

ΕΛΕΓΧΟΣ ΚΑΤΑΣΤΑΣΗΣ ΤΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΣΤΑ ΓΕΩΡΓΙΚΑ ΟΧΗΜΑΤΑ, ΒΑΣΙΣΜΕΝΟΣ ΣΤΗΝ ΣΥΝΤΗΞΗ ΤΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΤΩΝ ΔΟΝΗΣΕΩΝ

Δ. Κατέρης¹, Δ. Μόσχου¹, Ι. Γράβαλος², Ν. Sawalhi³, Θ. Γιαλαμάς²,
Π. Ξυραδάκης², Ζ. Τσιρόπουλος²

¹Τομέας Εγγείων Βελτιώσεων, Εδαφολογίας και Γεωργικής Μηχανικής, Γεωπονική Σχολή,
Α.Π.Θ., 54124, Θεσσαλονίκη, dkateris@agro.auth.gr

²Τμήμα Μηχανικής Βιοσυστημάτων, Σχολή Τεχνολογίας Γεωπονίας, Τεχνολογικό
Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Λάρισας (Τ.Ε.Ι. Λ), 41110, Λάρισα

³School of Mechanical and Manufacturing Engineering, University of New South Wales,
Sydney 2052, Australia.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Τα ρουλεμάν αποτελούν ουσιώδες τμήμα των μηχανικών υποσυστημάτων των γεωργικών μηχανημάτων και τα σφάλματά τους είναι μία από τις πιο συχνές αιτίες βλαβών στις μηχανές. Επομένως, προκειμένου να αυξηθεί η αξιοπιστία και να μειωθεί η απώλεια της παραγωγής, η παρακολούθηση της κατάστασης των ρουλεμάν έχει γίνει όλο και πιο σημαντική τα τελευταία χρόνια. Η ανάλυση των δονήσεων βασίζεται στις μετρήσεις που λαμβάνονται από επιταχυνσιόμετρα σε ρουλεμάν προκειμένου να εκτιμηθεί η κατάσταση τους. Η παρούσα εργασία παρουσιάζει ένα διαγνωστικό σύστημα βασισμένο σε ένα νευρωνικό δίκτυο για τον έλεγχο της τοπολογίας των εκτεταμένων σφαλμάτων στα ρουλεμάν. Ένα πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο (MLP-ARD), χρησιμοποιήθηκε για τη χαρτογράφηση συντηγμένων δεδομένων τα οποία ελήφθησαν από επιταχυνσιόμετρα.

Λέξεις κλειδιά: ρουλεμάν, δονήσεις, νευρωνικά δίκτυα, σύντηξη αισθητήρων.

CONDITION MONITORING OF MECHANICAL SUBSYSTEMS OF AGRICULTURAL VEHICLES BASED ON FUSION OF VIBRATION FEATURES

D. Kateris¹, D. Moshou¹, I. Gravalos², N. Sawalhi³, Th. Gialamas²,
P. Xyradakis², Z. Tsiropoulos²

¹ Department of Hydraulics Soil Science and Agricultural Engineering, School of Agriculture,
Aristotle University, 54124, Thessaloniki, dkateris@agro.auth.gr

²Technological Educational Institute of Larissa, School of Agricultural Technology,
Department of Biosystems Engineering, Larissa 41110, Greece

³School of Mechanical and Manufacturing Engineering, University of New South
Wales, Sydney 2052, Australia.

ABSTRACT

Bearings form an essential part of the mechanical subsystems of agricultural machinery and their failure is one of the most common causes of machine breakdowns. Accordingly, in order to increase reliability and reduce loss of production, condition monitoring of bearings has become more and more important in recent years. The use of vibration signals is quite common in the field of condition monitoring and fault diagnosis of bearings. Vibration analysis is based on the use of acceleration measurements from bearings in order to assess their health status. The presented work presents a neural network based diagnostic system for monitoring the topology of extended faults in bearings. A Multilayer Perceptron (MLP-ARD) has been used to map time series of feature data produced by acceleration sensors.

Key words: bearings, vibrations, neural networks, sensor fusion.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

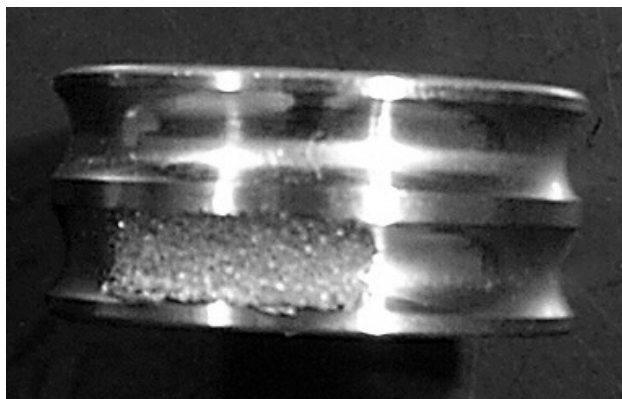
Σήμερα στην βιομηχανία χρησιμοποιούνται εξαιρετικά περίπλοκες περιστροφικές μηχανές, μερικές εκ των οποίων διαθέτουν υψηλά κριτήρια επιδόσεων. Συνεπώς, η αύξηση της αξιοπιστίας και η μείωση των απωλειών της παραγωγής με τη χρήση συστημάτων ελέγχου κατάστασης των ρουλεμάν, γίνονται όλο και πιο σημαντικές τα τελευταία χρόνια.

Τα ρουλεμάν αποτελούν τα πιο βασικά στοιχεία των περιστροφικών μηχανημάτων και παίζουν τον πιο σημαντικό ρόλο στις βιομηχανικές εφαρμογές. Η εμφάνιση σφαλμάτων κατά τη διάρκεια λειτουργία τους, μπορεί να οδηγήσει σε βλάβη ολόκληρης της μηχανής, με συνέπεια απρογραμματίστες διακοπές της παραγωγής και κατ' επέκταση οικονομικές ζημιές.

Τα ρουλεμάν συχνά εμφανίζουν σφάλματα λόγω των σημειακών και εκτεταμένων αλλοιώσεων τόσο στις σφαίρες τους όσο και στον εσωτερικό ή εξωτερικό δακτύλιο. Η διάγνωση σφαλμάτων σε αυτά τα συστήματα είναι συνήθως δύσκολο και επίπονο έργο τόσο για τους χειριστές όσο και για τους συντηρητές τους. Η μηχανική βλάβη μπορεί να οδηγήσει σε οικονομικές απώλειες και προβλήματα ασφάλειας καθώς και σε απρόσμενες και ξαφνικές διακοπές της παραγωγής. Στις περιστροφικές μηχανές η κύρια αιτία σφαλμάτων είναι συχνά τα ελαττωματικά ρουλεμάν. Ένας τρόπος για να αυξηθεί η λειτουργική αξιοπιστία και συνεπώς η διαθεσιμότητα του μηχανήματος είναι ο έλεγχος κατάστασης αυτών των ρουλεμάν.

Ως εκ τούτου, για να αυξηθεί η αξιοπιστία και να μειωθεί η απώλεια της παραγωγής, ο έλεγχος κατάστασης στα ρουλεμάν γίνεται όλο και πιο σημαντική παράμετρος τα τελευταία χρόνια. Η χρήση σημάτων δόνησης είναι αρκετά καθιερωμένη στα πεδία τόσο του ελέγχου κατάστασης όσο και της διάγνωση σφαλμάτων στα ρουλεμάν (Xu et al., 2009). Προκειμένου να διερευνηθούν πρωτογενή σήματα δονήσεων μια μεγάλη ποικιλία από τεχνικές έχουν χρησιμοποιηθεί, οι οποίες μπορούν να ταξινομηθούν σε δυο βασικές ομάδες: στην κλασική επεξεργασία σήματος (McFadden and Smith, 1984) και στα ευφυή συστήματα (Paya et al., 1997).

Η χρήση των σημάτων δόνησης είναι αρκετά κοινή στο πεδίο του ελέγχου κατάστασης των περιστροφικών μηχανών. Συγκρίνοντας τα σήματα που ελήφθησαν κατά τη διάρκεια λειτουργίας μιας μηχανής κάτω από φυσιολογικές και ελαττωματικές συνθήκες, ανιχνεύτηκαν σφάλματα όπως, προβλήματα ζυγοστάθμισης, αλλοιώσεις του ρότορα λόγω τριβής, αξονική μετατόπιση, σφάλματα γραναζιών και ελαττωματικά ρουλεμάν (Samanta et al., 2003). Αυτά τα σήματα μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για τη ανίχνευση σφαλμάτων στα στοιχεία των μηχανών με την χρήση συστημάτων ελέγχου κατάστασης σε πραγματικό χρόνο. Η χρήση αυτή μειώνει την πιθανότητα καταστροφικών βλαβών λόγω έγκαιρης επέμβασης και συνεπώς την απώλεια χρόνου εξαιτίας αυτών.



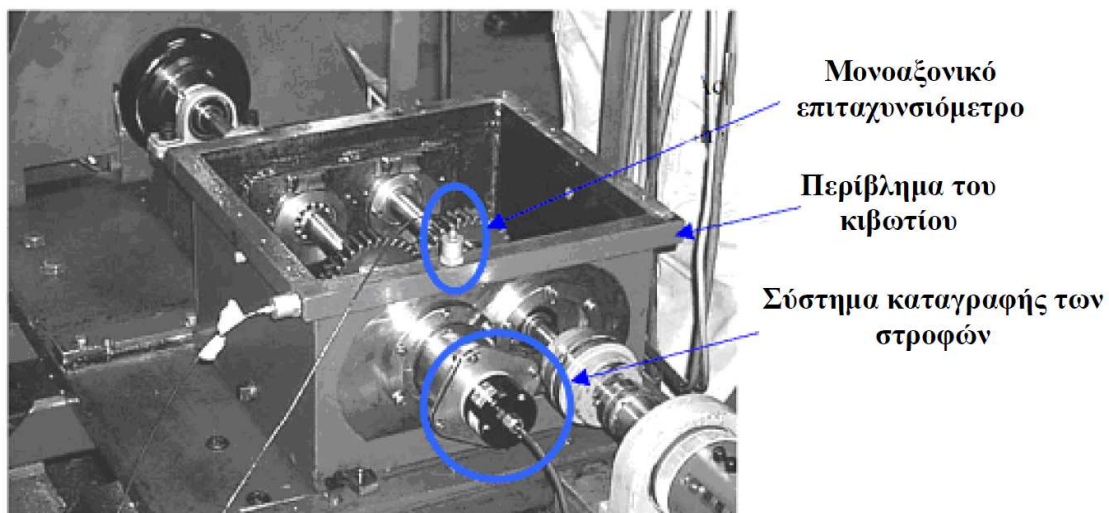
Σχήμα 1. Παράδειγμα εκτεταμένης φθοράς στον εσωτερικό δακτύλιο του ρουλεμάν.

Η διαδικασία διάγνωσης της βλάβης ξεκινάει με τη λήψη των δεδομένων, ακολουθεί η εξαγωγή των χαρακτηριστικών, η ανίχνευσή της βλάβης και η ταυτοποίηση αυτής. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών είναι ένα κρίσιμο σημείο για την επιτυχία της διαδικασίας διάγνωσης. Εκτεταμένες αλλοιώσεις στον εσωτερικό και εξωτερικό δακτύλιο είναι αρκετά συχνές σε ρουλεμάν (Σχήμα1).

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η παρουσίαση ενός διαγνωστικού συστήματος βασισμένο σε ένα νευρωνικό δίκτυο για τον έλεγχο της τοπολογίας των εκτεταμένων σφαλμάτων στα ρουλεμάν. Ένα πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο (MLP-ARD), χρησιμοποιείται για τη χαρτογράφηση συντηγμένων δεδομένων τα οποία λαμβάνονται από επιταχυνσιόμετρα.

2. ΥΛΙΚΑ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΙ

Οι μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν σε ένα εργαστηριακό κιβώτιο στο οποίο ελήφθησαν σήματα προσομοιώνοντας διαφορετικού τύπου βλάβες. Στο Σχήμα 2 παρουσιάζονται οι θέσεις στις οποίες τοποθετήθηκαν τα επιταχυνσιόμετρα και το σύστημα καταγραφής των στροφών στον άξονα εξόδου. Πραγματοποιήθηκε συλλογή σημάτων από δύο μονοαξονικά επιταχυνσιόμετρα τα οποία ήταν τοποθετημένα στο περίβλημα του κιβωτίου, επάνω από το ελαττωματικό ρουλεμάν (κατακόρυφο επιταχυνσιόμετρο) και στο πλάγιο μέρος αντίστοιχα (οριζόντιο επιταχυνσιόμετρο). Δοκιμάστηκαν δύο τύποι σφαλμάτων στο ρουλεμάν στο οποίο ελήφθησαν οι μετρήσεις. Προσομοιώθηκε ρωγμή στον εσωτερικό και εξωτερικό δακτύλιο του ρουλεμάν με φορτίο στον άξονα εξόδου 50 Nm και με ταχύτητα περιστροφής 10 Hz (600 rpm). Ελήφθησαν σήματα διάρκειας 1,35 δευτερολέπτων (65536 σημεία) με συχνότητα δειγματοληψίας 48 kHz. Ένας φωτοανακλαστικός αισθητήρας ήταν τοποθετημένος κοντά στο άξονα εξόδου του κιβωτίου για την μέτρηση της ταχύτητας περιστροφής του παρέχοντας ένα σήμα ταχομέτρου. Η ροπή στρέψης για κάθε περίπτωση μετρήθηκε στον άξονα εισόδου του κιβωτίου (Sawalhi, 2007).



Σχήμα 2. Η εργαστηριακή πειραματική διάταξη στις οποία ελήφθησαν οι μετρήσεις.

Για τα πειράματα της παρούσας εργασίας χρησιμοποιήθηκε ένα πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο (MLP-ARD) με ένα κρυφό επίπεδο το οποίο είχε 20 νευρώνες. Ένα μέρος των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε ως επαλήθευση για τον έλεγχο της απόδοσης του νευρωνικού δικτύου. Συγκεκριμένα για να δοκιμαστεί η αποτελεσματικότητα του MLP-ARD, το 75% των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του, ενώ το 25% για να δοκιμαστεί η απόδοσή του. Στην εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε το Neural Net Matlab Toolbox (MathWorks). Ο αριθμός των νευρώνων στο επίπεδο εισόδου ήταν ίσος με τον αριθμό των χαρακτηριστικών που επιλέχθηκαν.

2.1 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΣΗΜΑΤΟΣ ΚΑΙ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Ένα σήμα δόνησης αποτελείται από τρία μέρη, τη στάσιμη δόνηση, την τυχαία δόνηση και τον θόρυβο. Για να διερευνηθούν τα πρωτεύοντα σήματα δονήσεων, μια μεγάλη ποικιλία από τεχνικές έχουν χρησιμοποιηθεί. Οι τεχνικές αυτές θα μπορούσαν να ταξινομηθούν σε δύο κύριες κατηγορίες: α) στην κλασική επεξεργασία σήματος και β) στα ευφυή συστήματα. Στην κατηγορία των κλασικών μεθόδων επεξεργασίας σήματος ανήκει ο μετασχηματισμός Fourier (FFT), η κατανομή Wigner–Ville, η μέθοδος των κυματιδίων (wavelets), η μέθοδος του τυφλού διαχωρισμού πηγής (blind source separation), η στατιστική ανάλυση του σήματος (statistical signal analysis) καθώς και ο συνδυασμός τους. Στην κατηγορία των ευφύων συστημάτων ανήκουν τα Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks), οι γενετικοί αλγόριθμοι (Genetic algorithms), η ασαφής λογική (Fuzzy logic), έμπειρα συστήματα (Expert systems) και οι υβριδικοί αλγόριθμοι (Hybrid algorithms). Στις μέρες μας οι βιομηχανικές εφαρμογές των ευφύων συστημάτων παρακολούθησης έχουν αυξηθεί λόγω της προόδου των ευφύων συστημάτων.

Η εξαγωγή χαρακτηριστικών πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας επτά χαρακτηριστικές. Οι πρώτες έξι χαρακτηριστικές οι οποίες έχουν χρησιμοποιηθεί και από τους Lei et al., (2009) είναι: Kurtosis, Skewness, Crest, Clearance, Shape και Impulse Indicators. Στην παρούσα εργασία παρουσιάζεται και μια νέα χαρακτηριστική η οποία προκύπτει από το γραμμικό ολοκλήρωμα του σήματος που ελήφθη από τα επιταχυνσιόμετρα. Όλες οι χρησιμοποιούμενες χαρακτηριστικές παρέχουν στατιστικές πληροφορίες σχετικά με τη φύση των δεδομένων, και διαπιστώθηκε ότι ήταν αρκετά καλές για την ανίχνευση σφαλμάτων.

Οι πρώτες έξι χαρακτηριστικές δίνονται από τις εξισώσεις που ακολουθούν:

$$Kurtosis = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^4}{N\sigma_x^4} \quad (1)$$

$$Skewness = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^3}{N\sigma_x^3} \quad (2)$$

$$Crest\ Indicator = \frac{\max |x_i|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2}} \quad (3)$$

$$\text{Clearance Indicator} = \frac{\max |x_i|}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|} \right)^2} \quad (4)$$

$$\text{Shape Indicator} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (5)$$

$$\text{Impulse Indicator} = \frac{\max |x_i|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|}} \quad (6)$$

όπου μ_x και σ_x η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση αντίστοιχα.

Η νέα χαρακτηριστική Line Integral για το κινούμενο παράθυρο των N σημείων του σήματος δίνεται από την σχέση (7):

$$\begin{aligned} LI &= \int_a^b ds \approx \sum_{i=1}^N \|\vec{r}(t_i + T_s) - \vec{r}(t_i)\| = \sum_{i=1}^N \sqrt{(x(t_i + T_s) - x(t_i))^2 + T_s^2} \\ &\approx \sum_{i=1}^N |x(t_i + T_s) - x(t_i)| \end{aligned} \quad (7)$$

όπου: N είναι ο αριθμός των σημείων δειγματοληψίας (ίσος με το 500) στο παράθυρο που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της Kurtosis, των άλλων χαρακτηριστικών και της νέας προτεινόμενης χαρακτηριστικής Line Integral ενώ T_s είναι το διάστημα της δειγματοληψίας. Δεδομένης της υψηλής συχνότητας δειγματοληψίας των 48 kHz και της κυριαρχίας του σήματος από υψηλές συχνότητες (κυρίως λόγω της παρουσίας των βλαβών), η τελική προσέγγιση περιέχει μόνο τιμές επιτάχυνσης. Στη συνέχεια τα διανύσματα των χαρακτηριστικών τροφοδοτούν το νευρωνικό δίκτυο MLP-ARD (Multilayer Perceptron Model σε συνδυασμό με την μέθοδο Automatic Relevance Determination) για εκπαίδευση.

3. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΖΗΤΗΣΗ

Τα σενάρια που δοκιμάστηκαν περιλάμβαναν την εκτέλεση του νευρωνικού δικτύου με διαφορετικό αριθμό νευρώνων στο κρυφό επίπεδο, 14 εισόδους (χαρακτηριστικές) και τρεις εξόδους (υγιής κατάσταση – σφάλμα στον εσωτερικό δακτύλιο του ρουλεμάν – σφάλμα στον εξωτερικό δακτύλιο του ρουλεμάν). Ο αριθμός των νευρώνων κυμάνθηκε από 5 έως 25 ανά 5 (5,10,15,20,25 νευρώνες ανά σενάριο). Καλύτερα αποτελέσματα παρατηρήθηκαν στην περίπτωση που το κρυφό επίπεδο του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιούσε 20 νευρώνες.

Τα κρυμμένα επίπεδα και το επίπεδο εξόδου του MLP-ARD είχαν σιγμοειδή νευρώνες. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης έχει το πλεονέκτημα να μην χρειάζεται υπερβολική εκπαίδευση κάτι που βελτίωσε σημαντικά την απόδοση του δικτύου. Η προσθήκη περισσότερων νευρώνων στο κρυφό επίπεδο δεν βελτίωσε το αποτέλεσμα χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο αλγόριθμο εκπαίδευσης, επειδή τα βάρη που δεν χρησιμοποιήθηκαν παρέμεναν μικρά με αποτέλεσμα οι επιπλέον κρυφοί νευρώνες να

καθίσταντο ανενεργοί. Ως εκ τούτου, η προτιμώμενη διαμόρφωση του νευρωνικού δικτύου ήταν αυτή με τη χαμηλότερη πολυπλοκότητα η οποία δεν έθετε σε κίνδυνο τις επιδόσεις του δικτύου.

Στον πίνακα 1 παρουσιάζονται οι επτά χαρακτηριστικές του ίδιου τύπου για κάθε επιταχυνσιόμετρο, σύμφωνα με σειρά παρουσίασης στο νευρωνικό δίκτυο MLP-ARD. Η ίδια διάταξη χρησιμοποιήθηκε και για το οριζόντιο επιταχυνσιόμετρο, προκειμένου να δημιουργηθεί το διάγραμμα της σύντηξης. Η προσέγγιση με τη μέθοδο της σύντηξης δεδομένων συνδυάζει δεδομένα από πολλαπλούς αισθητήρες (και τις συναφείς βάσεις δεδομένων ανάλογα με την περίπτωση) για να επιτευχθεί βελτίωση της ακρίβειάς τους και πιο συγκεκριμένα για να εξαχθούν συμπεράσματα που δεν μπορούσαν να εξαχθούν με τη χρήση ενός μόνο αισθητήρα (Hall, 1992).

Πίνακας 1. Οι επτά χαρακτηριστικές για κάθε επιταχυνσιόμετρο όπως παρουσιάστηκαν στο νευρωνικό δίκτυο MLP-ARD.

1	2	3	4	5	6	7
Kurtosis	Line integral	Crest	Clearance	Shape	Impact	Skewness

Η σύντηξη των 14 χαρακτηριστικών της δόνηση τόσο από το κατακόρυφο όσο και από το οριζόντιο επιταχυνσιόμετρο, λόγω του συμπληρωματικού χαρακτήρα της, είχε ως αποτέλεσμα έναν πιο ακριβή διαχωρισμό των κλάσεων όσον αφορά το σημείο της βλάβης όπως αυτό φαίνεται στα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στους πίνακες 2 έως 4 οι οποίοι δείχνουν την ανωτερότητα της σύντηξης.

Πίνακας 2. Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης των σφαλμάτων ανάλογα με τη θέση τους, χρησιμοποιώντας κάθετο επιταχυνσιόμετρο.
(Για τον έλεγχο χρησιμοποιήθηκε το 25% των δεδομένων)

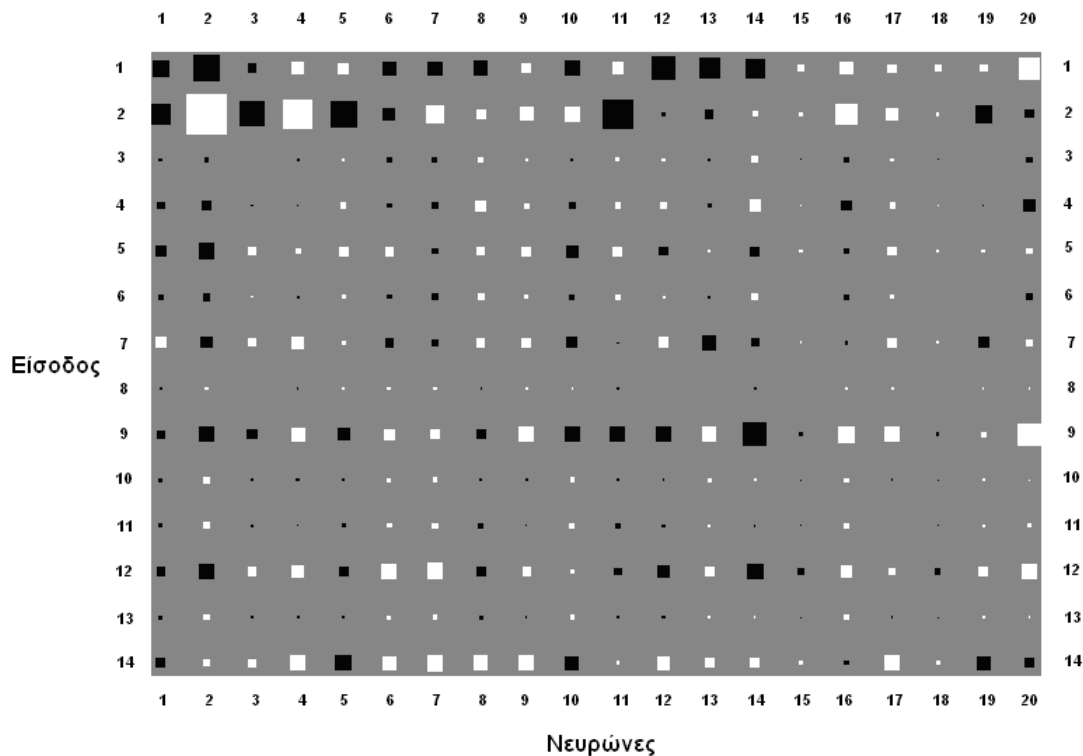
Κατακόρυφος άξονας (% σωστή εκτίμηση κατηγορίας σφάλματος από νευρωνικό δίκτυο)			
Πραγματική βλάβη	Υγιές ρουλεμάν κατά MLP-ARD	Εσωτερικός δακτύλιος κατά MLP-ARD	Εξωτερικός δακτύλιος κατά MLP-ARD
Υγιές ρουλεμάν	100	0	0
Εσωτερικός δακτύλιος	0,3922	97,2549	2,3529
Εξωτερικός δακτύλιος	0,3922	1,9608	97,6471

Πίνακας 3. Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης των σφαλμάτων ανάλογα με τη θέση τους, χρησιμοποιώντας το οριζόντιο επιταχυνσιόμετρο.
(Για τον έλεγχο χρησιμοποιήθηκε το 25% των δεδομένων)

Οριζόντιος άξονας (% σωστή εκτίμηση κατηγορίας σφάλματος από νευρωνικό δίκτυο)			
Πραγματική βλάβη	Υγιές ρουλεμάν κατά MLP-ARD	Εσωτερικός δακτύλιος κατά MLP-ARD	Εξωτερικός δακτύλιος κατά MLP-ARD
Υγιές ρουλεμάν	85,8824	13,7255	0,3922
Εσωτερικός δακτύλιος	10,1961	89,0196	0,7843
Εξωτερικός δακτύλιος	0,3922	0,7843	98,8235

Πίνακας 4. Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης των σφαλμάτων ανάλογα με τη θέση τους χρησιμοποιώντας το κατακόρυφο και το οριζόντιο επιταχυνσιόμετρο. (Για τον έλεγχο χρησιμοποιήθηκε το 25% των δεδομένων)

Σύντηξη (% σωστή εκτίμηση κατηγορίας σφάλματος από νευρωνικό δίκτυο)			
Πραγματική βλάβη	Υγιές ρουλεμάν κατά MLP-ARD	Εσωτερικός δακτύλιος κατά MLP-ARD	Εξωτερικός δακτύλιος κατά MLP-ARD
Υγιές ρουλεμάν	100	0	0
Εσωτερικός δακτύλιος	0,3922	99,6078	0
Εξωτερικός δακτύλιος	0	0	100



Σχήμα 3. Το διάγραμμα Hinton δείχνει τις τιμές των βαρών τα οποία συνδέουν τις χαρακτηριστικές των δονήσεων και τους κριμένους νευρώνες. Με λευκό χρώμα αποτυπώνεται το θετικό βάρος ενώ με μαύρο το αρνητικό.

Η σημασία της κάθε χαρακτηριστικής μπορεί να προσδιοριστεί ποιοτικά με τη βοήθεια ενός διαγράμματος Hinton στο οποίο παρουσιάζονται οι τιμές των βαρών (Σχήμα 3). Η συνεισφορά της Kurtosis και του Line Integral για το κατακόρυφο επιταχυνσιόμετρο (χαρακτηριστικές 1 and 2) και του Line Integral για το οριζόντιο (χαρακτηριστική 9) είναι σημαντική σε σύγκριση με τις άλλες χαρακτηριστικές. Επίσης, η Shape Indicator και η Skewness και των δύο επιταχυνσιόμετρων (χαρακτηριστικές 5, 7, και 12, 14) συμβάλουν στη διέγερση των κρυφών νευρώνων και στη συνέχεια στην προκύπτουσα ταξινόμηση. Συνολικά, η Line Integral δείχνει την μεγαλύτερη συμβολή και για τα δύο επιταχυνσιόμετρα ενώ το είδος της συμβολής είναι διαφορετικό για κάθε επιταχυνσιόμετρο δείχνοντας ένα συμπληρωματικό στοιχείο δόνησης για κάθε διεύθυνση.

4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Έχει αποδειχθεί ότι το νευρωνικό δίκτυο MLP-ARD μπορεί να εκτελέσει δεδομένα επιταχυνσιόμετρων μετά από σύντηξη, συνδυάζοντας τις χαρακτηριστικές των δονήσεων. Οι χαρακτηριστικές αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν τόσο για την ανίχνευσή σφαλμάτων σε ρουλεμάν όσο και για τον προσδιορισμό του σημείου στο οποίο εμφανίζεται το σφάλμα. Συνεπώς μπορούν να αποβούν ένα ισχυρό εργαλείο για την παρακολούθηση της κατάστασης των ρουλεμάν. Διαφορετικά σφάλματα σε ρουλεμάν μπορούν να ανιχνευτούν με μεγάλη ακρίβεια, είτε χρησιμοποιώντας τις πληροφορίες που προσφέρουν συλλογικά αρκετές χαρακτηριστικές είτε με την σύντηξη των δεδομένων από διαφορετικούς αισθητήρες πράγμα που μπορεί να μην είναι εφικτό επεξεργάζοντας τα δεδομένα με τη βοήθεια άλλων τεχνικών. Η χρήση της Kurtosis και της νέο-προτεινομένης χαρακτηριστικής Line Integral δίνει υποσχόμενα αποτελέσματα στην ανίχνευσή της θέσεως των σφαλμάτων σε ρουλεμάν. Η εξαγωγή των χαρακτηριστικών μετά από την σύντηξη των σημάτων που λαμβάνονται από τα επιταχυνσιόμετρα στον κατακόρυφο και τον οριζόντιο άξονα αυξάνει την ακρίβεια της ανίχνευσης του σφάλματος φτάνοντας σε ποσοστό 99% για διαφορετικούς τύπους βλαβών. Το αποτέλεσμα αυτό αποτελεί μια σημαντική αύξηση της απόδοσης του συστήματος τουλάχιστον κατά 10% σε ορισμένα τύπους βλαβών. Έχει προγραμματιστεί η έρευνα επάνω στο αντικείμενο αυτό να επεκταθεί ούτως ώστε να περιλαμβάνει περισσότερα δεδομένα από διαφορετικούς αισθητήρες, διαφορετικές χαρακτηριστικές και μεγέθη σφαλμάτων σε ρουλεμάν κιβωτίων σχέσεων ή σε άλλους μηχανισμούς.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Hall, D. L., 1992. *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*, Artech House, UK.
- Lei, Y., He, Z., Zi, Y., 2009. *Application of an intelligent classification method to mechanical fault diagnosis*. *Expert Systems and Applications* [36], 9941-9948.
- McFadden, P. D., Smith, J. D., 1984. *Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique – A review*. *Tribology International* [17(1)], 3–10.
- Paya, B. A., Esat, I. I., Badi, M. N. M., 1997. *Artificial neural network based fault diagnostics of rotating machinery using wavelet transforms as a preprocessor*. *Mechanical Systems and Signal Processing* [11(5)], 751–765.
- Samanta, B., Al-Balushi, K.R., Al-Araimi, S.A., 2003. *Artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithm for bearing fault detection*. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* [16], 657-665.
- Sawalhi, N., 2007. *Diagnostics, Prognostics and Fault Simulation for Rolling Element Bearings*, PhD Thesis, University of New South Wales, Australia.
- Xu, Z., Xuan, J., Shi, T., Wu, B., Hu, Y., 2009. *Application of a modified fuzzy ARTMAP with feature-weight learning for the fault diagnosis of bearing*. *Expert Systems with Applications* [36], 9961-9968.