

Κατηγοριοποίηση Ήχων στο Ερευνητικό Πρόγραμμα STORM για Επιστασία Αρχαιολογικών Χώρων και Χώρων Πολιτιστικής Κληρονομιάς

Στέλιος Α. Μυτιληναίος¹, Στέλιος Μ. Ποτηράκης², Νικόλας-Αλέξανδρος
Τάτλας³, Μαρία Ραγκούση⁴

Τμήμα Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών,
Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, Θηβών 250, 12244 Αιγάλεω
¹smitil@uniwa.gr, ²spoti@uniwa.gr, ³ntatlas@uniwa.gr, ⁴maria@uniwa.gr

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Το ευρωπαϊκό ερευνητικό πρόγραμμα STORM στοχεύει στην ανάπτυξη μιας ολοκληρωμένης δέσμης τεχνολογιών για την προστασία χώρων πολιτιστικής κληρονομιάς. Σε αυτό το πλαίσιο, ασύρματα δίκτυα ακουστικών αισθητήρων θα τοποθετηθούν σε παρόμοιους χώρους με στόχο την καταγραφή ηχητικών δειγμάτων. Τα ηχητικά χαρακτηριστικά των δειγμάτων θα τροφοδοτούνται σε ένα νευρωνικό δίκτυο ώστε να εξαχθούν συμπεράσματα για την πιθανή επικινδυνότητα της αντίστοιχης δραστηριότητας για τους προφυλασσόμενους χώρους. Στην εργασία παρουσιάζονται οι λεπτομέρειες υλοποίησης του δικτύου για την κατηγοριοποίηση των ήχων και εξετάζεται η επίδοση της προτεινόμενης πλατφόρμας για κάθε υποσύνολο ηχητικών χαρακτηριστικών. Επίσης, παρουσιάζονται αριθμητικά αποτελέσματα που αφορούν την επίδοση των προτεινόμενων τεχνικών σε θορυβώδες περιβάλλον.

Sound Classification in the STORM Research Project for Archeological and Cultural Sites Monitoring

ABSTRACT

The STORM European research project aims in developing an integrated set of technological and organizational resources for monitoring and safeguarding cultural heritage sites. In this context, wireless acoustic sensor networks that detect and record sound samples are deployed over cultural sites. The features of the recorded samples are calculated and forwarded to a feed-forward neural network for classification in order to extract information about the potential hazardous effect of the activity or activities that generated the sounds. Implementation details about the classifier and the sound features are discussed in this paper. Sound features are grouped with respect to their scalar or time-frequency nature and results are presented regarding the classification accuracy of each subset. Results are also presented regarding the accuracy of the proposed approach when operated in noisy environments.

Εισαγωγή

Είναι γεγονός ότι οι ευρωπαϊκές χώρες μπορούν στο σύνολό τους να υπερηφανεύονται για μια πολιτιστική κληρονομιά με εξέχον ηθικό και ιδεολογικό ειδικό βάρος. Επιπλέον, υπάρχει και ένα ειδικό χρηματοοικονομικό βάρος αφού σχετικές μελέτες καταδεικνύουν την προσέλευση εκατομμυρίων τουριστών κάθε χρόνο με την ανάλογη χρηματική ροή σε χώρους πολιτιστικής κληρονομιάς [1-2]. Ως εκ τούτου, η διαφύλαξη της πολιτιστικής κληρονομιάς είναι σημαντική τόσο προκειμένου να διαφυλαχθεί η συλλογική ευρωπαϊκή ταυτότητα αλλά επίσης και λόγω των σημαντικών οικονομικών επιπτώσεων. Σε αυτό το πλαίσιο, το ευρωπαϊκό ερευνητικό πρόγραμμα STORM [3] έρχεται να οικοδομήσει στα ερευνητικά αποτελέσματα προηγούμενων προσπαθειών [4-7] προκειμένου να αναπτύξει μια ολοκληρωμένη δέσμη τεχνολογιών και μεθόδων διαχείρισης και οργάνωσης με σκοπό την προστασία υποδομών και υλικών πολιτιστικής κληρονομιάς.

Σε αυτά τα πλαίσια, μέρος της δέσμης τεχνολογιών του STORM θα κατευθυνθεί στην ανάπτυξη ενός συστήματος ασύρματων δικτύων ακουστικών αισθητήρων (Wireless Acoustic Sensor Networks, WASNs) οι οποίοι θα είναι εγκατεστημένοι σε αρχαιολογικούς χώρους και χώρους πολιτιστικής κληρονομιάς, και της διασύνδεσής τους σε μια υπηρεσία Cloud (το λεγόμενο STORM Cloud). Οι αισθητήρες θα καταγράφουν ήχους από το περιβάλλον σε πραγματικό χρόνο προκειμένου να εξαχθούν τα ηχητικά τους χαρακτηριστικά (sound features). Τα τελευταία θα προωθούνται προς μηχανές αναγνώρισης προτύπων προκειμένου να εξαχθούν συμπεράσματα για την προέλευση των ήχων και την πιθανή επικινδυνότητα της δραστηριότητας από την οποία προέρχονται. Επιπλέον, θα υπάρχει η δυνατότητα τοπικού υπολογισμού των ηχητικών χαρακτηριστικών από τους κόμβους του δικτύου, καθώς και η δυνατότητα μετάδοσης των δειγμάτων ήχου προς το STORM Cloud, είτε στην αρχική τους μορφή είτε συμπιεσμένων, αφού έχει καταδειχθεί ότι η ποιότητα της κατηγοριοποίησης δεν επηρεάζεται σημαντικά με την κατάλληλη επιλογή τύπου και αλγορίθμων συμπίεσης [8].

Πιο συγκεκριμένα, αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθούν νευρωνικά δίκτυα τύπου feed-forward (Feed-forward Artificial Neural Networks, FANNs) για τα οποία υπολογίζεται η επίδοσή τους για κάθε ομάδα των επιλεγμένων ηχητικών χαρακτηριστικών. Περαιτέρω, διαπιστώθηκε ότι η ακρίβεια της κατηγοριοποίησης βελτιώνεται αν ακολουθηθεί μια τακτική ταξινόμησης των ήχων σε δύο επίπεδα ιεράρχησης σε σχέση με την απουσία ταξινόμησης. Τέλος, παρουσιάζονται αριθμητικά αποτελέσματα της επίδοσης της προτεινόμενης πλατφόρμας σε θορυβώδες περιβάλλον, και συγκεκριμένα υπό την επίδραση λευκού και ροζ θορύβου σε διάφορες σχετικές στάθμες ενέργειας θορύβου προς ενέργεια του σήματος (Signal to Noise Ratio, SNR).

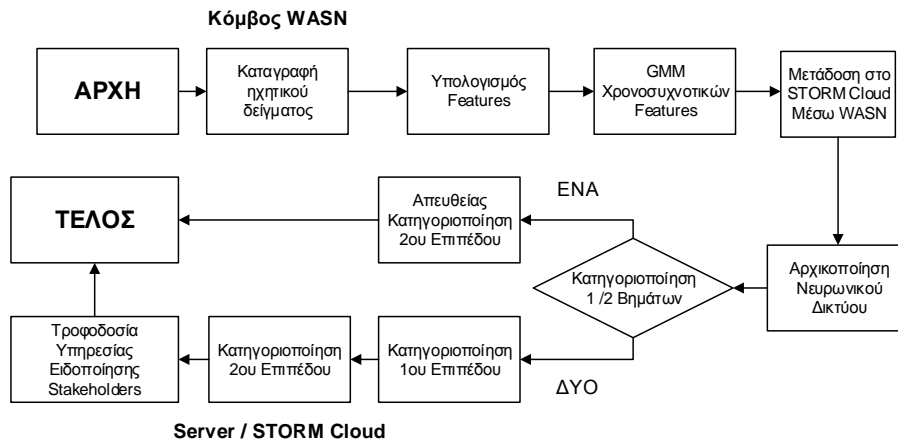
1. Κατηγοριοποίηση ήχων και επισκόπηση προτεινόμενης πλατφόρμας

Η επιλογή των ηχητικών χαρακτηριστικών που θα χρησιμοποιηθούν κατά την κατηγοριοποίηση παίζει σημαντικό ρόλο στην επίδοση της τελευταίας. Στην βιβλιογραφία έχει προταθεί μια μεγάλη ποικιλία ηχητικών χαρακτηριστικών τα οποία μπορεί να αφορούν είτε την χρονική εξέλιξη του σήματος, όπως ο ρυθμός

εναλλαγής προσήμου (zero crossing rate), ο όγκος (volume), οι συντελεστές LPC (Linear Prediction Coefficients), είτε τα συχνοτικά χαρακτηριστικά αυτού, όπως η θεμελιώδης συχνότητα (fundamental frequency), το εύρος ζώνης (bandwidth), το pitch, οι φασματικοί συντελεστές (Fourier transform coefficients / spectral coefficients), οι συντελεστές συχνότητας Mel (Mel Frequency Cepstral Coefficients, MFCC), κ.ο.κ. Επίσης, συχνά χρησιμοποιούνται και μέτρα της εντροπίας του ήχου, όπως οι εντροπίες τύπου Shannon, Tsallis, Wavelet, καθώς και στατιστικά μέτρα όπως η μέση και η μεσαία τιμή, η διασπορά, η κύρτωση κλπ. [8-9].

Ωστόσο, προκειμένου να ληφθεί υπόψιν η χρονική εξάρτηση των ηχητικών δειγμάτων, έχει προταθεί μια σειρά από χαρακτηριστικά υπό την γενική ονομασία χρονο-συχνοτικά, τα οποία αφορούν την χρονική εξέλιξη των συχνοτικών χαρακτηριστικών του σήματος. Καθώς ο τελικός όγκος ενός χρονοσυχνοτικού χαρακτηριστικού είναι αρκετά μεγάλος, συχνά χρησιμοποιούνται μοντελοποιήσεις της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας αυτών, όπως π.χ. η χρήση μοντέλων μεικτών Γκαουσιανών συναρτήσεων (Gaussian Mixture Models, GMMs).

Στην δική μας περίπτωση, κατόπιν εκτεταμένης έρευνας και δοκιμών στο χρησιμοποιούμενο σύνολο δειγμάτων, αποφασίστηκε η χρήση των εξής ηχητικών χαρακτηριστικών καθώς και η χρήση GMM για τα αντίστοιχα χρονοσυχνοτικά χαρακτηριστικά: zero-crossing rate, pitch, bandwidth, MFCCs, spectrogram coefficients, καθώς και μέτρα πολυπλοκότητας, όπως οι εντροπίες Shannon, Tsallis, wavelet και permutation. Επίσης, σε ό,τι αφορά την επιλεγείσα τεχνική κατηγοριοποίησης, επιλέχθηκε η χρήση νευρωνικών δικτύων ευθείας τροφοδότησης (Feed-forward Artificial Neural Networks, FANNs), ενώ χρησιμοποιήθηκε ανασύνθεση σήματος μέσω ανάλυσης wavelets για την μείωση του θορύβου [10].



Σχήμα 1.1 Λειτουργικότητα προτεινόμενης πλατφόρμας κατηγοριοποίησης ήχων

Στο Σχήμα 1.1 απεικονίζεται η λειτουργικότητα της προτεινόμενης πλατφόρμας κατηγοριοποίησης ήχων. Όπως φαίνεται και στο Σχήμα, αρχικά υπολογίζονται τα προτεινόμενα features και τα GMM αυτών, και στη συνέχεια πραγματοποιείται κατηγοριοποίηση του ήχου σε ένα ή δύο βήματα.

Σχετικά με την κατηγοριοποίηση του ήχου, σημειώνεται ότι χρησιμοποιείται ένα μοντέλο ταξινόμησης όπου οι ήχοι αρχικά κατηγοριοποιούνται σε τρεις γενικές κλάσεις και συγκεκριμένα μια κλάση ανθρωπογενούς δραστηριότητας, μια κλάση ήχων ζώων και μια κλάση ήχων φυσικών φαινομένων. Περαιτέρω, οι ήχοι μπορούν να ταξινομηθούν σε ένα δεύτερο επίπεδο ιεράρχησης. Έτσι, οι ανθρωπογενείς ήχοι μπορούν να χωριστούν περαιτέρω σε ήχους προερχόμενους από αεροσκάφη, αυτοκίνητα ή χρήση πυροβόλων όπλων, οι ήχοι ζώων μπορούν να ταξινομηθούν σε ήχους προερχόμενους από πουλιά, σκύλους ή φίδια, ενώ οι φυσικοί ήχοι μπορούν να ταξινομηθούν σε ήχους προερχόμενους από φωτιά, καταρρακτώδη βροχόπτωση ή θυελλώδεις ανέμους. Οι συγκεκριμένες κλάσεις ήχων αντιστοιχούν, επίσης, στις κατηγορίες ήχων οι οποίες διαπιστώθηκε ότι αποτελούν σημαντικό παράγοντα απειλής για τους διαχειριστές των χώρων πολιτιστικής κληρονομιάς οι οποίοι συμμετέχουν στο πρόγραμμα STORM ως τελικοί χρήστες.

Εκτός από ιδιαίτερες περιπτώσεις, εν γένει μας ενδιαφέρει η κατηγοριοποίηση των ήχων στο δεύτερο επίπεδο ιεράρχησης. Αυτή μπορεί να πραγματοποιηθεί με δύο τρόπους, όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.1. Ο ένας τρόπος είναι απευθείας, όπου στην συγκεκριμένη περίπτωση θα έχουμε απευθείας κατηγοριοποίηση του δείγματος σε 1 από τις 9 διαθέσιμες κλάσεις. Ο δεύτερος τρόπος είναι η κατηγοριοποίηση να γίνει σε δύο βήματα, ένα για κάθε επίπεδο ιεράρχησης. Σημειώνεται ότι η προτεινόμενη ταξινόμηση δύο επιπέδων είναι αρκετά δημοφιλής και στην βιβλιογραφία [11-13].

Τέλος, σε σχέση με το προτεινόμενο νευρωνικό δίκτυο, αυτό διαθέτει ένα ενδιάμεσο κρυφό επίπεδο νευρώνων μόνο. Οι συναρτήσεις εκμάθησης και μέτρησης επίδοσης ήταν μια παραλλαγή της scaled conjugate back-propagation και μια συνάρτηση μέσης τετραγωνικής ρίζας του σφάλματος (Mean Square Error, MSE) αντίστοιχα. Η συνάρτηση κατωφλίου εξόδου ήταν σιγμοειδής. Επίσης, το μέγεθος του ενδιάμεσου επιπέδου νευρώνων επιλέχθηκε να είναι κάθε φορά ανάλογο του είδους των features που χρησιμοποιούνται.

2. Αριθμητικά αποτελέσματα επίδοσης της προτεινόμενης πλατφόρμας κατηγοριοποίησης ήχων

Τα αριθμητικά αποτελέσματα επίδοσης της προτεινόμενης πλατφόρμας εξήχθησαν με χρήση ενός συνόλου δειγμάτων τα οποία προέρχονται από την συλλογή “505 Digital Sound Effects” [14]. Επαναλαμβάνεται ότι χρησιμοποιήθηκαν 3 κλάσεις ήχων στο 1^ο επίπεδο ιεράρχησης (ανθρωπογενείς ήχοι, ήχοι ζώων, ήχοι φυσικών φαινομένων) και 9 συνολικά κλάσεις ήχων στο 2^ο επίπεδο ιεράρχησης ως εξής: αεροσκάφη, αυτοκίνητα, πυροβόλα όπλα (ανθρωπογενείς ήχοι), πουλιά, σκύλοι, φίδια (ήχοι ζώων), και φωτιά, καταρρακτώδης βροχόπτωση, θυελλώδεις άνεμοι (ήχοι φυσικών φαινομένων).

Ο Πίνακας 2.1 περιλαμβάνει τα αποτελέσματα της ακρίβειας κατηγοριοποίησης σε μια σειρά 1000 δοκιμασιών της προτεινόμενης πλατφόρμας, στην περίπτωση όπου η κατηγοριοποίηση πραγματοποιείται απευθείας σε 1 βήμα μόνο [10]. Η αναγραφόμενη ακρίβεια αντιστοιχεί στον μέσο όρο της επιτυγχανόμενης ακρίβειας για κάθε δοκιμασία.

Πίνακας 2.1 Ακρίβεια κατηγοριοποίησης προτεινόμενης πλατφόρμας με κατηγοριοποίηση 2^{ου} επιπέδου σε ένα βήμα μόνο

	Βαθμιακά Features	MFCCs	Συντελεστές Φάσματος	Βαθμιακά Features + MFCCs	Βαθμιακά Features + Συντελεστές Φάσματος	MFCCs + Συντελεστές Φάσματος	Βαθμιακά Features + MFCCs + Συντελεστές Φάσματος
Μέσος Όρος Ορθών Κατηγοριοποιήσεων	80.07 %	79.55 %	66.99 %	85.34 %	85.67 %	75.77 %	85.98 %
Διασπορά Ορθών Κατηγοριοποιήσεων	26.45 %	23.77 %	26.00 %	23.38 %	21.69 %	23.42 %	22.74 %
Features / Νευρώνες Ενδιάμεσου Επιπέδου	12 / 24	26 / 40	64 / 95	38 / 60	76 / 110	90 / 100	102 / 140

Αντίστοιχα, ο Πίνακας 2.2 περιλαμβάνει τα αποτελέσματα της ακρίβειας κατηγοριοποίησης σε μια σειρά 1000 δοκιμασιών της προτεινόμενης πλατφόρμας, στην περίπτωση όπου η κατηγοριοποίηση πραγματοποιείται σε 2 βήματα [10]. Σε αυτήν την περίπτωση, φαίνεται ότι στην γραμμή όπου εμφανίζονται οι νευρώνες του ενδιάμεσου επιπέδου υπάρχουν δύο τιμές. Η πρώτη τιμή αντιστοιχεί στον αριθμό των νευρώνων του ενδιάμεσου επιπέδου του νευρωνικού δικτύου το οποίο πραγματοποιεί την κατηγοριοποίηση στο πρώτο επίπεδο ταξινόμησης, ενώ η δεύτερη τιμή αντιστοιχεί στο νευρωνικό δίκτυο του δευτέρου επιπέδου ταξινόμησης.

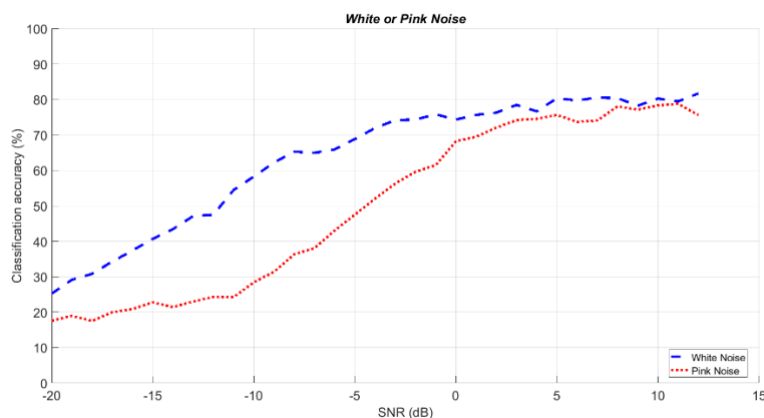
Συγκρίνοντας τους δύο πίνακες μεταξύ τους, προκύπτει ότι για κάθε περίπτωση χρησιμοποιούμενων features υπάρχει μια σημαντική βελτίωση του μέσου όρου της επίδοσης στην περίπτωση όπου η κατηγοριοποίηση γίνεται σε 2 βήματα. Στις περισσότερες περιπτώσεις η βελτίωση αυτή είναι της τάξης του 10 %, αλλά υπάρχει και μια περίπτωση όπου η βελτίωση είναι της τάξης του 15 %. Ταυτόχρονα, παρατηρούμε ότι υπάρχει βελτίωση και στην διασπορά της ακρίβειας των ορθών

κατηγοριοποιήσεων. Πιο συγκεκριμένα, η διασπορά στην περίπτωση της κατηγοριοποίησης σε 2 βήματα είναι σε όλες τις περιπτώσεις μικρότερη από ό,τι η διασπορά σε 1 βήμα μόνο.

Πίνακας 2.2 Ακρίβεια κατηγοριοποίησης προτεινόμενης πλατφόρμας με κατηγοριοποίηση 2^{ov} επιπέδου σε δύο βήματα

	Βαθμωτά Features	MFCCs	Συντελεστές Φάσματος	Βαθμωτά Features + MFCCs	Βαθμωτά Features + Συντελεστές Φάσματος	MFCCs + Συντελεστές Φάσματος	Βαθμωτά Features + MFCCs + Συντελεστές Φάσματος
Μέσος Όρος Ορθών Κατηγοριοποιήσεων	94.33 %	87.80 %	80.69 %	96.73 %	94.27 %	86.99 %	94.27 %
Διασπορά Ορθών Κατηγοριοποιήσεων	14.98 %	11.12 %	27.56 %	16.96 %	19.64 %	26.92 %	19.94 %
Features / Νευρώνες Ενδιάμεσου Επιπέδου	12/18/18	26/42/40	64/85/100	38/40/70	76/75/140	90/65/135	102/140/150

Επιπλέον, στο Σχήμα 2.1 απεικονίζεται η ακρίβεια επίδοσης της προτεινόμενης τεχνικής στην περίπτωση όπου το σήμα προέρχεται από θορυβώδες περιβάλλον. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε δείγμα προερχόμενο από την βάση ήχων προστίθεται τεχνητός θόρυβος έτσι ώστε ο λόγος σήματος προς θόρυβο να λαμβάνει τιμές από +12 ως -15 dB. Προκειμένου να καταδειχθεί η επίδοση της προτεινόμενης πλατφόρμας σε διαφορετικούς τύπους θορύβου, χρησιμοποιήθηκε τόσο λευκός όσο και ροζ θόρυβος. Επίσης, τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται αφορούν την περίπτωση της κατηγοριοποίησης με χρήση βαθμωτών features σε 1 βήμα μόνο, χωρίς βλάβη της γενικότητας σε ό,τι αφορά την συμπεριφορά της προτεινόμενης πλατφόρμας ως προς την στάθμη θορύβου.



Σχήμα 2.2 Μέσος όρος ακρίβειας κατηγοριοποίησης σε 1 βήμα μόνο για διάφορες τιμές σήματος προς θόρυβο: λευκός και ροζ θόρυβος

Όπως φαίνεται και στο Σχήμα, η συμπεριφορά της επίδοσης ως προς τον θόρυβο ακολουθεί ένα αναμενόμενο μοτίβο. Αρχικά (μεγάλες τιμές SNR, δεξιά τμήμα των καμπυλών) κυμαίνεται γύρω από τις τιμές οι οποίες επιτυγχάνονται χωρίς τεχνητή έγχυση θορύβου ενώ υπάρχει μια τιμή θορύβου γύρω στα +5 dB από την οποία είναι εμφανής η έναρξη της επίδρασης του θορύβου στην ακρίβεια κατηγοριοποίησης. Οι τιμές της επίδοσης βαίνουν μειούμενες όσο μειώνεται το SNR ενώ, όπως είναι αναμενόμενο, στην περίπτωση του ροζ θορύβου η επιτυγχάνομενη ακρίβεια κατηγοριοποίησης είναι μικρότερη από ό,τι στην περίπτωση του λευκού θορύβου.

3. Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία παρουσιάστηκαν ερευνητικά αποτελέσματα σχετικά με την χρήση μιας πλατφόρμας αυτόματης κατηγοριοποίησης ήχων με σκοπό την εγκατάστασή της σε ένα δίκτυο αισθητήρων προκειμένου να ενισχυθεί η προστασία αρχαιολογικών χώρων και χώρων πολιτιστικής κληρονομιάς. Όπως καταδείχθηκε από τα ερευνητικά αποτελέσματα, η χρήση ταξινόμησης σε 2 επίπεδα ιεράρχησης βελτιώνει την επίδοση της πλατφόρμας. Επίσης, καταδείχθηκε η συμβολή στην επίδοση διαφόρων ηχητικών features, καθώς και η συμπεριφορά της επίδοσης σε θορυβώδες περιβάλλον. Οι επιτυγχάνομενες τιμές της ακρίβειας κατηγοριοποίησης επιτρέπουν την χρήση της προτεινόμενης πλατφόρμας για τους προαναφερόμενους σκοπούς. Σε επόμενο στάδιο, προτείνεται η περαιτέρω ανάλυση της συμπεριφοράς της επίδοσης σε θορυβώδες περιβάλλον καθώς και η ανάλυση της επίδοσης στην περίπτωση ταυτόχρονης καταγραφής δύο ή περισσότερων ήχων.

4. Ευχαριστίες

Η παρούσα ερευνητική εργασία πραγματοποιήθηκε με την οικονομική συνεισφορά του ευρωπαϊκού ερευνητικού προγράμματος “STORM: Safeguarding

Cultural Heritage through Technical and Organizational Resources Management”, Σύμβαση No. 700191, Horizon 2020.

5. Αναφορές

[1] “Towards an integrated approach to Cultural Heritage for Europe”, European Commission, 2015, available at <http://www.europarl.europa.eu/sides/getDoc.do?type=REPORT&reference=A8-2015-0207&language=EN>.

[2] InHERIT: Promoting Cultural Heritage as a Generator of Sustainable Development, European Research Project, co-funded by the ERASMUS+ action of the European Union; project website: <http://www.inherit.tuc.gr/en/home/>.

[3] *STORM: Safeguarding Cultural Heritage through Technical and Organizational Resources Management*, co-funded by the Horizon 2020 Programme of the European Union; project website: <http://www.storm-project.eu/>, Grant Agreement No. 700191.

[4] “Carte del Rischio”, Territorial information system for the protection of cultural heritage, ISCR, Italy, 1992; project websites: <http://www.cartadelrischio.it/eng/index.html>; <http://www.icr.beniculturali.it/pagina.cfm?usz=1&uid=16>.

[5] HAR – Heritage at Risk Programme, Historic England; project website: <https://historicengland.org.uk/advice/heritage-at-risk/types/>

[6] EMERIC – Expert System for the Monitoring and Management of the Natural Environment of Crete; project website: <http://emeric.ims.forth.gr/>.

[7] Mazzolani, F. M., “The PROHITECH research project”, appears in *Structural Analysis of Historic Construction*, Taylor and Francis Ed., 2008 (available at: <http://www.hms.civil.uminho.pt/sahc/2008/CH123.pdf>).

[8] Tatlas, N. -A., Potirakis, S. M., Mitilineos, S. A., Ragkoussi, M., “On the effect of compression on the complexity characteristics of wireless acoustic sensor network signals”, *Signal Processing*, Vol. 107, pp. 153-163, 2015.

[9] Paraskevas, I., Potirakis, S. M., and Rangoussi, M., “Natural soundscapes and identification of environmental sounds: a pattern recognition approach”, *Proceedings of the 16th International Conference on Digital Signal Processing*, pp. 473-478, July 5-7, 2009, Santorini, GREECE.

[10] Mitilineos, S. A., Potirakis, S. M., Tatlas, N.-A., Ragkoussi, M., “A Two-Level Sound Classification Platform for Environmental Monitoring”, *Journal of Sensors*, pp. 1-13, 2018.

[11] Matsinos, Y. G., et al., “Spatio-temporal variability in human and natural sounds in a rural landscape”, *Landscape Ecology*, Vol. 2008, No. 23, pp. 945-959.

[12] Mazaris, A. D., et al., “Spatio-temporal analysis of an acoustic environment: interactions between landscape features and sounds”, *Landscape Ecology*, Vol. 2009, No. 24, pp. 817-831.

[13] Papadimitriou, K. D., et al., “Cartographic representation of the sonic environment”, *The Cartographic Journal*, Vol. 46, No. 2, pp. 126-135, May 2009.

[14] “505 Digital Sound Effects”, CD Box Set, Laserlight Digital, 2006.