώρισης προτύπων αιχμής, συγκεκριμένα τα Νευρωνικά Δίκτυα βαθιάς μάθησης και ειδικότερα, τα βραβευμένα βαθιά Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα GoogleNet, ResNet-18 και ResNet-50, εκμεταλλεόμενη την τεχνική Μεταφοράς Μάθησης, αφού πρώτα οι πρωτογενείς μετρήσεις ταλάντωσης έχουν μετασχηματιστεί σε εικόνες με χρήση του Συνεχούς

Μετασχηματισμού Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform). Τα αποτελέσματα της αναγνώρισης δομικής κατάστασης καταδεικνύουν ότι με την προτεινόμενη μεθοδολογία επιτυγχάνεται μέση ορθότητα αναγνώρισης μεγαλύτερη του 90% και για τα τρία Δίκτυα κατά την εφαρμογή της μεθόδου πενταπλής διασταυρωμένης επικύρωσης, με ανώτερη εκείνη του Δικτύου ResNet-50 (94,1%), επιβεβαιώνοντας την αποτελεσματικότητά της και τις πολλά υποσχόμενες δυνατότητές της.

Κεφάλαιο 8 : Συμπεράσματα - Προτάσεις

8.1 Συμπεράσματα

Στο κεφάλαιο αυτό διατυπώνονται τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την υλοποίηση των δύο κεντρικών αξόνων της Διδακτορικής Διατριβής, αφενός, από την πειραματική αξιολόγηση της λειτουργίας επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) στον προσδιορισμό παραμέτρων ταλάντωσης κατασκευών, και αφετέρου, από την αξιοποίηση δεδομένων GBRI-RAR για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα γέφυρας Bailey. Ακολούθως, παρατίθενται οι προτάσεις για περαιτέρω έρευνα στο επιστημονικό αντικείμενο της Παρακολούθησης της Δομικής Ακεραιότητας των Κατασκευών (SHM).

8.1.1 Συμπεράσματα ως προς την πειραματική αξιολόγηση συστήματος GBRI-RAR στον προσδιορισμό των παραμέτρων δυναμικής συμπεριφοράς κατασκευών

Στην παρούσα έρευνα επιχειρείται η πειραματική αξιολόγηση της λειτουργίας συστήματος επίγειου radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) IBIS-S, της εταιρείας Ingeneria Dei Systemi (IDS®). Η αξιολόγηση γίνεται σε εργαστηριακές συνθήκες μέσω της υλοποίησης σειράς σεναρίων ελεγχόμενης δυναμικής ταλάντωσης στόχου με χαρακτηριστικά σήματος (πλάτος και συχνότητα ταλάντωσης) στη ζώνη των δυναμικών χαρακτηριστικών τεχνικών έργων μεγάλης κλίμακας. Για την επίτευξη του στόχου αυτού γίνεται χρήση ειδικής συσκευής (σεισμική τράπεζα) παραγωγής εξαναγκασμένης ταλάντωσης. Καλύπτονται κρίσιμα ζητήματα, όπως ο σχεδιασμός εγκατάστασης / συνδεσμολογίας των αισθητήρων παρατήρησης, η επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων (δειγματοληψία, συγχρονισμός, κ.α.) και η στατιστική επεξεργασία των αποτελεσμάτων σύγκρισης.

Η έρευνα κατέδειξε ότι η ακρίβεια (επαναληψιμότητα) του συστήματος στη μέτρηση μετατοπίσεων είναι ± 0.01 mm ή καλύτερη και η αξιοπιστία του (ορθότητα) καλύτερη από ± 0.1 mm. Έτσι, αποδείχθηκε η εξαιρετικά υψηλή ευαισθησία του συστήματος, ενώ παράλληλα, με επεξεργασία των δεδομένων στο πεδίο των συχνοτήτων, αποδείχθηκε η εξαιρετική απόδοση της τεχνολογίας στον προσδιορισμό συχνοτήτων ταλάντωσης έως 20 Hz. Τα ως άνω αποτελέσματα προέκυψαν από την παρακολούθηση

στόχου GBRI με εύρος πλάτους ταλάντωσης από 20 mm έως 0.05 mm για τη ζώνη συχνοτήτων ταλάντωσης από 1 Hz έως 20 Hz. Οι τιμές ελέγχου επιλέχθηκαν με γνώμονα τη ζώνη απόκρισης (δυναμικά χαρακτηριστικά) της πλειονότητας των τεχνικών έργων μεγάλης κλίμακας έναντι περιβαλλοντικών και λειτουργικών φορτίσεων. Πιο συγκεκριμένα, η ζώνη συχνοτήτων ταλάντωσης 1 Hz έως 5 Hz συνδυάστηκε με εύρος πλάτους ταλάντωσης από 20 mm έως 0.5 mm, ενώ για τα σενάρια παρατήρησης με υψηλές συχνότητας ταλάντωσης (10 Hz - 20 Hz) τέθηκαν πλάτη από 0.75 mm έως 0.05 mm, δεδομένου ότι σε κατασκευές μεγάλης κλίμακας, το εύρος ταλάντωσης μειώνεται όταν η συχνότητα ταλάντωσης αυξάνεται.

Βάσει των παραπάνω, η παρούσα έρευνα επιβεβαιώνει με τον πλέον εμφατικό τρόπο τις εξόχως ικανοποιητικές επιδόσεις του εξεταζομένου συστήματος radar συμβολομετρίας πραγματικού ανοίγματος (GBRI-RAR) στον προσδιορισμό των δυναμικών χαρακτηριστικών των κατασκευών μεγάλης κλίμακας, ακόμα και εκείνων που επιδεικνύουν πλάτος ταλάντωσης της τάξης των μικρομέτρων. Επιπρόσθετα, λαμβανομένου υπόψη ότι το σύστημα αυτό επιτρέπει την ταυτόχρονη μακρόθεν μέτρηση των μετατοπίσεων μεγάλου πλήθους σημείων στην επιφάνεια μιας κατασκευής, επιβεβαιώνεται ότι το σύστημα GBRI-RAR αποτελεί ένα εξαιρετικό εργαλείο για την παρακολούθηση της συνολικής δομικής κατάστασης της κατασκευής, εφόσον πληρούνται οι προϋποθέσεις που αναλύονται εκτενώς στο κεφάλαιο 3.5.2.

8.1.2 Συμπεράσματα ως προς την ανίχνευση δομικών βλαβών σε φυσικό ομοίωμα γέφυρας Bailey με χρήση δεδομένων συστήματος GBRI-RAR

Στόχο της παρούσας έρευνας αποτελεί η ανάπτυξη και αξιολόγηση μεθοδολογίας για την ανίχνευση δομικών βλαβών σε κατασκευές με χρήση δεδομένων GBRI-RAR. Σε αυτό το πλαίσιο μελετήθηκε και κατασκευάστηκε εργαστηριακό φυσικό ομοίωμα χαλύβδινης γέφυρας τύπου Bailey (κλίμακα 1:2.5), με δυνατότητα επιβολής τεχνητών δομικών βλαβών μέσω αφαίρεσης επιλεγμένων δομικών στελεχών της, όπως αντηρίδες και αντιανέμια. Η διέγερση του φυσικού ομοιώματος γέφυρας με ρεαλιστικό τρόπο επιτυγχάνεται μέσω συσκευής παραγωγής ταλαντώσεων (σήμα «λευκού θορύβου»), επιβαίνουσας σε ειδικά κατασκευασμένο ηλεκτροκίνητο όχημα, το οποίο τοποθετείται σε διαφορετικές θέσεις του καταστρώματος του μοντέλου γέφυρας. Τα σενάρια

παρακολούθησης αφορούν στη μέτρηση της απόκρισης (ταλαντώσεις) της γέφυρας με σύστημα GBRI-RAR, αφενός, σε «υγιή» δομική κατάσταση, και αφετέρου σε κατάσταση επιβαλλόμενης δομικής βλάβης.

Η μεθοδολογική προσέγγιση που ακολουθείται στη διατριβή εκμεταλλεύεται την εξόχως επιτυχημένη απόδοση των Συνελικτικών Νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης στην αναγνώριση εικόνων. Συνακόλουθα, οι μετρήσεις ταλαντώσεων μετασχηματίζονται σε εικόνες με χρήση του Συνεχούς Μετασχηματισμού Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform), οι οποίες αποτελούν τα δεδομένα εισόδου σε Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα βαθιάς μάθησης, βραβευμένων αρχιτεκτονικών (GoogleNet, ResNet-18 και ResNet-50). Τα ως άνω βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα τροποποιούνται, βάσει της τεχνικής Μεταφοράς Μάθησης, έτσι ώστε να ανταποκρίνονται στις ανάγκες του προβλήματος ανίχνευσης δομικών βλαβών και εκπαιδεύονται μέσω επιβλεπόμενης μάθησης με χρήση μεγάλου όγκου δεδομένων. Στη συνέχεια, με χρήση δεδομένων ελέγχου αξιολογείται η απόδοσή τους βάσει ευρέως χρησιμοποιούμενων δεικτών απόδοσης (ορθότητα, ακρίβεια, ευαισθησία, ιδιαιτερότητα, αποτέλεσμα F).

Η προτεινόμενη μεθοδολογία αναγνώρισης προτύπων επιτυγχάνει υψηλές (> 90%) τιμές ορθότητας στην ανίχνευση και ταξινόμηση του τύπου δομικής βλάβης στο ομοίωμα γέφυρας και για τα τρία Νευρωνικά Δίκτυα βαθιάς μάθησης (GoogleNet, ResNet-18 και ResNet-50). Προκειμένου να επικυρωθούν τα αποτελέσματα με τον πλέον έγκυρο τρόπο και να αποφευχθεί το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής (overfitting), εκτός της τυχαίας κατανομής των εικόνων σε σετ εκπαίδευσης (80% του συνόλου) και σετ ελέγχου (20% του συνόλου), εφαρμόζεται και η μέθοδος της πενταπλής διασταυρωμένης επικύρωσης. Κατά τη μέθοδο αυτή επιτυγχάνεται μέση ορθότητα ταξινόμησης 90.4% για το ResNet-18, 93.5% για το GoogleNet και 94,1% για το ResNet-50. Επιπρόσθετα, όλοι οι δείκτες απόδοσης κρίνονται εξαιρετικά υψηλοί και για τα τρία βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα, γεγονός που αποδεικνύει την αποτελεσματικότητα και τις πολλά υποσχόμενες δυνατότητες της προτεινόμενης μεθοδολογίας.

8.2 Προτάσεις για περαιτέρω διερεύνηση του προβλήματος

Η παρούσα έρευνα κάλυψε το πρώτο επίπεδο προσδιορισμού δομικών βλαβών, το οποίο αφορά στην ανίχνευση δομικής βλάβης σε κατασκευή. Ως προς την πειραματική

διαδικασία, προτείνεται συνεπώς ο έλεγχος δομικής βλάβης κατασκευής να επεκταθεί στο δεύτερο επίπεδο, το οποίο αφορά στον εντοπισμό της θέσης της δομικής βλάβης στην κατασκευή με χρήση μετρήσεων GBRI-RAR. Εφόσον η σχετική διερεύνηση γίνει με το κατασκευασθέν ομοίωμα γέφυρας, αναγνωρίζεται η δυσκολία, καθώς λόγω του σχετικά μικρού μεγέθους (6 m) του φυσικού ομοιώματος γέφυρας για την ακτινική ανάλυση μετρήσεων ταλάντωσης (0.75 m), είναι πιθανόν η επίδραση μιας τοπικής βλάβης να επηρεάζει μεγάλο τμήμα της κατασκευής.

Τα πειράματα της παρούσας έρευνας πραγματοποιήθηκαν σε ελεγχόμενο, εργαστηριακό χώρο, προκειμένου να αποφευχθούν επιδράσεις του περιβάλλοντος στη δομική συμπεριφορά του φυσικού ομοιώματος γέφυρας. Ως βασικότερο αίτιο αναφέρονται μεταβολές στη θερμοκρασία περιβάλλοντος, η επίδραση των οποίων δύναται να επισκιάσει την αντίστοιχη επίδραση δομικών βλαβών. Προτείνεται, συνεπώς, η διενέργεια αντίστοιχων πειραμάτων με την παρούσα έρευνα, σε συνθήκες ελεγχόμενης μεταβολής της θερμοκρασίας, ούτως ώστε να εξεταστεί η επίδρασή της στη δυναμική συμπεριφορά τέτοιου είδους κατασκευών.

Ως προς τη μεθοδολογία ανάλυσης δεδομένων ταλάντωσης, προτείνεται η δημιουργία ταξινομητή (classifier) Μη Επιβλεπόμενης Μηχανικής Μάθησης. Προτείνεται η χρήση Μηχανών Υποστήριξης Διανυσμάτων (Support Vector Machines/SVM) για την ανίχνευση νεωτερισμών/ανωμαλιών (Novelty/Anomaly Detection) στο σήμα ταλάντωσης της κατασκευής καθώς είναι απόρροια και αποτελούν ενδείξεις δομικής βλάβης στην κατασκευή. Η εκπαίδευση του προτεινόμενου ταξινομητή θα στηρίζεται στη χρήση δεικτών/χαρακτηριστικών που θα προκύψουν από την εκπαίδευση με επιβλεπόμενη μάθηση Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης, σε δύο από τις τρεις κατηγορίες δομικής κατάστασης της παρούσας έρευνας (π.χ. «υγιής» δομική κατάσταση και κατάσταση με βλάβη σε αντηρίδα), προκειμένου να ανιχνεύσει δομικές βλάβες της τρίτης κατάστασης με βλάβη (π.χ. σε αντιανέμιο). Ωστόσο, καθώς στις πραγματικές κατασκευές δεν είναι δυνατή η διάθεση δεδομένων ταλάντωσης από δομική κατάσταση σε βλάβη, κρίνεται απαραίτητη η χρήση μεθόδων μη επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, κατά τις οποίες η εκπαίδευση πραγματοποιείται με δεδομένα ταλάντωσης μόνο από την «υγιή» δομική κατάσταση των κατασκευών.

Επίσης, κρίνεται σκόπιμη η εφαρμογή και άλλων υφιστάμενων αρχιτεκτονικών Νευρωνικών Δικτύων βαθιάς μάθησης, καθώς και η ανάπτυξη νέων και η σύγκριση των αποτελεσμάτων, για την εύρεση της πλέον αποτελεσματικής αρχιτεκτονικής στο εξεταζόμενο πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων.

Επιπλέον, καθώς το φυσικό ομοίωμα μεταλλικής γέφυρας τύπου Bailey αποτελεί σημαντικότερη υποδομή για τη διενέργεια έρευνας, προτείνεται η εφαρμογή παραμετρικών μεθόδων, ήτοι μεθόδων που βασίζονται στη δημιουργία αναλυτικών μοντέλων πεπερασμένων στοιχείων (FEM), με σκοπό την κάλυψη όλων των επιπέδων προσδιορισμού δομικής βλάβης. Παράλληλα, προτείνεται η διερεύνηση της αποτελεσματικότητας υβριδικών μεθόδων, οι οποίες δύναται να προκύψουν από το συνδυασμό παραμετρικών και μη παραμετρικών μεθόδων και να αποφέρουν συνδυαστικά οφέλη.

Απώτερο στόχο των προτεινόμενων ενεργειών αποτελεί η εις βάθος κατανόηση του τρόπου λειτουργίας γεφυρών τύπου Bailey, ο οποίος υπαγορεύεται από το μεγάλο πλήθος γεφυρών τέτοιου τύπου στην ελληνική επικράτεια, σε συνδυασμό με τη μεγάλη ηλικία (> 50 χρόνια) της πλειονότητας εξ αυτών. Τέλος, τονίζεται η ανάγκη άμεσης ολοκλήρωσης του Εθνικού Μητρώου Γεφυρών, το οποίο βρίσκεται σε εξέλιξη και θα επιτρέψει την αποτίμηση της δομικής τους κατάστασης, προς όφελος της δημόσιας υγείας, πρωτίστως και της ασφάλειας των μεταφορών.

Βιβλιογραφία

Abdeljaber O., Avci O., Kiranyaz S., Gabbouj M., *Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks*, Journal of Sound and Vibration, Volume 388, pp. 154-170, February 2017.

Abdeljaber O., Avci O., Kiranyaz S. M., Boashash B., Sodano H., Inman J. D., *1-D CNNs for structural damage detection: Verification on a structural health monitoring benchmark data*, Neurocomputing, Volume 275, pp. 1308-1317, 2018.

APS 400 Data sheet & manual, APS Dynamics, 2013.

Avci O., Abdeljaber O., Kiranyaz S., Inman D., Hussein M., Inman J. D., *Wireless and real-time structural damage detection: A novel decentralized method for wireless sensor networks*, Journal of Sound and Vibration, Volume 424, pp. 158-172, 2018.

Avci O., Abdeljaber O., Kiranyaz S., Inman D., *Structural Damage Detection in Real Time: Implementation of 1D Convolutional Neural Networks for SHM Applications*, Proceedings of the 35th IMAC, A Conference and Exposition on Structural Dynamics, Volume 7, 2017.

Azimi M., Eslamlou A.D., Pekcan G., *Data-Driven Structural Health Monitoring and Damage Detection through Deep Learning: State of-the-Art Review*, Sensors 2020, <https://doi.org/10.3390/s20102778>, 2020.

Azimi M., Pekcan G., *Structural health monitoring using extremely compressed data through deep learning*, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, Volume 35, Issue 6, pp. 597-614, <https://doi.org/10.1111/mice.12517>, 2019

Azimi M., Pekcan G., *Structural health monitoring using extremely compressed data through deep learning*, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, Volume 35, Issue 6, pp. 597-614, <https://doi.org/10.1111/mice.12517>, 2019.

Barthorpe J. R., *On Model- and Data-based Approaches to Structural Health Monitoring*, PhD Thesis, University of Sheffield, Faculty of Engineering, Department of Mechanical Engineering, January 2011.

Bartoli G., Facchini L., Pieraccini M., Fratini M. and Atzeni C., *Experimental utilization of interferometric radar techniques for structural monitoring*, Structural Control and Health Monitoring, Volume 15, pp. 283-298, Published online in Wiley InterScience, DOI:10.1002/stc.252, 2008.

Beben D., *Application of the interferometric radar for dynamic tests of corrugated steel plate (CSP) culvert*, NDT&E International, Volume 44, pp. 405-412, 2011.

Beben D., *Experimental study on the dynamic impacts of service train loads on a corrugated steel plate culvert*, Journal of Bridge Engineering, vol. 18, no. 4, pp. 339-346, 2013.

Bishop M. C., *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, New York, ISBN: 978-0-387-31073-2, 2006.

Calvi G.M., Priestley M.J.N., Kowalsky M.J., *Displacement-Based Seismic Design of Structures*, 3^ο Πανελλήνιο Συνέδριο Αντισεισμικής Μηχανικής & Τεχνικής Σεισμολογίας, 5-7 Νοεμβρίου, Αθήνα, 2008.

Choy W.H.A., *Structural Health Monitoring with Deep Learning*, Computer Science, 2018.

Cunha A., Caetano E., Magalhães F., Moutinho C., *From input-output to output-only modal identification of civil engineering structures*, SAMCO Final report, 2006.

Department of the Army (DOA), *Bailey Bridges FM5-277*, Washington D.C., 1986.

Dong C.-Z., Celik O., Catbas N., *Marker-free monitoring of the grand stand structures and modal identification using computer vision methods*, *Structural Health Monitoring*, Volume 18, Issue 5-6, 2019.

Dyke J. S., Bernal D., Beck J., Ventura C., *Experimental Phase II of the Structural Health Monitoring benchmark problem*, Proceedings of the 16th ASCE Engineering Mechanics Conference, 2003.

Dzurisin, D., Lu, Z., *Interferometric synthetic-aperture radar (InSAR)*, Volcano eformation, Springer Praxis Books, Springer, Berlin, Heidelberg, https://doi.org/10.1007/978-3-540-49302-0_5, 2007.

European Commission High level expert group on artificial intelligence, *A definition of AI: Main capabilities and disciplines*, European Commission, 8 April, 2019.

FARO Laser Tracker Vantage User Manual, Faro, April 2016.

Farrar C. , Doebling S. , Nix D., *Vibration based structural damage identification*, *Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* Vol. 359, No. 1778, *Experimental Modal Analysis*, pp. 131-149, January 15, 2001.

Farrar C.R., Worden K., *Structural Health Monitoring - A machine learning perspective*, 2013, Wiley.

Felber J. A., *Development of a hybrid bridge evaluation system*, PhD Thesis, University of British Columbia, Faculty of Graduate Studies, Department of Civil Engineering, USA, 1993.

Frisswel I. M., Mottershead E. J., *Finite Element Model Updating in Structural Dynamics*, Kluwer Academic Publishers, 286 pp., ISBN 0-7923-3431-0, 1995.

Gentile C., Bernardini G., *Output-only modal identification of a reinforced concrete bridge from radar-based measurements*, *NDT & E International*, 41(7): 544-553, DOI: 10.1016/j.ndteint.2008.04.005, October 2008.

Gentile C., Bernardini G., *An interferometric radar for non-contact measurement of deflections on civil engineering structures: laboratory and full-scale tests*, *Structure and Infrastructure Engineering*, Volume 6, No. 5, pp. 521-534, October 2010.

Gentile C., *Deflection measurement on vibrating stay cables by non-contact microwave interferometer*, *NDT&E International*, Volume 43, pp. 231-240, 2010.

Gentile C., *Radar-based measurement of deflections on bridges and large structures: advantages, limitations and possible applications*, IV ECCOMAS thematic conference on smart structures and materials (SMART'09), 13-15 July 2009, Porto, Portugal, 2009.

Gentile C., Saisi A., *Dynamic testing of masonry towers using the microwave interferometry*, *Key Engineering Materials*, Vol. 628, pp. 198-203, 2015.

Gentile C., Ubertini F., *Radar-based Dynamic Testing and System Identification of a Guyed Mast*, *AIP Conference Proceedings*, Volume 1457, Issue 1, 2012.

Gikas V., Mpimis A., Piniotis G., Perakis H., Papadimitriou F., Drimeris K., Sotiriou P., *Long-term Monitoring of a Multi-span Beam Bridge Using a Network of Digital Inclinometers: First Results and Perspectives*, 4th Joint International Symposium on Deformation Monitoring, Athens, Greece, 15-17 May, 2019.

Gocal J., Ortyl L., Owerko T., Kuras P., Kocierz R., Cwiakala P., Puniach E., Sukta O., Balut A., *Determination of displacements and vibrations of engineering structures using ground-based radar interferometry*, ISBN: 978-83-7464-645-1, AGH University of Science and Technology Press, Kraków, 2013.

Haykin S., *Neural Networks and Learning Machines (3rd Edition)*, Pearson, 18 November, 2008.

He K., Zhang X., Ren S., Sun J., *Deep Residual Learning for Image Recognition*, , Computer Science, 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.

Helm J.M., Swiergosz A.M., Haeberle H.S., *Machine Learning and Artificial Intelligence: Definitions, Applications and Future Directions*, Current Reviews in Musculoskeletal Medicine 13, pp. 69–76, <https://doi.org/10.1007/s12178-020-09600-8>, 2020.

Hostinova A., Kopacik A., *Monitoring of High-rise Building*, FIG Working Week 2008, Stockholm, Sweden, 14-19 June, 2008.

<https://medium.com/nerd-for-tech/neural-networks-68531432fb5>

<https://stackoverflow.com/questions/54098364/understanding-channel-in-convolution-neural-network-cnn-input-shape-and-output>

<https://www.deeplearningbook.org/>

<https://www.v7labs.com/blog/neural-networks-activation-functions>

Hu H.-W., Cunha A., Caetano E., Rohrmann R., Said S., Teng J., *Comparison of different statistical approaches for removing environmental/operational effects for massive data continuously collected from footbridges*, Environmental-Structural Control and Health Monitoring Science, Published: 1 August, 2017.

IBIS-S Acquisition Software Manual, Ingeneria Dei Systemi, 2010.

IBIS-S Controller User Manual, Ingeneria Dei Systemi, 2010.

IBIS-S User Manual, Ingeneria Dei Systemi, 2008.

Jarrett K., Kavukcuoglu K., Ranzato M. and LeCun Y., *What is the best multi-stage architecture for object recognition?*, *IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, p.p.2146-2153, doi: 10.1109/ICCV.2009.5459469, 2009.

Johnson N., Ranf T. R., Saiidi M. S., Sanders D., Eberhard M., *Seismic Testing of a Two-Span Reinforced Concrete Bridge*, DOI: 10.1061/(ASCE)1084-0702(2008)13:2(173), *Journal of Bridge Engineering*, Volume 173, March-April 2008.

Karoumi R., Andersson A., *Load testing of the new Svinesund Bridge*, Royal Institute of Technology (KTH), Department of Civil and Architectural Engineering Division of Structural Design and Bridges, Stockholm, Sweden, 2007.

Khodabandehlou H., Pekcan G., Fadali M.S., *Vibration-based structural condition assessment using convolution neural networks*, *Structural Control Health Monitoring*, <https://doi.org/10.1002/stc.2308>, 2018.

Kline J.S., *Similitude and Approximation Theory*, Springer, New York, ISBN: 978-3-642-61638-9, 1986.

Kohut P., Holak K., Uhl T., Ortyl L., Owerko T., Kuras P., Kocierz R., *Monitoring of a civil structure's state based on noncontact measurements*, *Structural Health Monitoring*, Volume 12, pp. 411-429, 2012.

Koo G., Kim K., Chung J.Y., Choi J., Kwon N.-Y., Kang D.-Y., Sohn H., *Development of a High Precision Displacement Measurement System by Fusing a Low Cost RTK-GPS Sensor and a Force Feedback Accelerometer for Infrastructure Monitoring*, *Sensors* 2017, 17, 2745. <https://doi.org/10.3390/s17122745>, 2017.

Kopacik A., Liptak I., Erdelyi J., Kyrinovic P., *Bridge Monitoring Using TLS, Accelerometers and Ground Based-Radar Interferometry*, FIG Congress 2014: Engaging the Challenges - Enhancing the Relevance, Kuala Lumpur, Malaysia, 16 - 21 June, 2014.

Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton E. G., *Imagenet classification with deep convolutional neural networks*, *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 1097-1105, 2012.

Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E., *Imagenet classification with deep convolutional neural networks*, *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 1097-1105, 2012.

Kuras P., Owerko T., Ortyl Ł., Kocierz R., Kohut P., Holak K., Krupiński K., *Comparison of Methods for Measuring Deflection and Vibration of Bridges*, Joint International Symposium on Deformation Monitoring, 2011.

Kuras P., Owerko T., Strach M., *Application of interferometric radar to examination of engineering objects vibration*, *Reports on Geodesy*, 209-216, 2009.

Kuras P., *Surveying techniques in vibration measurement*, EVACES 2015, 6th International Conference on Experimental Vibration Analysis for Civil Engineering Structures, Dübendorf (Zürich), Switzerland, October 19-21, 2015.

Li S., Hu W.-b., *A novel bridge curve mode measurement technique based on fog*, *Optik*, Volume 126, pp. 3442-3445, 2015.

Li S., Zuo X., Li Z., Wang H., *Applying Deep Learning to Continuous Bridge Deflection Detected by Fiber Optic Gyroscope for Damage Detection*, *Sensors* 20 (3):911, February 2020.

Lienhart W., Ehrhart M., Grick M., *High frequent total station measurements for the monitoring of bridge vibrations*, *Journal of Applied Geodesy*, 11(1), pp. 1-8, 2017.

Lin M., Chen Q., Yan S., *Network in network*, International conference on learning representations, <http://arxiv.org/abs/1312.4400>, 2014.

Long Qiao, *Structural damage detection using signal-based pattern recognition*, PhD Thesis, Kansas State University, College of Engineering, Department of Civil Engineering, 2009.

Luzi G., Crosetto M. and Fernández E., *Radar Interferometry for Monitoring the Vibration Characteristics of Buildings and Civil Structures: Recent Case Studies in Spain*, *Sensors*, DOI: 10.3390/s17040669, Switzerland, 24 March, 2017.

Malekzadeh S., *Structural Health Monitoring Using Novel Sensing Technologies And Data Analysis Methods*, PhD Thesis, University of Central Florida, College of Engineering and Computer Science, Department of Civil, Environmental and Construction Engineering, Florida, USA, 2014.

Modal 110 exciter data sheet, MB Dynamics Inc., 2009.

Moschas F.; Stiros S., *PLL bandwidth and noise in 100 Hz GPS measurements*, *GPS Solutions*, vol.19, pp. 173-185, 2015.

Negulescu C., Luzi G., Crosetto M., Raucoules D., Roull A., Monfort D., Pujades L., Colas B., Dewez T., *Comparison of seismometer and radar measurements for the modal identification of civil engineering structures*, *Engineering Structures*, Volume 51, pp. 10-22, 2013.

Owerko T., Kuras P., *Effective Processing of Radar Data for Bridge Damage Detection*, Hindawi Shock and Vibration, Volume 2019, Article ID 2621092, 13 pages, <https://doi.org/10.1155/2019/2621092>.

Owerko T., Ortyl L., Kocierz R., Kuras P., Salamak M., *Investigation of displacements of road bridges under test loads using radar interferometry – Case study*, Conference: Bridge maintenance, safety, management, resilience and sustainability. Proceedings of the Sixth International IABMAS Conference, Stresa, Lake Maggiore, Italy, 8-12 July, 2012.

Pacheco J., Oliveira G., Magalhães F., Cunha Á., Caetano E., *Wind Turbine vibration based SHM system: influence of the sensors layout and noise*, X International Conference on Structural Dynamics, EUROODYN, Procedia Engineering 199, pp. 2160–2165, 2017.

Pan J. S. and Yang Q., *A Survey on Transfer Learning*, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 22, no. 10, pp. 1345-1359, doi: 10.1109/TKDE.2009.191, October 2010.

Pepe A., Calo F., *A Review of Interferometric Synthetic Aperture RADAR (InSAR) Multi-Track Approaches for the Retrieval of Earth's Surface Displacements*, Applied Sciences, Volume 7, MDPI, 2017.

Pieraccini M., Dei D., Mecatti D., Parrini F., *Dynamic Testing of Historic Towers Using an Interferometric Radar from an Unstable Measurement Position*, Journal of Nondestructive Evaluation, 32:398–404, DOI 10.1007/s10921-013-0193-9, published online: 24 July, 2013.

Pieraccini M., Miccinesi L., *Ground-Based Radar Interferometry: A Bibliographic Review*, Remote Sensing, MDPI, 11, 1029, 2019.

Pieraccini M., *Monitoring of Civil Infrastructures by Interferometric Radar: A Review*, Hindawi Publishing Corporation, The Scientific World Journal, Volume 2013, Article ID 786961, <http://dx.doi.org/10.1155/2013/786961>, 2013.

Piniotis G., Gikas V., Mpimis T., Perrakis H., *Deck and Cable Dynamic Testing of a Single-span Bridge Using Radar Interferometry and Videometry Measurements*, Journal of Applied Geodesy, DOI: <https://doi.org/10.1515/jag-2015-0030>, Published online: 31 March, 2016.

Piniotis G., Mpimis A., Gikas V., *Dynamic Testing and Output-Only Modal Analysis of a Bypass-Stack During Extreme Operating Conditions*, Winning conference paper, 2nd Joint International Symposium on Deformation Monitoring, Nottingham, UK, 9-11 September, 2013.

Provos A., *Implementation of a MATLAB library for rapid research and prototyping of new methods of training Deep Convolutional Neural Networks using CAFFE*, Undergraduate Thesis, Supervisor: Professor Delopoulos A., Aristotle University of Thessaloniki, Department of Electrical and Computer Engineering, Laboratory of Data Processing and Computing, Thessaloniki, Greece, 2015.

Psimoulis P., Stiros S., *Experimental Assessment of the Accuracy of GPS and RTS for the Determination of the Parameters of Oscillation of Major Structures*, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, Vol.23, pp. 389–403, 2008.

Rezvani K., Maia N.M.M., Sabour M.H., *A Comparison of some methods for Structural Damage Detection*, Scientia Iranica B, Volume 25, pp 1312-1322, 2018.

Roberts G., Meng X., Dodson A., *Integrating a Global Positioning System and accelerometers to monitor the deflection of bridges*, Journal of Surveying Engineering, 130(2):65–72, DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9453(2004)130:2(65), 2004.

Roberts W. G., Brown J. C., Ogundipe O., *Monitoring Bridges by GNSS*, Proceedings of FIG Congress 2010 "Facing the Challenges - Building the Capacity", Sydney, Australia, 11-16 April, 2010.

Rodelsperger S. , *Real-time Processing of Ground Based Synthetic Aperture Radar (GB-SAR) Measurements*, PhD Thesis, Technische Universität Darmstadt, Fachbereich Bauingenieurwesen und Geodäsie, Schriftenreihe der Fachrichtung Geodäsie, ISBN: 978-3-935631-22-8, 2011.

Rodelsperger S., Laufer G., Gerstenecker C. and Becker M., *Monitoring of displacements with ground-based microwave interferometry: IBIS-S and IBIS-L*, Journal of Applied Geodesy, Published online: 15 Jun 2010, DOI: <https://doi.org/10.1515/jag.2010.005>.

Russell J. S., Norvig P., *Artificial Intelligence: A Modern Approach (3rd ed.)*, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, ISBN: 978-0-13-604259-4, 2009.

Rytter A., *Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures*, PhD Thesis, University of Aalborg, Department of Building Technology & Structural Engineering, Denmark, 1993.

Shalev-Shwartz S., Ben-David S., *Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms*, Cambridge University Press, 2014.

Shannon, C.E., *Communication in the Presence of Noise*, Proceedings of the IRE, 37(1), pp. 10-21, Available at: <https://doi.org/10.1109/jrproc.1949.232969>, 1949.

Sheng L., Xiang Z., Zhengying L., Honghai W., *Applying Deep Learning to Continuous Bridge Deflection Detected by Fiber Optic Gyroscope for Damage Detection*, Sensors, 20, 911, 2020.

Simon P., *Too Big to Ignore: The Business Case for Big Data*, Wiley, ISBN: 978-1-118-63817-0, 18 March, 2013.

Simonyan K., Zisserman A., *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*, arXiv e-prints, Computer Science - Computer Vision and Pattern Recognition, 2014.

Sohn H., *Effects of environmental and operational variability on structural health monitoring*, Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, Vol. 365, No. 1851, Structural Health Monitoring, pp. 539-560, February 15, 2007.

Song G., Gu H., Mo Y.L., Hsu T. T. C., Dhonde H., *Concrete structural health monitoring using embedded piezoceramic transducers*, Smart Materials and Structures, Volume 16, pp. 959-968, 2007.

Srivastava R. K., Greff K., Schmidhuber J., *Highway networks*, arXiv:1505.00387, 2015.

Stabile T.A., Perrone A., Gallipoli M.R., Giocoli A., Pignatti S., Palombo A. & Pascucci S., *Joint application of non-invasive techniques to characterize the dynamic behavior of engineering structures*, 15 WCEE Conference, Lisbon, Portugal, 2012.

Staszewski W., Boller C., Tomlinson G. R., *Health Monitoring of Aerospace structures*, Wiley, 2004.

Stewart M., Tsakiri M., *The Application of GPS To Dam Surface Monitoring*, Journal of Geospatial Engineering, Volume 3, No. 1, pp. 45-57, 2001.

Stiros S., *Errors in velocities and displacements deduced from accelerographs: An approach based on the theory of error propagation*, Soil Dynamics and Earthquake Engineering, Volume 28, Issue 5, pp. 415-420, 2008.

Szegedy C., Ioffe S., Vanhoucke V., Alemi A., *Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning*, arXiv e-prints, 2016.

Szegedy C., Liu W., Jia Y., Sermanet P., Reed S., Anguelov D., *Going deeper with convolutions*, Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 1-9, 2015.

Tan C., Sun F., Kong T., Zhang W., Yang C., Liu C., *A Survey on Deep Transfer Learning, Artificial Neural Networks and Machine Learning*, ICANN 2018 - 27th International Conference on Artificial Neural Networks, Rhodes, Greece, October 4-7, 2018, Proceedings, Part III. Volume 11141 of Lecture Notes in Computer Science, pp. 270-279, Springer, 2018.

Wang Z., Cha Y.-J., *Automated damage-sensitive feature extraction using unsupervised convolutional neural networks*, Conference: Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems, DOI:10.1117/12.2295966, March 2018.

Wang Z., Cha Y.-J., *Unsupervised deep learning approach using a deep auto-encoder with an one-class support vector machine to detect structural damage*, Structural Health Monitoring, DOI: 10.1177/1475921720934051, May 2020.

Welch P. D., *The use of Fast Fourier Transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms (PDF)*, IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics, AU-15 (2): 70-73, doi:10.1109/TAU.1967.1161901, 1967.

Werner C., Strozzi T., Wiesmann A., Wegmuller U., *Gamma's portable radar interferometer*, 13th FIG Symposium on Deformation Measurement and Analysis, May 12-15, Lisbon, Portugal, 2008.

Zeiler M.D., Fergus R., *Visualizing and Understanding Convolutional Networks*, arXiv e-prints, Computer Vision – ECCV 2014, Springer, Zurich, pp. 818-833, 2014.

Zhang L., Brincker R., *An overview of operational modal analysis: Major development and issues*, Proceedings of the 1st international operational modal analysis conference, pp. 179-190, Aalborg University, Copenhagen, 2005.

Zhang T., Wang Y., *Deep Learning Algorithms for Structural Condition Identification with Limited Monitoring Data*, International Conference on Smart Infrastructure and Construction 2019 (ICSIC): Driving data-informed decision-making, <https://doi.org/10.1680/icsic.64669.421>, 2019.

Zhao R., Yan R., Chen Z., Mao K., Wang P., Gao X. R., *Deep learning and its applications to machine health monitoring*, Mechanical Systems and Signal Processing, 115, pp. 213-237, 2019.

Zhou D.-G., Yi H.-T., *A Summary Review of Correlations between Temperatures and Vibration Properties of Long-Span Bridges*, Mathematical Problems in Engineering, Hindawi Publishing Corporation, Mathematical Problems in Engineering, Volume 2014, Article ID 638209, 19 pages, <http://dx.doi.org/10.1155/2014/638209>.

Zhuang F., Qi Z., Duan K., Xi D., Zhu Y., Zhu H., Xiong H., He Q., *A Comprehensive Survey on Transfer Learning*, Proceedings of the IEEE, 109(1), pp. 43-76, <https://doi.org/10.1109/JPROC.2020.3004555>, 2021.

Ziaei A., Ahangari K., Moarefvand P., Mirzabozorg H.O., *Extensometers results correction in concrete dams: A case study in RCC Zhavah Dam*, Structural Monitoring and Maintenance, Volume 4, pp. 17-31, 2017.

Zohuri B., *Similitude Theory and Applications*, Dimensional Analysis and Self-Similarity Methods for Engineers and Scientists, Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-13476-5_2, 2015.

Γκότσης Δ., *Μεθοδολογία Σχεδιασμού Συστημάτων Παρακολούθησης Δομικής Ακεραιότητας Αεροσκαφών, Διδακτορική Διατριβή, Τμήμα Μηχανικών Σχεδίασης Προϊόντων και Συστημάτων, Πανεπιστήμιο Αιγαίου, 2011.*

διαΝΕΟσις, Οργανισμός έρευνας και ανάλυσης, *Γέφυρες & Υποδομές στην Ελλάδα - Πώς Θα Σώσουμε τον Εθνικό Δομικό μας Πλούτο*, Αργύρης Πλέσις, Γεώργιος Σεκαράς, Δρ. Όλγα Μαρκογιαννάκη, Δρ. Βασίλειος Μπαρδάκης, Σεπτέμβριος 2019.

Ζωγλοπίτης Α., *Αποτίμηση Δυναμικών Χαρακτηριστικών Γέφυρας Bailey με Αυδομή από Ωπλισμένο Σκυρόδεμα*, Μεταπτυχιακή εργασία, Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, Τμήμα Πολιτικών Μηχανικών, Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών «Δομοστατικός Δομοστατικά Έργα», Νοέμβριος 2020.

Θεοδωρόπουλος Χ., *Χρήση τεχνικών βαθιάς μάθησης για την αναγνώριση συναισθημάτων μέσα από εκφράσεις του προσώπου*, Διπλωματική Εργασία, , Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών ΕΜΠ, Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών, Εργαστήριο Ευφών Υπολογιστικών Συστημάτων, Αθήνα, Οκτώβριος 2018.

Κανελλόπουλος Σ., *Αναγνώριση Προσώπου με χρήση Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων*, Πτυχιακή εργασία, Εθνικό και Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών, Σχολή Θετικών Επιστημών, Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών, Φεβρουάριος 2019.

Κυριαζής Α., *Ανάλυση Γέφυρας Bailey M-2 και Προτάσεις Βελτίωσης της Φέρουσας Ικανότητάς της*, Μεταπτυχιακή εργασία, Σχολή Πολιτικών Μηχανικών ΕΜΠ, Διατμηματικό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών «Δομοστατικός Σχεδιασμός και Ανάλυση των Κατασκευών», Εργαστήριο Μεταλλικών Κατασκευών, Φεβρουάριος 2015.

Μαλακασιώτης Π., *Αναγνώριση μερών του λόγου σε ελληνικά κείμενα με τεχνικές ενεργητικής μάθησης*, Μεταπτυχιακή εργασία, Οικονομικό Πανεπιστήμιο Αθηνών, Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών στην Επιστήμη των Υπολογιστών, Αθήνα, 2005.

Μουζάκης Χ., Ντερτιμάνης Β., *Πειραματική Αντισεισμική Τεχνολογία (βοηθητικές σημειώσεις)*, Σχολή Πολιτικών Μηχανικών ΕΜΠ, Τομέας Δομοστατικής, ΔΠΜΣ «Δομοστατικός σχεδιασμός και Ανάλυση κατασκευών», Αθήνα, 2011.

Παπαβασιλείου Β., Ραυτογιάννης Ι., *Μελέτη Φέρουσας Ικανότητας και Μέτρα Ενίσχυσης και Συντήρησης Οδικής Γέφυρας Τύπου Bailey, 8ο Συνέδριο Μεταλλικών Κατασκευών (ΕΕΜΕ)*, Τρίπολη, 2-4 Οκτωβρίου, 2014.

Τεχνικό Επιμελητήριο Ελλάδας (ΤΕΕ)-Τμήμα Κεντρικής Μακεδονίας, *Ενόργανη παρακολούθηση δομικής κατάστασης σημαντικών έργων με σκοπό την πληρέστερη συντήρησή τους*, Πόρισμα ομάδας εργασίας ΤΕΕ, Ιούνιος 2009, Θεσσαλονίκη.

Χρονόπουλος Π., *Μελέτη Επίδρασης Ανηχοϊκού Θαλάμου στη Μοντελοποίηση Ηλεκτρικών Πηγών Πολύ Χαμηλής Συχνότητας με Χρήση της Θεωρίας των Ειδώλων*, Διπλωματική Εργασία, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών ΕΜΠ, Τομέας συστημάτων μετάδοσης πληροφορίας και τεχνολογίας υλικών, Αθήνα, 2017.

