

Τεχνικά Χρονικά Επιστημονική Εκδοση Τ.Ε.Ε.

Επιστημονική Περιοχή Α

**Ιούλιος-Σεπτέμβριος 1994
Τόμος 14, τεύχος 3**

ISSN: 0250-9954

**Volume 14, No 3
July-September 1994**

Technika Chronika Scientific Journal of the Technical Chamber of Greece-Section A

Η Χρήση Μεθόδων Χωρικών Μεταταξινομήσεων Δορυφορικών Δεδομένων SPOT-XS στη Διαδικασία Παραγωγής Αξιόπιστων Αγροτικών Στατιστικών

**Μιά Αναγκαία Προσέγγιση Ταξινόμησης σε
Προγράμματα Εφαρμογής**

X. KONTOES, Δ. ROKOS

Περίληψη

Η μελέτη αυτή αποβλέπει στη βελτίωση των ταξινομήσεων δορυφορικών δεδομένων υψηλής διαχριτικής/διαχωριστικής δυνατότητας/ ικανότητας μας ημερομηνίας, σε φάση μετα-ταξινόμησης και με την προσθήκη βιοηθητικών δεδομένων που περιγράφουν το εικονιστικό και γεωγραφικό περιβάλλον τού προς ταξινόμηση pixel. Αναπτύσσονται δύο μέθοδοι χωρικών μεταταξινομήσεων. Η πρώτη βασίζεται στις αρχές του μοντέλου των επιβλεπομένων χωρικών συσχετίσεων ή μοντέλο «Supervised Relaxation». Η δεύτερη είναι ένα έμπειρο σύστημα, του οποίου το μοντέλο αποφάσεων βασίζεται στις αρχές της θεωρίας των ενδείξεων. Τα αποτελέσματα από την εφαρμογή των δύο μεθόδων είναι ενθαρρυντικά. Η εύκολη και αποτελεσματική τους χρήση ενδείκνυται στο πλαίσιο προγραμμάτων εφαρμογής, τα οποία απαιτούν ακριβή αποτελέσματα σε πολύ σύντομο χρόνο, αξιοποιώντας κατάλληλα δορυφορικά και άλλα ποιοτικά και μετρητικά στοιχεία και χαρακτηριστικά βιοηθητικά δεδομένα της περιοχής.

The Application of Spatial Context Post Classification Processes on SPOT-XS Satellite Data for the Production of Reliable Agricultural Statistics

**An Indispensable Classification Approach for
Operational Projects**

C. KONTOES, D. ROKOS

Abstract

This study aims to improve the initial classification of single date high resolution satellite data by the integration, in a post-classification level process, of auxiliary information which relates to the image and geographic context of the pixel. Two different post-classification approaches are tried out. One is the well known Supervised Relaxation technique. The second makes use of a knowledge based system which applies the reasoning scheme of the theory of evidence (Dempster & Shafer theory). Both methods resulted in improved classifications. Their ease and effective use is considered to be of great importance in the frame of operational projects, where time and cost restrictions are imperative, since they return accurate results very fast by integrating satellite data with other qualitative and quantitative information of the study area.

1. Εισαγωγή

Οι περισσότερες βιομηχανικές χώρες καθώς και η Ευρωπαϊκή Ένωση, αντιμετωπίζουν σήμερα το πρόβλημα της σωστής διαχείρισης της αγροτικής παραγωγής καθώς και της ανεύρεσης αγοράς, στο εσωτερικό και το εξωτερικό, για τη διάθεση των αγροτικών τους προϊόντων. Ταυτόχρονα η παγκόσμια επιστημονική σκέψη αλλά και οι τάσεις στην διαδικασία λήψης πολιτικών αποφάσεων δείχνουν μια ιδιαίτερη ευαισθητοποίηση σε θέματα σύμμετρης ανάπτυξης και ορθολογικής αξιοποίησης της αγροτικής γης που σέβεται το φυσικό περιβάλλον. Η συλλογική αντιμετώπιση των ζητημάτων αυτών, μπορεί να επιτευχθεί με κατάλληλο σχεδιασμό της αγροτικής πολιτικής, στον οποίο είναι αναγκαίο να ληφθούν υπ' όψη τα φυσικο-χημικά και βιολογικά χαρακτηριστικά και κατ' επέκταση το δυναμικό παραγωγής των καλλιεργούμενων εδαφών, οι συνθήκες της εσωτερικής και παγκόσμιας αγοράς, καθώς και ο ανθρώπινος παράγοντας θεωρημένος από τη μεριά του καταναλωτή με συγκεκριμένες ανάγκες, του καλλιεργητή ο οποίος καλείται να προσαρμόσει την παραγωγή του στις εκάστοτε απαιτήσεις της αγοράς, και τέλος του πολίτη και των κοινωνικών ομάδων που επιζητούν τη διατήρηση και προστασία του περιβάλλοντος. Για τη χάραξη και εφαρμογή μιας τέτοιας αγροτικής πολιτικής, πρωταρχικής σημασίας εργασίες αποτελούν η συστηματική παρακολούθηση και ο έλεγχος της παραγωγής σε Ευρωπαϊκή κλίμακα (Verheyen W., 1986).

Εργασίες του ίδιου αντικειμένου και της ίδιας κλίμακας, έχουν καταδείξει ως απαραίτητη τη χρήση τηλεπισκοπικών δεδομένων αφού αυτά συμπληρώνουν και επαυξάνουν τη βάση των δεδομένων εισόδου στις μετρήσεις και καθιστούν ακριβέστερες τις μαθηματικές και στατιστικές μεθοδολογίες του πάρελθόντος. Τα δεδομένα αυτά χαρακτηρίζονται από μεγάλη επαναληπτικότητα αλλά και συστηματικότητα στη λήψη τους και αποτελούν έτσι το καλύτερο μέσο για την ταχεία απεικόνιση της φυσικής και της κοινωνικοοικονομικής πραγματικότητας αλλά και των πολυδιάστατων σχέσεων αλληλεξαρτήσεων και αλληλεπιδράσεών τους και των μεταβολών τους στην επιφάνεια της γης και σε εκτάσεις που μερικές φορές ξεπερνούν τα όρια κράτους. Τέλος, η μέθοδος ολοκλήρωσής τους στα στατιστικά μοντέλα υπολογισμού των επιφανειών, είναι ανεξάρτητη από τις επιμέρους μεθόδους που εφαρμόζονται στις στατιστικές υπηρεσίες της κάθε χώρας μέλους και δίνει αποτελέσματα, διαχρονικά και διαπεριφερειακά, που είναι αντικειμενικά και συγκρίσιμα μεταξύ τους και αγγίζουν ικανοποιητικά επίπεδα εμπιστοσύνης.

1.1 Τηλεπισκόπηση και αγροτικές στατιστικές

Οι βασικές εννοιολογικές αρχές της μεθόδου, ο σχεδιασμός των φάσεων των επιμέρους εργασιών, το στατιστικό μοντέλο που χρησιμοποιείται σε αυτή καθώς και η δημιουργία του κατάλληλου πακέτου προγραμμάτων, αναπτύχθηκαν κατά το χρονικό διάστημα 1972-1979, στο πλαίσιο ερευνητικών μελετών του Τμήματος Στατιστικής Υπηρεσίας (SRS) του Υπουργείου Γεωργίας των Η.Π.Α., παράλληλα με την παραγωγή δορυφορικών δεδομένων του προγράμματος LANDSAT. Η σχετική μεθοδολογία δομείται στα παρακάτω βήματα:

(α) Κατασκευή του επιφανειακού δειγματοληπτικού πλαισίου. Ο πληθυσμός του δείγματος συνιστάται από ένα διακεκριμένο αριθμό τμημάτων επιφανείας γης, τα οποία έχουν προκαθορισμένο μέγεθος και τυχαία κατανομή στο εσωτερικό της περιοχής μελέτης. Τα τμήματα αυτά επιφανείας, αποτελούν την λίστα των δειγματοληπτικών τομέων που αντικαθιστά στη φάση της απογραφής των καλλιεργειών, τη λίστα των παραγωγών. Το δείγμα των τομέων αυτών είναι "δείγμα πιθανότητας" ή αλλιώς "επιστημονικό δείγμα" (Nealon J., 1984).

(β) Εκτίμηση του πληθυσμιακού αθροίσματος και της μεταβλητότητάς του. Γίνεται εκτίμηση των επιφανειών που καλύπτουν διάφορες καλλιέργειες στην περιοχή της μελέτης, στην βάση των απογραφών πεδίου και μόνο.

(γ) Εκ τέρη υπολογισμός των μεγεθών των επιφανειών, με την συνδυασμένη χρήση δορυφορικών δεδομένων και δεδομένων απογραφών πεδίου.

(δ) Υπολογισμός της σχετικής βελτίωσης των στατιστικών εκτιμήσεων, η οποία προκύπτει από την χρήση των δορυφορικών δεδομένων. Ως συντελεστής σχετικής βελτίωσης, ορίζεται το πηλίκο των μεγεθών μεταβλητότητας των εκτιμήσεων που δίνονται στα βήματα (β) και (γ) παραπάνω. Ο συντελεστής αυτός ισοδυναμεί πρακτικά με τον παράγοντα με τον οποίο πρέπει να πολλαπλασιαστεί το αρχικό δείγμα, για να έχουμε εκτιμήσεις από εργασίες πεδίου, ίδιας ακρίβειας με αυτές που προκύπτουν από τη χρήση των δορυφορικών εικόνων.

Από την περιγραφή του συντελεστή σχετικής βελτίωσης, γίνεται φανερό ότι για απόλυτα σωστές ταξινομήσεις, η τιμή του αυξάνει σημαντικά και θεωρητικά τείνει στο άπειρο. Ωστόσο, οι μελέτες εφαρμογών (Holko M.L. et al. 1984) δείχνουν ότι στις περισσότερες των περιπτώσεων οι τιμές του κυμαίνονται στο διάστημα [1, 2.5]. Τα αποτελέσματα αυτά έγιναν θέμα έντονης κριτικής στο πλαίσιο της διεθνούς επιστημονικής κοινότητας, κυρίως επειδή η επεξεργασία των δορυφορικών δεδομένων απαιτούσε ειδικά εξοπλισμένα εργαστήρια, των οποίων η δαπάνη ήταν σε αναντιστοιχία με την ποιότητα των αποτελεσμάτων. Στην παρούσα εργασία προσπαθούμε να δείξουμε το αντίθετο. Τα σχετικά χαμηλής στατιστικής και θεματικής ακρίβειας αρχικά αποτελέσματα, που προκύπτουν από την απλή εφαρμογή μιας συνάρτησης ταξινόμησης, παραμετρικής ή μή, μπορούν να βελτιωθούν πολύ με την επιλογή των καταλλήλων αλγορίθμων προ-επεξεργασίας εικόνας και μοντέλων αποφάσεων, που χειρίζονται στατιστικά μεγέθη αβεβαιότητας σε περιβάλλον H.Y. Επίσης θεωρήθηκε ως απαραίτητη η βελτίωση της τεχνικής της δειγματοληψίας, με την προσαύξηση του δύκου των δεδομένων εισόδου με πληροφορία, που δεν είναι αναγκαστικά πρόσθετη βοηθητική δορυφορική εικόνα, βρίσκεται ανά πάσα στιγμή στη διάθεση της μελετητικής ομάδας, περιγράφει την υφιστάμενη κατάσταση στην περιοχή μελέτης, είναι αριθμητική (ψηφιακά μοντέλα εδάφους, κλίσεις, εκθέσεις εδαφών) ή ποιοτική (πληροφορίες από αεροφωτογραφίες, φωτοερμηνευτικές αναλύσεις, τοπογραφικοί και θεματικοί χάρτες, κτηματολογικοί πίνακες) συναρθώνται στη μελέτη με την μορφή πολλαπλών επιπέδων πληροφορίας και αφορά την επιφάνεια του ρίχει καθώς και την ευρύτερη γειτονική του περιοχή.

1.2 Πιθανολογική ανάλυση δεδομένων πολλαπλών πηγών

Πολλοί ερευνητές έχουν τεκμηριώσει ότι η συνδυασμένη χρήση τηλεπισκοπικών απεικονίσεων με άλλης μορφής βοηθητική πληροφορία, οδηγεί σε ακριβέστερες λύσεις ταξινόμησης (Ρόκος Δ., 1988, 1988.α,β, 1989). Πρόσφατα και σε συνδυασμό με τη συστηματική έρευνα που συντελείται στα πεδία των Συστημάτων Γεωγραφικών Πληροφοριών (GIS), των Συστημάτων Πληροφοριών Γης (LIS) και της Στατιστικής, γίνεται χρήση πολλαπλών "δεδομένων εισόδου" ή αλλιώς "επιπέδων πληροφορίας". Ανάμεσα στις εφαρμογές αυτές, επιλέγουμε μερικές που είναι χαρακτηριστικές για τη διαφορετική φύση των δεδομένων που χρησιμοποιούν και τη διαφορετική προσέγγιση που εφαρμόζουν στην επεξεργασία των δεδομένων. Όλες αποβλέπουν σε βελτιωμένες ταξινομίσεις.

Στην εργασία των Cibula W.G. et al., (1987), χρησιμοποιούνται δορυφορικά δεδομένα Landsat MSS, σε συνδυασμό με κλιματολογικά (θερμοκρασία, ύψος βροχής) και τοπογραφικά χαρακτηριστικά του φυσικού δρυμού Olympic National Park, της πολιτείας Washington D.C., προκειμένου να επιτευχθεί μια αναλυτικότερη μεταταξινόμηση της περιοχής, περνώντας από 9 γενικές φασματικές κατηγορίες δάσους, που ήταν το αποτέλεσμα της 1^{ης} ταξινόμησης, σε 21 κατηγορίες φυσικής βλάστησης. Στη φάση της μεταταξινόμησης γίνεται χρήση λογικών "κανόνων-απόφασης", οι οποίοι μοντελοποιούν συσχετίσεις κλιματολογικών και τοπογραφικών παραμέτρων με κατηγορίες φυσικής βλάστησης. Οι Jones A.R. et al. (1988) και Civco D.L. (1989) κάνουν χρήση Ψηφιακών Μοντέλων Εδάφους (ΨΜΕ) και δορυφορικών δεδομένων Landsat TM και SPOT XS αντίστοιχα, με σκοπό τη διόρθωση της ραδιομετρίας των αντικειμένων από την επιρροή του αναγλύφου. Συγκεκριμένα οι μελέτες αυτές καταλήγουν στο συμπεράσμα ότι η διόρθωση της ραδιομετρίας, το μέγεθος της οποίας εξαρτάται από το μήκος κύματος της προσπίπουσας ακτινοβολίας, οδηγεί σε σημαντική μείωση της μεταβλητότητας των ραδιομετρικών τιμών των φασματικών κατηγοριών, γεγονός που βελτιώνει σημαντικά την ακρίβεια της ταξινόμησης. Οι Strahler A.H. et al. (1978), επιχειρούν στρωματοποίηση της δορυφορικής εικόνας Landsat MSS, στη βάση των διακυμάνσεων των υψομέτρων της περιοχής. Σε επόμενο στάδιο γίνεται ταξινόμηση των τηλεπισκοπικών απεικονίσεων Landsat για κάθε μία από τις ενδιαφέρουσες περιφέρειες ανάλυσης χρησιμοποιώντας μεγέθη a-priori πιθανοτήτων, που προκύπτουν από την φάση της στρωματοποίησης και εκφράζουν την στενή σχέση που παρατηρείται ανάμεσα στα διάφορα είδη δάσους και λοιπής βλάστησης από την μια και το εύρος υψομέτρων από την άλλη. Ο Skidmore A.K. (1989), κάνει χρήση δορυφορικών δεδομένων Landsat TM και τοπογραφικών μεταβλητών όπως κλίση, έκθεση και τοπογραφική θέση που έχουν εξαχθεί από ΨΜΕ. Η εφαρμογή αποβλέπει στην ανάπτυξη μιας βάσης γνώσης, που αφορά τις συσχετίσεις που παρατηρούνται ανάμεσα στις διάφορες κατηγορίες βλάστησης και τα τοπογραφικά χαρακτηριστικά της αντίστοιχης περιοχής. Στη συνέχεια γίνεται χρήση ενός εμπείρου συστήματος, το οποίο αφού κάνει χρήση της παραπάνω πληροφορίας και των a-priori πιθανοτήτων που προκύπτουν από την εφαρμογή μίας μή-παραμετρικής επιβλεπόμενης αρχικής

ταξινόμησης (Skidmore A.K. et al. 1988), καταλήγει στον τελικό θεματικό χάρτη ταξινόμησης. Στην εργασία των Tong Lee et al. (1987), προτείνεται μια καθαρά στατιστική προσέγγιση στην ανάλυση τηλεπισκοπικών δεδομένων αριθμητικής μορφής, που έχουν καταγραφεί σε περισσότερα επίπεδα πληροφορίας. Η μέθοδος βασίζεται στις αρχές της στατιστικής θεωρίας του Bayes και αποτελεί επαυξημένη και βελτιωμένη έκδοση του ομώνυμου κανόνα απόφασης. Στην προσέγγιση αυτή θεωρούνται δυο διαφορετικά είδη κατηγοριών ταξινόμησης, που ονομάζονται "κατηγορίες δεδομένων" και "κατηγορίες πληροφορίας" και συμβολίζονται με d_{si} και W_j αντίστοιχα. Οι W_j κατηγορίες προσδιορίζονται από το μελετητή και αποτελούν τις κατηγορίες τελικής ταξινόμησης. Οι κατηγορίες d_{si} είναι εξαρτημένες από τα δεδομένα εισόδου και προκύπτουν από την ταξινόμηση αυτών. Σε τελική φάση ταξινόμησης, η μέθοδος εξετάζει τις συσχετίσεις ανάμεσα στις d_{si} και W_j κατηγορίες και αποφασίζει για τις δεύτερες στη βάση των πρώτων, υπολογίζοντας την κοινή a-posteriori πιθανότητα για κάθε μια από τις W_j κατηγορίες στη βάση της στατιστικής ανεξαρτησίας των δεδομένων εισόδου. Η τελική ταξινόμηση του κάθε pixel θα είναι η κατηγορία εκείνη, για την οποία η κοινή a-posteriori πιθανότητα μεγιστοποιείται.

Οι παραπάνω μέθοδοι, παρουσιάζουν το βασικό μειονέκτημα ότι δεν λαμβάνουν υπ' όψη τους την πληροφορία η οποία αφορά το περιβάλλον του pixel και η οποία όπως προαναφέρθηκε καλείται να παίζει σημαντικό ρόλο στις ειδικές συνθήκες ενός προγράμματος εφαρμογής. Για τον λόγο αυτό προτείνονται δυο διαφορετικές προσεγγίσεις, από τις οποίες σύμφωνα με την ορολογία που χρησιμοποιείται στο σχεδιασμό συτημάτων Κατανόησης Εικόνας, η μεν πρώτη κατατάσσεται στις "βασικές ή χαμηλού επιπέδου" επεξεργασίες, η δε δεύτερη στις "υψηλού επιπέδου επεξεργασίες" (Nagao M. et al. 1980, Matsuyama T. 1987, Argialas D. et al 1990). Η πρώτη κάνει χρήση ενός χωρικού μοντέλου που έχει προταθεί από τους Richards J.A., Landgrebe D.A. και Swain P.H και φέρει το όνομα "Supervised Relaxation". Η δεύτερη προσέγγιση αφορά στην ανάπτυξη ενός εμπείρου συστήματος μεταταξινόμησης της δορυφορικής τηλεπισκοπικής απεικόνισης, με την αξιοποίηση των δεδομένων της δορυφορικής εικόνας, της επιπρόσθετης - συμπληρωματικής πληροφορίας και της ειδικής γνώσης και εμπειρίας του φωτοερμηνευτή. Πιο συγκεκριμένα, το έμπειρο σύστημα επιτρέπει την ανάπτυξη σε γλώσσα μηχανής της ειδικής επιστημονικής γνώσης και εμπειρίας του ανθρώπου, συσχετίζει τα αντικείμενα με τα γειτονικά τους, επιβεβαιώνει ή απορρίπτει το γεγονός συνύπαρξης τους και καταλήγει σε τελική ταξινόμηση αφού χρησιμοποιήσει το κατάλληλο μοντέλο αποφάσεων και στηριχθεί στην πληροφορία που έχει δομηθεί στις βάσεις γνώσης του. Ιδιαίτερη προσοχή δόθηκε στην επιλογή του μοντέλου αποφάσεων που χρησιμοποιεί το έμπειρο σύστημα για την ταξινόμηση. Για τον σκοπό αυτό αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθεί η θεωρία των ενδείξεων των Dempster & Shafer (Gordon G. et al. 1985), η οποία χειρίζεται στατιστικά μεγέθη αβεβαιότητας, με απόλυτα μαθηματικό τρόπο. Οι κανόνες που έχουν αναπτυχθεί στις βάσεις γνώσης του εμπείρου συστήματος αναφέρονται στις μεταξύ αντικειμένων πιθανές χωρικές συσχετίσεις (κανόνες επιφανειακής/χωρικής συσχέτισης), καθώς και στη συμβατότητα την οποία έχει η παρουσία ενός αντικειμένου με τις γεωγραφικές μεταβλητές της περιοχής (κανόνες γεωγραφικού περιβάλλοντος). Στην παρούσα εργασία οι κανόνες γεωγραφικού περιβάλλοντος στηρίζονται στις πληροφορίες του χάρτη εδαφών και του χάρτη γειτνίασης, των υποταξινόμηση pixels, με το βασικό οδικό δίκτυο της περιοχής μελέτης.

1.3 Συμβολισμοί

- d_{si} = κατηγορίες δεδομένων,
- W_j = κατηγορίες πληροφορίας,
- m = αριθμός κατηγοριών ταξινόμησης,
- i = δείκτης κεντρικού pixel,
- j = δείκτης γειτονικών pixels,
- c_{ij} = χωρικά βάρη,
- λ_r, λ_s = κατηγορίες ταξινόμησης,
- Λ_r, Λ_s = υπερκατηγορίες ταξινόμησης,
- (k) = αύξων αριθμός επανάληψης,
- $P_j(\lambda_s)$ = a-posteriori πιθανότητα ταξινόμησης του pixel "j" στην κατηγορία λ_s .

$P_{ij}(\lambda_r | \lambda_s)$ = πιθανότητα ταξινόμησης του pixel "i" στην κατηγορία λ_r , υπό την προϋπόθεση ότι το pixel "j" ανήκει στην κατηγορία λ_s .

R = χωρικός τανυστής,

β = βαθμός εμπιστοσύνης ή βαθμός επίβλεψης,

$m(X)$ = αποτέλεσμα της συνάρτησης bpa (basic probability assignment),

$m_1 \oplus m_2(X)$ = σύνθετη ποσότητα ένδειξης που αποδίδεται στην υπόθεση X του στατιστικού χώρου 2^{Θ} ,

$Bel(X)$ = συνάρτηση εμπιστοσύνης,

$m(\Theta)$ = άκυρη συνεισφορά,

X^c = συμπληρωματικό σύνολο του συνόλου X .

2. Μοντέλο επιβλεπόμενων χωρικών συσχετίσεων (Supervised Relaxation)

2.1 Τυπολόγιο

Η έννοια "Supervised Relaxation" αναφέρεται για πρώτη φορά από τους Richards J. A. et al. 1981 και εισάγει ένα επαναληπτικό μοντέλο το οποίο ανήκει στην κατηγορία των πιθανολογικών μοντέλων ταξινόμησης. Η ανάπτυξή του βασίστηκε στην αρχή ότι έπρεπε να επιστρέψει μετά από ένα σύνολο επαναλήψεων ένα διάνυσμα πιθανοτήτων "m" διαστάσεων, του οποίου η μορφή συγκλίνει σε $[0_1, 0_2, \dots, 1, \dots, 0_{m-1}, 0_m]$, όπου ο παράγοντας "m" εκφράζει τον αριθμό των κατηγοριών ταξινόμησης. Στο παραπάνω διάνυσμα ένα στοιχείο του ισούται με την μονάδα, εκφράζοντας απόλυτη βεβαιότητα ταξινόμησης, ενώ όλα τα υπόλοιπα στοιχεία του είναι μηδενικά. Για τον σκοπό αυτό οι συγγραφείς χρησιμοποιούν ένα χωρικό τανυστή που δίνεται από τη σχέση,

$$R_i^{(k)}(\lambda_r) = T_i(\lambda_r) \sum_{j=1}^J c_{ij} \sum_{\lambda_s=1}^m P_{ij}(\lambda_r | \lambda_s) P_j^{(k)}(\lambda_s) \quad (2.1)$$

και απεικονίζει σε κάθε επανάληψη "k" τον χώρο των πιθανοτήτων $P_i(\lambda_r)$ στον εαυτό του. Ο παράγοντας $P_{ij}(\lambda_r | \lambda_s)$ εκφράζει την πιθανότητα ώστε η ταυτότητα του αντικειμένου " a_i " να είναι " λ_r ", υπό τη συνθήκη ότι το γειτονικό του αντικείμενο " a_j " έχει ταυτότητα " λ_s ". Οι πιθανότητες υπό συνθήκη για το σύνολο των κατηγοριών ταξινόμησης "m", αθροίζονται στη μονάδα. Οι συντελεστές " c_{ij} ", ονομάζονται "χωρικά βάρη" και εκφράζουν το βάρος της συμβολής του γειτονικού αντικειμένου " a_j " ($j=1, \dots, J$) στη φάση της μεταταξινόμησης του αντικειμένου " a_i ". Επίσης ο παράγοντας $T_i(\lambda_r)$ είναι συνάρτηση του διανύσματος αρχικής ταξινόμησης ($k=0$), δίνεται από την σχέση,

$$T_i(\lambda_r) = 1 + \beta(m P_i^{(0)}(\lambda_r) - 1) \quad (2.2)$$

και "καθοδηγεί" ανά πάσα στιγμή τα τελικά αποτελέσματα. Τέλος το μοντέλο Supervised Relaxation περιγράφεται από το ακόλουθο τύπο,

$$P_i^{(k+1)}(\lambda_r) = \frac{P_i^{(k)}(\lambda_r) R_i^{(k)}(\lambda_r)}{\sum_{\lambda_s=1}^m P_i^{(k)}(\lambda_s) R_i^{(k)}(\lambda_s)} \quad (2.3)$$

Ο συντελεστής " β " ονομάζεται "βαθμός επίβλεψης" ή "βαθμός εμπιστοσύνης" (degree of supervision) και μεταβάλλει το βάρος που έχει η αρχική κατάσταση ταξινόμησης στα τελικά αποτελέσματα. Με άλλα λόγια ο συντελεστής αυτός εκφράζει την εμπιστοσύνη του χρήστη στην αρχική ταξινόμηση.

Τα θέματα σύγκλισης του μοντέλου απασχόλησαν πολύ την διεθνή επιστημονική κοινότητα. Στην εργασία των Zucker S.W. et al. (1978b), δίνονται οι πρώτες μαθηματικές προσεγγίσεις στην απόδειξη της σύγκλισης του μοντέλου. Σύμφωνα με την μελέτη αυτή το μοντέλο υπακούει σε δύο διαφορετικές καταστάσεις σύγκλισης. Στην πρώτη καταλήγει σε μια απόλυτα ορθή ταξινόμηση, κατά την οποία στο αντικείμενο αποδίδεται μια και μόνη ταυτότητα με βεβαιότητα 100%. Στην δεύτερη περίπτωση, η αρχική αβεβαιότητα ταξινόμησης μειώνεται και φθάνει σε ένα οριακό σημείο, το οποίο δεν είναι δυνατόν να ξεπεραστεί. Εδώ ο τανυστής R , που εκφράζει την επιρροή των γειτονικών αντικειμένων στην ταξινόμηση, παίρνει μια σταθερή τιμή που δεν μεταβάλλεται με τον αριθμό των επαναλήψεων. Δηλαδή το γειτονικό περιβάλλον, δεν μπορεί να συνεισφέρει παραπέρα στην βελτίωση

της ταξινόμησης. Η πλήρης μαθηματική απόδειξη της σύγκλισης της μεθόδου και των ορίων της περιγράφεται στην εργασία των Faugeras O.D. et al. (1981). Σε αυτήν ορίζονται κατ' αρχήν με μαθηματικό τρόπο οι έννοιες "συμβατότητα" και "αβεβαιότητα" στην ταξινόμηση των αντικειμένων. Η συμβατότητα ορίζεται ως η διαφορά των διανυσμάτων P και Q και η αβεβαιότητα εκφράζεται με όρους εντροπίας. Στη βάση των δυο αυτών μεγεθών οι συγγραφείς ορίζουν ένα γραμμικό μοντέλο "συμβατότητας-αβεβαιότητας" και στη συνέχεια κάνοντας χρήση της "projected gradient" τεχνικής (Luenberger D.G. 1969), βρίσκουν το σημείο που το μέγεθός του ελαχιστοποιείται. Αποδεικνύεται ότι το μοντέλο συγκλίνει σε ένα διάνυσμα P, το οποίο βρίσκεται στη γειτονιά του αντίστοιχου διανύσματος αρχικής ταξινόμησης και εξαρτάται αμέσως από αυτό.

2.2 Βοηθητικά δεδομένα εισόδου και η συμβολή τους σε φάση μετα-ταξινόμησης

Πειραματικές εφαρμογές (Kontoes C.C. et al., 1990) έχουν δείξει ότι, η πρώτη ταξινόμηση δορυφορικών δεδομένων SPOT-XS μιας ημερομηνίας, με την εφαρμογή μιας παραμετρικής συνάρτησης ταξινόμησης, χαρακτηρίζεται από μικρή στατιστική ακρίβεια. Κατά συνέπεια η εισαγωγή της πληροφορίας αυτής στις σχ. (2.2) και (2.3) δεν είναι καμμίας πρακτικής σημασίας και το ενδεχόμενο να οδηγηθεί η τελική ταξινόμηση σε στάδιο μεγαλύτερης σύγχυσης είναι πολύ πιθανό. Στη βάση των παρατηρήσεων αυτών, αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθούν βοηθητικά δεδομένα στη επίβλεψη του αλγορίθμου, τα οποία ενισχύουν ή μειώνουν κατά περίπτωση τη σημασία της ταξινόμησης που έχει προκύψει από προηγούμενη επανάληψη, με τελικό σκοπό την αύξηση της συμβατότητας ανάμεσα στις γειτονικές κατηγορίες. Δεδομένου ότι η συμβατότητα αυτή εκφράζεται διά μέσου των πιθανοτήτων υπό συνθήκη $P_{ij}(\lambda_r | \lambda_s)$, θεωρούμε ότι η συμβολή των δεδομένων αυτών οφελεί να αυξάνει ή να μειώνει αντίστοιχα το μέγεθος της εκτίμησης της πιθανότητας αυτής. Έτσι το μέγεθος του χωρικού τανυστή R θα αυξάνει για τις κατηγορίες εκείνες οι οποίες σύμφωνα με τα βοηθητικά δεδομένα είναι πιθανότερο να συνυπάρχουν στο εσωτερικό του γεωμετρικού παράθυρου των τεσσάρων πλησιέστερων pixels και θα μειώνεται στην αντίθετη περίπτωση.

Σε πρώτη φάση των εργασιών μας απασχόλησε η επιλογή των βοηθητικών δεδομένων. Αυτή υπαγορεύτηκε από τις συγκεκριμένες ανάγκες οι οποίες αναδεικνύονται μέσα από τις ειδικές απαιτήσεις των προγραμμάτων εφαρμογής. Σύμφωνα με όσα αναφέρθηκαν παραπάνω, τα βοηθητικά δεδομένα αμέσως ή εμέσως πρέπει να συνεπάγονται την εμφάνιση μιας κατηγορίας ταξινόμησης ή ενός συνόλου κατηγοριών οι οποίες στο εξής θα ονομάζονται "υπερ-κατηγορίες". Έτσι αποφασίστηκε ότι μέρος των βοηθητικών δεδομένων πρέπει να είναι χάρτες της περιοχής μελέτης λεπτομερείς ή γενικευμένοι, της ίδιας κλίμακας με τον χάρτη αρχικής ταξινόμησης, οι οποίοι ψηφιοποιημένοι παίρνουν μέρος στην επίβλεψη της ταξινόμησης. Οι απαιτήσεις των προγραμμάτων εφαρμογής για ταχείς εκτιμήσεις και η δυσκολία που παρουσιάζει η ανεύρεση βοηθητικών δεδομένων σε μικρό χρονικό διάστημα, οδήγησε στην απόφαση να χρησιμοποιηθεί πάλι η δορυφορική εικόνα για την παραγωγή επιπρόσθετης πληροφορίας. Ειδική σημασία δόθηκε στην παραγωγή γενικευμένων θεματικών χαρτών οι οποίοι προκύπτουν από ταξινομήσεις μετρήσεων υφής σε υπερ-κατηγορίες. Στις περιπτώσεις όπου οι απαιτήσεις για ακρίβεια θεματικών πληροφοριών ξεπερνούν τις δυνατότητες που προσφέρει η ταξινόμηση των παραμέτρων υφής, χρησιμοποιείται μια γενικευμένη ταξινόμηση των ραδιομετρικών μεγεθών της εικόνας. Η τελευταία σε σύγκριση με την αρχική ταξινόμηση, χαρακτηρίζεται πάντα από μεγαλύτερη στατιστική ακρίβεια και επομένως θεωρείται, ότι είναι δυνατόν να καθοδηγήσει τον αλγόριθμο μεταταξινόμησης σε επίπεδα ακρίβειας, που κυμαίνονται μεταξύ των ορίων ακρίβειας της πρώτης ταξινόμησης και της γενικευμένης.

Η γενικευμένη ταξινόμηση εισάγει ένα σύνολο υπερ-κατηγοριών στον χώρο των υποθέσεων, που απεικονίζονται σε ανώτερο επίπεδο ιεραρχίας του δένδρου ταξινόμησης του σχήματος 1. Η λεπτομερής ταξινόμηση εισάγει στην μελέτη τις κατηγορίες του τελευταίου επιπέδου της ιεραρχίας ταξινόμησης.

Ο χάρτης γενικευμένης ταξινόμησης καθώς και ο αντίστοιχος της λεπτομερούς, εισάγουν δύο διαφορετικές εκτιμήσεις για κάθε ένα από τα μεγέθη $P_i(\lambda_r)$ και $P_j(\lambda_s)$. Έτσι η πιθανότητα υπό συνθήκη $P_{ij}(\lambda_r | \lambda_s)$ θεωρούμενη ως συνάρτηση του γινομένου των τεσσάρων αυτών μεγεθών πιθανότητας ταξινόμησης, καθώς και του συντελεστή εμπιστοσύνης στα δεδομένα "β", περιλαμβάνει την επιρροή των βοηθητικών δεδομένων (βλ. γενικευμένη ταξινόμηση) σε φάση μετα-ταξινόμησης. Συγκεκριμένα, εάν η αρχική ταξινόμηση του pixel ενδιαφέροντος "i" συμφωνεί με την γενικευμένη ταξινόμησή του, τότε αύξηση του βαθμού εμπιστοσύνης στα βοηθητικά δεδομένα συνεπάγεται την ενίσχυση του ενδεχόμενου

ταξινόμησης του pixel σε φάση μετα-ταξινόμησης. Σε αντίθετη περίπτωση, οποιαδήποτε αύξηση του βαθμού εμπιστοσύνης "β", συνεπάγεται την μείωση του ενδεχόμενου ταξινόμησης του pixel σε φάση μεταταξινόμησης (Κοντοές X, 1992).

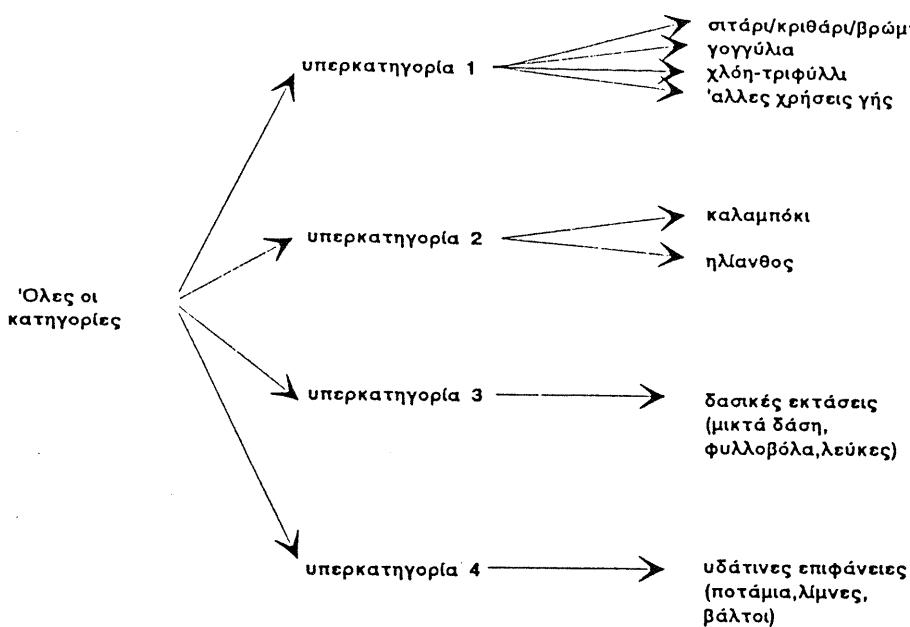
Στο σχήμα 2 φαίνεται η βάση των δεδομένων που χρησιμοποιεί το μοντέλο Supervised Relaxation, καθώς και το γεωμετρικό παράθυρο των τεσσάρων πλησιέστερων pixels, που αποτελεί το περιβάλλον του pixel σε φάση μετα-ταξινόμησης. Επίσης οι χάρτες αρχικής και γενικευμένης ταξινόμησης είναι αποτέλεσμα μιας σειράς εργασιών που συνήθως ακολουθούνται στο πλαίσιο προγραμμάτων εφαρμογής Τηλεπισκόπησης και παρουσιάζονται περιγραφικά στο διάγραμμα του σχήματος 3. Τέλος το παράδειγμα δένδρου ταξινόμησης του σχήματος 1, αντιστοιχεί σε πειράματα ταξινόμησης της περιοχής Loir et Cher της κεντρικής Γαλλίας τα οποία έχουν πραγματοποιηθεί στο πλαίσιο της έρευνας αυτής και περιγράφονται με μεγαλύτερη λεπτομέρεια στην συνέχεια.

2.3 Εφαρμογή του μοντέλου Supervised Relaxation

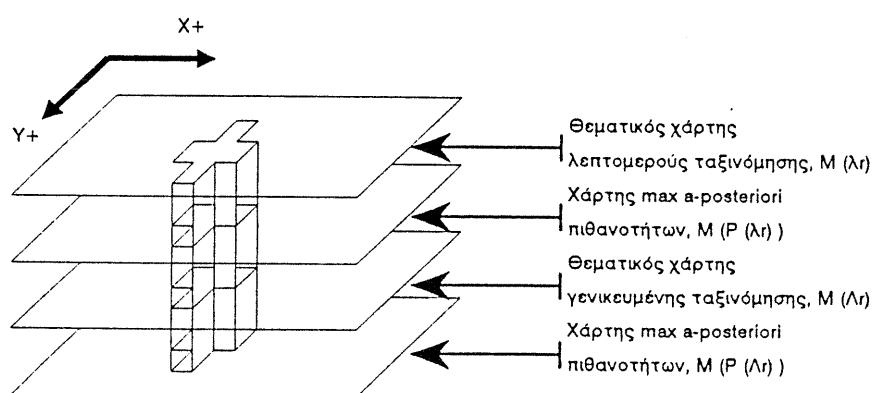
Η εφαρμογή των μεθόδων "Supervised Relaxation" καθώς και του "Εμπείρου Συστήματος" που περιγράφεται στην επόμενη ενότητα, πραγματοποιήθηκε στο εσωτερικό δυο τμημάτων της περιοχής μελέτης, που παρουσιάζουν απόλυτα διαφορετικές χρήσεις γης. Το πρώτο βρίσκεται NA της πόλης Blois και συγκεκριμένα στο διαμέρισμα που φέρει το όνομα Cour Cheverny και έχει έκταση 9158.24 Ha. Απεικονίζεται σε τμήμα της τηλεπισκοπικής απεικόνισης SPOT XS 039/254 με διαστάσεις 476x481 pixels. Στο εσωτερικό του τμήματος αυτού δεν παρατηρείται έντονη αγροτική δραστηριότητα. Το μεγαλύτερο μέρος της επιφάνειας καλύπτεται από δασικές εκτάσεις και υδάτινες επιφάνειες και χρησιμοποιείται κυρίως ως τόπος κυνηγιού και αναψυχής των κατοίκων. Το σχήμα ταξινόμησης που χρησιμοποιείται στην περιοχή διαφέρει ελάχιστα από αυτό του σχήματος 1, δεδομένου ότι απαντώνται κυρίως κατηγορίες φυσικής βλάστησης παρά αγροτικές. Η δεύτερη περιοχή μελέτης βρίσκεται ανατολικά της πόλης Blois, φέρει το όνομα Herbault και έχει έκταση 28068.04 Ha. Η περιοχή αυτή απεικονίζεται σε τμήμα της τηλεπισκοπικής απεικόνισης SPOT XS 039/254, είναι διατάσεων 1001x701 pixels και αντιστοιχεί σε ένα ολόκληρο φύλλο χάρτη κλίμακας 1:25000. Το πάνω μισό της περιοχής, παρουσιάζει έντονη αγροτική δραστηριότητα, που αφορά κυρίως την παραγωγή δημητριακών, ηλιανθου και τριφυλλιού. Το υπόλοιπο μισό της περιοχής καλύπτεται από εκτάσεις φυσικής βλάστησης, δασών και υδάτινων επιφανειών. Το σχήμα ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκε στην περιοχή, έχει την ιεραρχία δένδρου του σχήματος 1. Η συνολική ακρίβεια αρχικής ταξινόμησης για τις δύο περιοχές μελέτης είναι 71.29% και 64.46% αντίστοιχα.

Το επαναληπτικό μοντέλο Supervised Relaxation χρησιμοποιήθηκε για την μεταταξινόμηση των περιοχών Cour Cheverny και Herbault. Τα δεδομένα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν και στα δύο πειράματα, αποτελούνται από τους δύο χάρτες ταξινόμησης (λεπτομερής και γενικευμένη) της περιοχής μελέτης καθώς και τα δύο επίπεδα a-posteriori πιθανοτήτων που συνοδεύουν τις ταξινομήσεις αυτές. Μελετήθηκε ο τρόπος με τον οποίο μεταβάλλεται η ακρίβεια της ταξινόμησης σε συνάρτηση με τον αριθμό επανάληψης και το βαθμό επίβλεψης "β". Η ανάλυση αυτή οδήγησε στα παρακάτω συμπεράσματα:

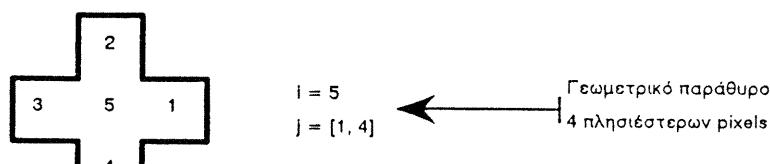
- α) Στα πρώτα στάδια εφαρμογής του μοντέλου, η ακρίβεια της ταξινόμησης αυξάνεται με τον αριθμό επανάληψης. Έτσι η καμπύλη μεταβολής της ακρίβειας φθάνει ένα ανώτατο όριο και ή διατηρείται σε τιμές που είναι κοντά στο όριο αυτό, ή στρέφεται προς χαμηλότερες τιμές. Δηλαδή σε συστηματικής βελτίωσης της ακρίβειας τους, σε μια φάση στην οποία η εικόνα ταξινόμησης παραμένει αναλοίωτη και ενδεχομένως στην συνέχεια σε φάση μείωσης της ακρίβειας τους. Το φαινόμενο της διατήρησης της ακρίβειας γύρω από ένα ανώτατο όριο, θεωρείται φυσικό αποτέλεσμα της συμπεριφοράς του κανόνα μεταβολής του Zucker (Zucker S.W. et al. 1978b), που περιέχεται στο μοντέλο "Supervised Relaxation". Όπως αναφέρεται στην ενότητα 2.1, ο κανόνας αυτός συγκλίνει θεωρητικά σε ένα οριακό διάνυσμα a-posteriori πιθανοτήτων $P = [P_i(\lambda_1), P_i(\lambda_2), \dots, P_i(\lambda_m)]$, που διατηρεί σταθερή τιμή ανεξάρτητα από τον αριθμό επανάληψης. Ωστόσο η εμπειρική εφαρμογή του κανόνα έδειξε ότι, υπάρχουν ακόμη pixels, των οποίων τα διανύσματα a-posteriori πιθανοτήτων δεν έχουν λάβει οριακή τιμή. Όπως δε φαίνεται από τα αποτελέσματα της έρευνας, τα pixels αυτά βρίσκονται πολύ κοντά στα



Σχήμα 1. Σχήμα ταξινόμησης που χρησιμοποιείται στην περιοχή Herbault της επαρχίας Loir et Cher.
Fig 1. Classification scheme used in the Herbault region of the Loir et Cher department.



(a)

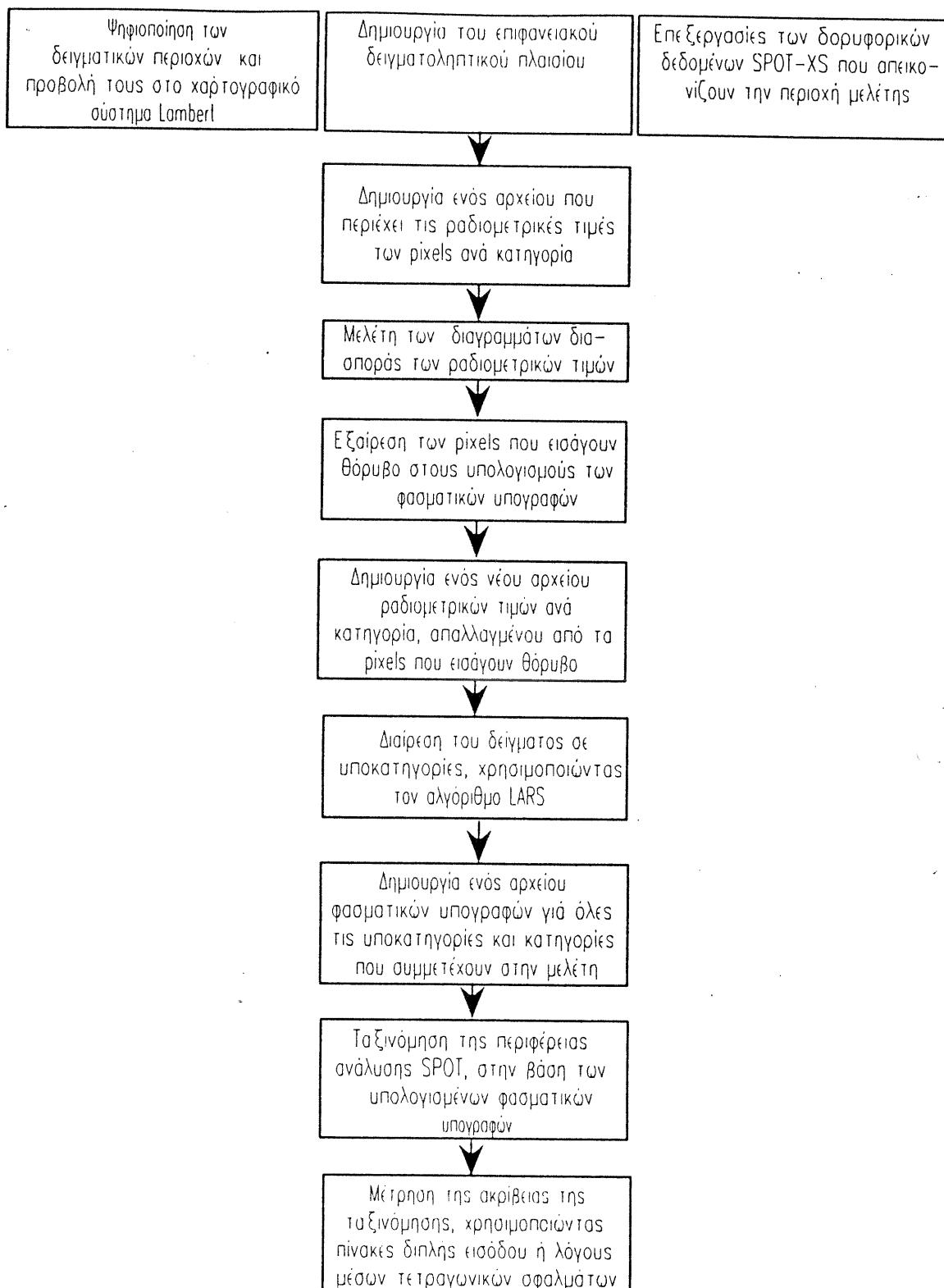


(β)

Σχήμα 2.(α) Βάση δεδομένων εισόδου που χειρίζεται το μοντέλο επιβλεπομένων χωρικών συσχετίσεων.

(β) Γεωμετρικό παράθυρο 4 πλησιέστερων pixels.

Fig. 2(a) Input data base used by the Supervised Relaxation Algorithm.
(b) Geometric context of the 4 nearest neighbour pixels.



Σχήμα 3.
Fig 3.

Στάδια των εργασιών που ακολουθούνται στην ταξινόμηση των δεδομένων SPOT XS.
Flow diagram of the works applied for the classification of SPOT-XS data.

φυσικά όρια των κατηγοριών ταξινόμησης. Επομένως η ταυτότητά τους επιδέχεται ακόμη μεταβολές. Έτσι η παραπέρα εφαρμογή του μοντέλου "Supervised Relaxation", ενδέχεται να αλλάξει την ταυτότητα μερικών από τα pixels των ορίων, αποδύοντάς τους αυτή του αμέσως γειτονικού τους αντικειμένου. Η μεταφορά ταυτοτήτων σε γειτονικά pixels, έχει σαν αποτέλεσμα την εξάπλωση των αντικειμένων στο επίπεδο του χάρτη ταξινόμησης και κατ' επέκταση τη μείωση τόσο της θεματικής δύο και της στατιστικής ακρίβειάς του. Τα σχήματα 5 και 6, παρουσιάζουν την καμπύλη μεταβολής της ακρίβειας ταξινόμησης σε συνάρτηση με τον αριθμό της επανάληψης. Αυτά αντιστοιχούν στις δύο περιοχές μελέτης Cour Cheverny και Herbault. Η μελέτη των σχημάτων αυτών δείχνει ότι το φαινόμενο της μείωσης της ακρίβειας παρατηρήθηκε και στις δύο περιπτώσεις πειραμάτων. Επομένως ο χρήστης πρέπει να ελέγχει το αποτέλεσμα της νέας ταξινόμησης μετά από κάθε επανάληψη. Ανάλογα δε με το αν η ακρίβειά της συνεχίζει να μεγαλώνει ή έχει αρχίσει να μειώνεται, αποφασίζει για την παραπέρα εφαρμογή του μοντέλου ή το τέλος της διαδικασίας μεταταξινόμησης.

β) Η επιλογή του βαθμού επίβλεψης "β" απαιτεί ιδιάτερη προσοχή, αφού μεταβάλλει σημαντικά τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Όπως φαίνεται στο σχήμα 5, η χρήση συντελεστών "β" μεγαλύτερου μεγέθους, οδηγεί σε ακριβέστερες λύσεις ταξινόμησης, ενώ ο απαιτούμενος αριθμός επαναλήψεων για τη μεγιστοπόίηση της ακρίβειας, μειώνεται σημαντικά.

Ο ρόλος που παίζει το μοντέλο "Supervised Relaxation", στη διόρθωση ταξινομήσεων που παρουσιάζουν θεματικές και στατιστικές ανακρίβειες μπορεί να περιγραφεί όπως παρακάτω: Το μοντέλο αυτό,

β.1) απαλάσσει το χάρτη ταξινόμησης από τον θόρυβο ο οποίος οφείλεται σε μεμονωμένα pixels, στα οποία έχει αποδοθεί λάθος ταυτότητα και είναι διεσπαρμένα στο εσωτερικό ομοιόμορφων ζωνών ή αγροτοτεμαχίων,

β.2) τείνει να συμπληρώσει τα τμήματα και φυσικά όρια των αντικειμένων, τα οποία λανθασμένα έχουν αποδοθεί ελλειπή,

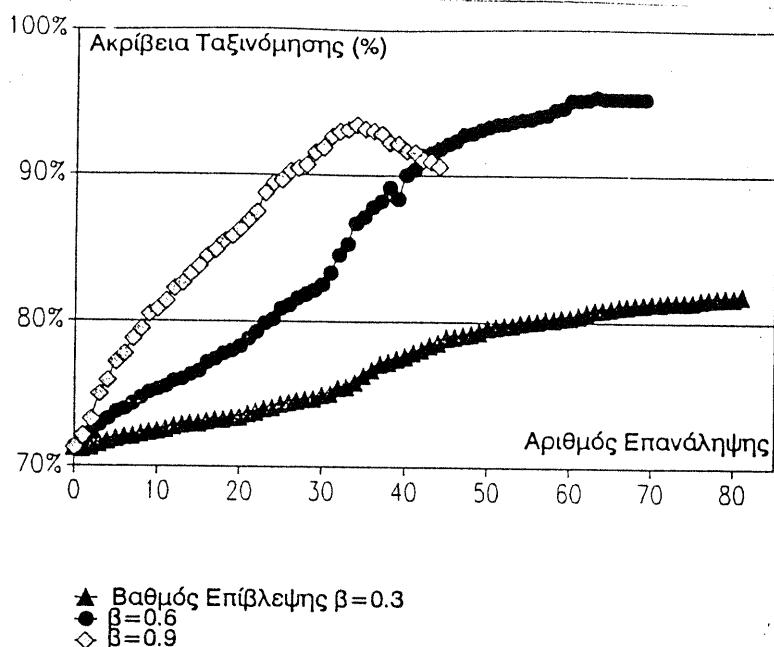
β.3) τείνει να εξαλείψει αντικείμενά τα οποία έχουν ταξινομηθεί στο εσωτερικό ομοιόμορφων ζωνών, ενώ δεν υπάρχουν στην πραγματικότητα.

3. Γενικές αρχές της θεωρίας των ενδείξεων Dempster & Shafer. Η εφαρμογή της σε περιβάλον Έμπειρου Συστήματος

Η μέθοδος που περιγράφηκε στην ενότητα 2, περιλαμβάνει ένα μοντέλο αποφάσεων που βασίζεται στη στατιστική θεωρία του Bayes. Κατά συνέπεια, μόνο συμπληρωματικά μεγέθη ένδειξης είναι δυνατόν να αποτελέσουν αντικείμενο μελέτης. Έτσι το υπόλοιπο μιας θετικής ποσότητας ένδειξης που έχει αποδοθεί σε κάποια κατηγορία, αντιμετωπίζεται ως ένδειξη σταλμένη στο συμπληρωματικό της υποσύνολο κατηγοριών. Ωστόσο αυτό δεν είναι πάντοτε αληθές και υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες ο χρήστης θα προτιμούσε να δηλώσει άγνοια σε σχέση με τον τελικό προορισμό του υπόλοιπου ποσού ένδειξης. Επίσης το τελικό αποτέλεσμα της ταξινόμησης αφορά πάντα σε μια μοναδική κατηγορία από το σύνολο των ανταγωνιστικών κατηγοριών, ακόμη και όταν το σύνολο τιμών των a-posteriori πιθανοτήτων χαρακτηρίζεται από μεγάλη σχετικά εντροπία. Για τους λόγους αυτούς αποφασίστηκε να εξεταστεί η δυνατότητα χρήσης ενός σχετικά νέου μοντέλου, το οποίο ξεπερνά τους παραπάνω περιορισμούς της θεωρίας Bayes και δεν έχει δοκιμαστεί ευρέως σε μελέτες Τηλεπισκόπησης. Το μοντέλο αυτό βασίζεται στη θεωρία των ενδείξεων Dempster-Shafer και περιγράφεται στη συνέχεια. Παρουσιάζονται ειδικότερα τα κεντρικά σημεία της θεωρίας των ενδείξεων Dempster-Shafer και δίνεται η προσέγγιση που προτείνουν οι Gordon J. & Shortliffe E.H. στη θεωρία αυτή.

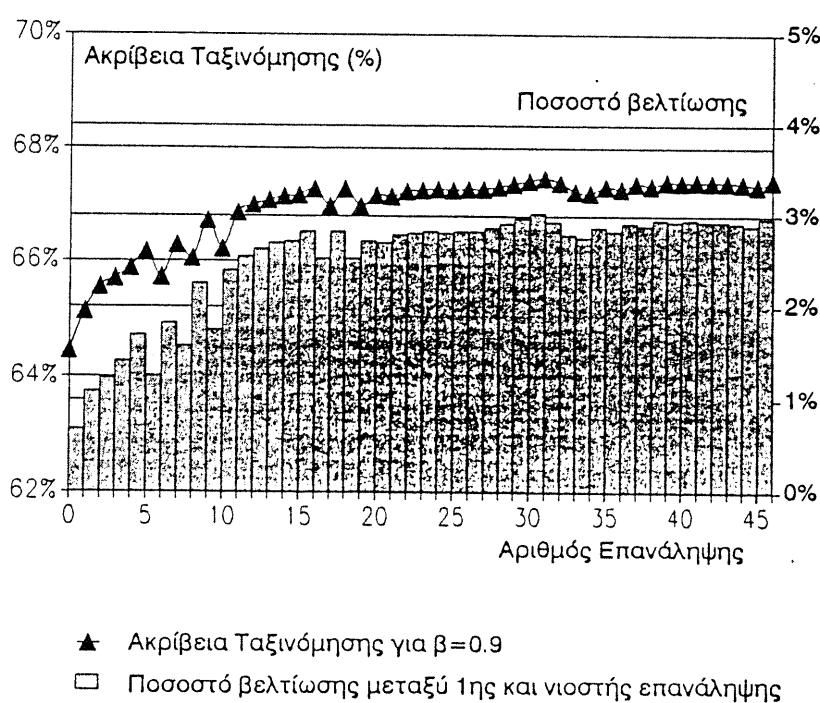
'Όπως και στην περίπτωση της επαναληπτικής χωρικής ταξινόμησης, θεωρούμε ότι ο χώρος των υποθέσεων αποτελείται από ένα σύνολο αμοιβαία εξαιρουμένων γεγονότων ταξινόμησης. Ο χώρος αυτός καλείται "πλαίσιο αναφοράς" και στο εξής θα συμβολίζεται με το γράμμα "Θ". Η διάστασή του, θεωρουμένων όλων των δυνατών υποσυνόλων αυτού, είναι (ση με 2^{Θ}).

α) Συναρτήσεις bpa (basic probability assignment). Αναφέρθηκε προηγουμένως ότι η θεωρία Dempster-Shafer χειρίζεται πολλαπλά μεγέθη ένδειξης που αντιστοιχίζονται σε μια ή περισσότερες υποθέσεις του χώρου 2^{Θ} . Οι ενδείξεις αυτές είναι θετικές ποσότητες, των οποίων η τιμή περιορίζεται στο κλειστό διάστημα [0, 1] και εκφράζουν το βαθμό στον οποίο επιβεβαιώνεται το ενδεχόμενο αλήθειας των υποθέσεων αυτών. Στην περίπτωση που κάποιο από τα μεγέθη ένδειξης εναντιώνεται σε



Σχήμα 5. Μεταβολή της ακρίβειας της ταξινόμησης συναρτήσει του αριθμού επανάληψης και του βαθμού επίβλεψης "β". Η ταξινόμηση αφορά δεδομένα της περιοχής Cour Cheverny.

Fig. 5. Evolution of the classification accuracy as a function of the iteration number and the degree of supervision "b". The classification refers to the Cour Cheverny region.



Σχήμα 6. Μεταβολή της ακρίβειας της ταξινόμησης συναρτήσει του αριθμού επανάληψης. Βαθμός επίβλεψης = 0.9. Η ταξινόμηση αφορά δεδομένα της περιοχής Herbault.

Fig. 6. Evolution of the classification accuracy as a function of the iteration number. Degree of supervision "b"=0.9. The classification refers to the Herbault region.

μια υπόθεση X , τότε η αρνητική αυτή ένδειξη αποδίδεται με θετικό πρόσημο στο συμπληρωματικό σύνολο της υπόθεσης X , X^c . Στη βάση των παρατηρήσεων αυτών και σύμφωνα με όσα αναφέρονται προηγουμένως σχετικά με τη δυνατότητα εισαγωγής πολλαπλών μεγεθών ένδειξης χρησιμοποιώντας βιοηθητικά δεδομένα, αναμένεται ότι σε κάθε μια από τις υποθέσεις του εκτεταμένου χώρου 2^{Θ} , θα αντιστοιχεί ένα σύνολο από θετικές ποσότητες του κλειστού διαστήματος $[0,1]$. Εάν συμβολίσουμε το σύνολο αυτό με $[S_1, S_2, \dots, S_n]$, τότε σύμφωνα με τη θεωρία Dempster-Shafer, η συνάρτηση δ αντιστοιχίζει σε κάθε υπόθεση του χώρου 2^{Θ} , ένα κομμάτι ένδειξης το οποίο προέρχεται από κάθε ένα από τα μεγέθη S_1, S_2, \dots, S_n ξεχωριστά. Το αποτέλεσμα της συνάρτησης δ για την υπόθεση X , συμβολίζεται με $m(X)$ και εκφράζει τον συνολικό βαθμό υποστήριξης του ενδεχόμενου αυτού. Εξ ορισμού το σύνολο των ποσοτήτων $m(X)$ πρέπει να υπακούει στους δύο παρακάτω περιορισμούς:

$$\sum_{X \in 2^{\Theta}} m(X) = 1 \quad (3.1\alpha) \quad \text{και} \quad m(X) = 0 \quad (3.1\beta) \quad \forall X = \emptyset$$

$X \neq \emptyset$

Βασικό στοιχείο διαφοροποίησης της θεωρίας Dempster-Shafer από τα ευρέως χρησιμοποιούμενα μοντέλα αποφάσεων, αποτελεί το γεγονός ότι το υπόλοιπο ένδειξης $1-m(A)$ δεν αντιστοιχίζεται στο συμπληρωματικό υποσύνολο υποθέσεων, όπως θα απαιτούσε για παράδειγμα η στατιστική θεωρία Bayes, αλλά σε ολόκληρο το πλαίσιο αναφοράς "Θ", εκφράζοντας έτσι άγνοια σε σχέση με το ποια επιμέρους υπόθεση θα έπρεπε να αναλάβει την ποσότητα της θετικής αυτής ένδειξης. Το υπόλοιπο ένδειξης ονομάζεται "άκυρη συνεισφορά" (null contribution) και συμβολίζεται με $m(\emptyset)$. Τα μεγέθη μη συμπλήρωματικής ένδειξης τα οποία εισάγονται με αυτόν τον τρόπο, αποτελούν το μέσο που επιτρέπει τη μαθηματική έκφραση της έννοιας της αβεβαιότητας.

β) Συναρτήσεις Εμπιστοσύνης (Belief Functions). Η ανάγκη παραγωγής των συναρτήσεων αυτών προκύπτει από τη λογική παρατήρηση ότι, κάθε θετική ποσότητα ένδειξης $m(X)$, υποστηρίζει μεν αμέσως την υπόθεση X , αλλά εμμέσως κάθε υποσύνολο του χώρου Θ που περιέχει την υπόθεση X . Στη βάση της παρατήρησης αυτής, η θεωρία Dempster-Shafer εισάγει μια νέα συνάρτηση για τον παραπέρα υπολογισμό του συνολικού βαθμού εμπιστοσύνης που αποδίδεται στην υπόθεση X , η οποία θεωρεί όχι μόνο την ποσότητα $m(X)$ αλλά και όλες τις ποσότητες $m(Z)$ που αφορούν υποσύνολα Z του συνόλου X . Οι συναρτήσεις αυτές ονομάζονται συναρτήσεις εμπιστοσύνης, συμβολίζονται με $Bel(X)$ και δίνονται από τη σχέση:

$$Bel(X) = m(X) + \sum_{Z \subset X} m(Z) \quad (3.2)$$

Από την σχ. (3.2) προκύπτει ότι για τις περιπτώσεις των μεμονωμένων υποθέσεων οι συναρτήσεις εμπιστοσύνης $Bel(X)$, συμπίπτουν με τις συναρτήσεις δ που αποδίδουν τις τιμές $m(A)$, $m(B)$, $m(\Gamma)$, και $m(\Delta)$ αντίστοιχα στις μεμονωμένες υποθέσεις. Επίσης η ποσότητα $Bel(\emptyset)$ ισούται με 1, αφού εξ' ορισμού το άθροισμα των ποσοτήτων $m(X)$ που αφορούν σε όλα τα υποσύνολα του χώρου 2^{Θ} , είναι ίσο με τη μονάδα (βλ. σχ. 3.1α).

γ) Σύνθεση συναρτήσεων εμπιστοσύνης. Η θεωρία Dempster-Shafer προσφέρει το εργαλείο για τη σύνθεση δύο ή περισσότερων δ , με σκοπό τον υπολογισμό ενός νέου μεγέθους δ για την υπόθεση X . Το νέο μέγεθος δ είναι συνάρτηση των μεγεθών ένδειξης τα οποία έχουν αποδοθεί σε διάφορες υποθέσεις του χώρου 2^{Θ} οι οποίες σχετίζονται με την υπόθεση X με τον τρόπο που περιγράφεται στη συνέχεια. Το εργαλείο αυτό ονομάζεται κανόνας σύνθεσης Dempster ή όρθιγωνικός κανόνας Dempster. Σύμφωνα με τον κανόνα αυτό, η νέα ποσότητα δ η οποία αντιστοιχίζεται σε κάποιο υποσύνολο X του Θ , ως το αποτέλεσμα της σύνθεσης δυο αρχικών δ , m_1 και m_2 , συμβολίζεται με $m_1 \oplus m_2(X)$ και υπολογίζεται από τη σχέση:

$$m_1 \oplus m_2(X) = K^{-1} \sum_{Y \cap Z = X} m_1(Y)m_2(Z) \quad (3.3)$$

$Y \cap Z = X$

Η χρήση του συντελεστή κανονικοποίησης K αποβλέπει στην εξασφάλιση της ισχύος των σχ. (3.1α) και (3.1β) και επομένως δίνεται από τη σχέση:

$$K = 1 - \sum_{Y \cap Z \in \Theta} m_1(Y)m_2(Z) \quad (3.4)$$

$$Y \cap Z = \emptyset$$

Η σύνθεση των δύο όπως περιγράφεται από τη σχέση 3.3 είναι ένα καινούργιο σύνολο τιμών δύο που ικανοποιεί τις συνθήκες των σχ. (3.1α) και (3.1β).

Ο ορθογωνικός κανόνας Dempster ο οποίος περιγράφεται στη σχ. (3.3), αφορά στη σύνθεση ενός ζεύγους δύο (μ₁, μ₂), οι οποίες έχουν αποδοθεί στις υποθέσεις Y και Z του χώρου 2^θ και των οποίων η τομή δίνει την υπόθεση X. Ωστόσο, επειδή στο χώρο 2^θ υπάρχουν και οι μή μηδενικές *άκυρες συνεισφορές μ₁(Θ) και μ₂(Θ), η σύνθεση των δύο δύο θα αντιστοιχίσει κάποιο κομμάτι ένδειξης και στα σύνολα εκείνα τα οποία λαμβάνονται ως το αποτέλεσμα των τομών Z ∩ Θ και Y ∩ Θ. Κατά συνέπεια, μετά από κάθε σύνθεση δύο περισσότερες υποθέσεις του χώρου 2^θ έχουν μή μηδενικές τιμής. Έτσι σε επόμενη επανάληψη του ορθογωνικού κανόνα Dempster, που προκύπτει από την θεώρηση ενός τρίτου μεγέθους δύο, μ₃(X), ένας μεγαλύτερος και συστηματικά αυξανόμενος αριθμός συνόλων Y, Z, παίρνει μέρος στους υπολογισμούς. Μια προσεκτική θεώρηση του τρόπου λειτουργίας του κανόνα Dempster οδηγεί στο συμπέρασμα ότι ο αριθμός των υποθέσεων στις οποίες έχουν αποδοθεί μη μηδενικές τιμές μετά από τη σύνθεση του η-ιστού μεγέθους δύο, ισούται με 2ⁿ. Μέσα στο σύνολο 2ⁿ μια υπόθεση μπορεί να εμφανίζεται περισσότερες φορές. Η επαναληπτική εφαρμογή του κανόνα Dempster περιγράφεται από τη σχέση:

$$m_1 \oplus m_2 \oplus m_3(X) = (m_1 \oplus m_2) \oplus m_3(X) \quad (3.5)$$

Στη βάση των σύνθετων μεγεθών δύο των σχ. (3.3), (3.4) και (3.5), υπολογίζονται οι σύνθετες συναρτήσεις εμπιστοσύνης Bel₁ ⊕ Bel₂(X). Έτσι κατ' αντιστοιχία με τη σχ. (3.2) έχουμε:

$$Bel_1 \oplus Bel_2(X) = m_1 \oplus m_2(X) + \sum_{Z \subset X} m_1 \oplus m_2(Z) \quad (3.6)$$

δ) Διαστήματα εμπιστοσύνης. Στην περιγραφή των συναρτήσεων εμπιστοσύνης, αναφέρθηκε ότι,

$$Bel(\Theta) = 1 \quad (3.7)$$

Εάν Bel(X) συμβολίζει το αποτέλεσμα των σχ. (3.2) ή (3.6), το οποίο αντιστοιχεί στο μέγεθος εμπιστοσύνης που αποδίδεται στην υπόθεση X και Bel(X^c)^{*} συμβολίζει την αντίστοιχη ποσότητα ένδειξης που εναντιώνεται στην υπόθεση X, τότε σύμφωνα με τη σχ. (3.7), έχουμε ότι:

$$Bel(X) + Bel(X^c) \leq 1 \quad (3.8)$$

Αυτό συμβαίνει διότι τα δύο σύνολα X και X^c είναι ξένα μεταξύ τους και επομένως υπάρχουν υποσύνολά τους Z, τα οποία είναι επίσης ξένα μεταξύ τους. Έτσι η εφαρμογή της σχ. (3.2) για τις υποθέσεις X και X^c δεν θεωρεί όλοκληρο τον χώρο των υποθέσεων Θ, όπως θέλει η σχ. (3.7), με αποτέλεσμα να προκύπτει η ανισότητα της σχ. (3.8). Ανάλογη συσχέτιση μεγεθών εμπιστοσύνης με αυτήν που εισάγει η σχ. (3.8) δεν συναντάται στη στατιστική θεωρία του Bayes, η οποία όπως ήδη έχουμε αναφέρει χειρίζεται μόνο μεγέθη συμπληρωματικής ένδειξης και επομένως το σημείο της ανισότητας στην σχ. (3.8) αντικαθίσταται από αυτό της ισότητας. Η ανισότητα αυτή είναι μεγάλης σπουδαιότητας, αφού εισάγει μια μαθηματική έκφραση της αβεβαιότητας η οποία περιγράφεται από το παρακάτω διάστημα τιμών,

$$[Bel(X), 1 - Bel(X^c)] \quad (3.9)$$

Έτσι, οποιαδήποτε ποσότητα ένδειξης που βρίσκεται στο παραπάνω διάστημα τιμών, παρόλο που δεν εναντιώνεται στο ενδεχόμενο X δεν μπορεί να αποδοθεί με βεβαιότητα ούτε σε αυτό, ούτε στο συμπληρωματικό σύνολο X^c. Στην περίπτωση που το εύρος αυτό τιμών αποτελεί το μέσο που οδηγεί την απόφαση σε στάδιο ταξινόμησης, θεωρείται ότι το δεξιό όριο του εκφράζει τη μεγαλύτερη ανοχή που μπορεί να δείξει ο χρήστης στο ενδεχόμενο εμφάνισης της υπόθεσης X.

Η σχ. (3.8) προσφέρει επίσης τη δυνατότητα μαθηματικής έκφρασης του μεγέθους της άγνοιας. Έτσι, η άγνοια εκφράζεται από το μέγεθος,

* Με X^c συμβολίζεται το συμπληρωματικό σύνολο του συνόλου X. Σύμφωνα με τη θεωρία Dempster-Shafer, κάθε ποσότητα ένδειξης που εναντιώνεται σε μία υπόθεση, ισοδυναμεί με ένδειξη που επιβεβαιώνει το συμπληρωματικό, της υπόθεσης αυτής, συνολο.

$$1 - \text{Bel}(X) - \text{Bel}(X^c) \quad (3.10)$$

και εκφράζει το υπόλοιπο εμπιστοσύνης, το οποίο δεν μπορεί να αντιστοιχιθεί σε καμμία από τις δυο υποθέσεις X και X^c και κατά συνέπεια αποδίδεται στο συνολικό πλαίσιο αναφοράς Θ.

3.1 Η προσέγγιση Gordon-Shoaliffe της θεωρίας των ενδείξεων

Η αυστηρή εφαρμογή της θεωρίας των ενδείξεων έχει υψηλές υπολογιστικές απαιτήσεις, οι οποίες αυξάνουν εκθετικά με τον αριθμό των ενδείξεων. Επομένως στις περιπτώσεις όπου ο δύκος των βάσεων δεδομένων και γνώσης είναι μεγάλος, η εφαρμογή του ορθογωνικού κανόνα Dempster είναι πρακτικά αδύνατη. Οι Gordon J. & Shoaliffe E.H. (1985) κατορθώνουν να ξεπεράσουν τη δυσκολία αυτή, θεωρώντας μόνο τις σημαντικές υποθέσεις του χώρου 2^{Θ} και αναπτύσσοντας τη δική τους προσέγγιση στη θεωρία Dempster-Shafer, που βρίσκει εφαρμογή σε χώρους υποθέσεων με ιεραρχία δένδρου. Όπως γίνεται φανερό υπάρχει δυσκολία στο χειρισμό μεγεθών αρνητικής ένδειξης, δεδομένου ότι δεν εμφανίζονται όλα τα συμπληρωματικά των υποθέσεων σύνολα στα οποία σύμφωνα με την θεωρία Dempster-Shafer αντιστοιχίζονται οι αρνητικές αυτές ποσότητες. Ήτοι τα αρνητικά μεγέθη εμπιστοσύνης εξετάζονται σε στάδιο διαφορετικό από αυτό της σύνθεσης των θετικών ποσοτήτων ένδειξης και με μια έννοια "αφαιρούνται" από τις τελευταίες, χρησιμοποιώντας ένα νέο κανόνα που εισάγει η προσέγγιση Gordon-Shoaliffe. Η διαχείριση θετικών και αρνητικών μεγεθών ένδειξης στο δένδρο T , ακολουθεί τα τρία παρακάτω στάδια:

α) Υπολογισμός των συναρτήσεων b_{θ} (basic probability assignment),

β) Σύνθεση θετικών μεγεθών ένδειξης,

γ) Σύνθεση αρνητικών μεγεθών ένδειξης. Στο στάδιο αυτό "αφαιρούνται" από το υπολογισμένο μέγεθος θετικής ένδειξης $m_T(X)$, μια προς μια οι αρνητικές ενδείξεις που έχουν αποδοθεί σε υποθέσεις A του χώρου T και οι οποίες είναι "μητρικές", "θυγατρικές" ή "αδελφές" υποθέσεις της υπόθεσης X . Γίνεται φανερό ότι μόνο προσέγγιση του ορθογωνικού κανόνα Dempster είναι δυνατόν να επιτευχθεί με αυτή την μέθοδο, αφού η πλήρης εφαρμογή του κανόνα θα απέδιδε μη μηδενική τιμή σε υποθέσεις οι οποίες δεν αποτελούν στοιχεία ούτε του σημαντικού χώρου μελέτης T αλλά ούτε και του συμπληρωματικού του T' . Συγκεκριμένα η προσέγγιση Gordon-Shoaliffe διακρίνει τις τρείς παρακάτω περιπτώσεις για τις οποίες η σύνθεση θετικής και αρνητικής ένδειξης είναι δυνατή:

γ.1) $X \subseteq A$

Σύμφωνα με την θεωρία, στις περιπτώσεις εκείνες όπου μεγάλη αρνητική ένδειξη αποδίδεται στον γονέα μίας υπόθεσης, αυτόματα μειώνεται και ο βαθμός εμπιστοσύνης στην υπόθεση αυτή.

γ.2) $X \cap A = \emptyset$ και $(X \cup A) \in T$

Εδώ τα δυο σύνολα X και A αποτελούν τα μοναδικά παιδιά της υπόθεσης $X \cup A$ του χώρου T . Στην περίπτωση αυτή αποδεικνύεται ότι, όταν μεγάλη ποσότητα αρνητικής ένδειξης αποδίδεται σε ένα σύνολο A , τότε μεγαλώνει ο βαθμός εμπιστοσύνης στη μοναδική "αδελφή" αυτής υπόθεση X .

γ.3) $X \supset A$ και $(X \cap A^c) \in T$

Το σύνολο A αποτελεί την μια από τις δυο μοναδικές θυγατρικές υποθέσεις του συνόλου X . Όπως στην περίπτωση (γ.1) γίνεται φανερό ότι η απόδοση μεγάλης αρνητικής ένδειξης σε μια θυγατρική υπόθεση, έχει ως αποτέλεσμα τη μείωση του μεγέθους εμπιστοσύνης που αποδίδεται στην μητρική αυτής υπόθεση.

Οποιαδήποτε άλλη συσχέτιση συνόλων X και A , που δεν ανήκει σε μια από τις περιπτώσεις γ.1, γ.2, γ.3, δεν αντιμετωπίζεται από την προσέγγιση Gordon-Shoaliffe στη σύνθεση θετικών και αρνητικών μεγεθών ένδειξης.

Από τα σύνθετα μεγέθη b_{θ} $m_T(X)$ που προκύπτουν μετά από τη θεώρηση των αρνητικών ενδείξεων, υπολογίζονται οι σύνθετες συναρτήσεις εμπιστοσύνης $\text{Bel}_T(X)$, σύμφωνα με τη σχέση:

$$\text{Bel}_T(X) = m_T(X) + \sum_{Z \in T} m_T(Z) \quad (3.11)$$

$Z \subseteq X$

3.2 Αυτοματοποιημένη συλλογή και επεξεργασία των μεγεθών ένδειξης, με τη χρησιμοποίηση καταλλήλων βάσεων γνώσης και το μοντέλο Gordon & Shortliffe

Από τα παραπάνω γίνεται φανερό ότι η χρήση ειδικής γνώσης εφοδιάζει την έρευνα με επιπρόσθετα μεγέθη a-priori πιθανοτήτων καθώς και μεγέθη θετικών ή αρνητικών ενδείξεων, που αποτελούν δεδομένα εισόδου στο μοντέλο απόφασης Dempster&Shafer. Δεδομένου ότι ο τελικός στόχος μας είναι η ανάπτυξη μιας πλήρως αυτοματοποιημένης διαδικασίας μεταταξινόμησης δορυφορικών ψηφιακών τηλεπισκοπικών απεικονίσεων, είναι σκόπιμο η γνώση αυτή να αποτελεί μέρος των βάσεων γνώσης ενός εμπείρου συστήματος, από τις οποίες θα εξάγεται αυτόματα και θα αντιπαραβάλλεται με την πληροφορία που εισάγει ο χάρτης αρχικής ταξινόμησης και οι χάρτες των βοηθητικών δεδομένων. Στην περίπτωση που θα διαπιστώνεται συμφωνία με το περιεχόμενο των προτάσεων που εισάγουν τη γνώση αυτή (κανόνες), θα αποδίδεται στο ενδεχόμενο ταξινόμησης του pixel μια ποσότητα θετικής ή αρνητικής ένδειξης (που εμφανίζεται στο τμήμα "αποτέλεσμα" του κανόνα). Τα μεγέθη αυτά ένδειξης θα αποτελέσουν στοιχεία εισόδου στο μοντέλο των Gordon-Shortliffe, το οποίο με τη σειρά του πραγματοποιεί τη σύνθεσή τους και αποδίδει τελικά στο pixel μελέτης την ταυτότητα της κατηγορίας ή υπερ-κατηγορίας εκείνης, που παρουσιάζει το μεγαλύτερο μέγεθος σύνθετης ένδειξης. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για κάθε pixel του χάρτη αρχικής ταξινόμησης και με τον τρόπο αυτό προκύπτει, μετά από μια εφαρμογή του εμπείρου συστήματος, ο χάρτης μεταταξινόμησης της περιοχής.

Η βάση γνώσης περιλαμβάνει κανόνες οι οποίοι μελετούν τη χωρική συσχέτιση των ταυτοτήτων των pixels, καθώς και παραμέτρους που αφορούν το γεωγραφικό τους περιβάλλον (υποκείμενα εδάφη, γειτνίαση με το οδικό δίκτυο της περιοχής). Οι κανόνες απόφασης που αναπτύχθηκαν, βασίζονται σε μια σειρά από δεδομένα και υποθέσεις που οδηγούν σε συγκεκριμένα αποτελέσματα. Αυτοί αποδίδουν ένα μέγεθος ένδειξης που σχετίζεται με μια από τις κατηγορίες ταξινόμησης. Ήτοι η εφαρμογή περισσότερων κανόνων από το 'Εμπειρο Σύστημα, οδηγεί στη λήψη ενός πεπερασμένου αριθμού μεγεθών ένδειξης, που αφορούν ανταγωνιστικές μεταξύ τους κατηγορίες, οι οποίες ενδεχομένως εμφανίζονται και στα δυο επίπεδα ιεραρχίας του δένδρου ταξινόμησης. Οι κανόνες απόφασης μπορούν να θεωρηθούν ως μια σειρά από απλά ή συνθετότερα και περιέχοντα το ένα το άλλο σύνολα εντολών της μορφής,

```

IF (συνθήκη.AND.συνθήκη.AND.συνθήκη ...) THEN
    απόδοση θετική/αρνητική ποσότητα ένδειξης στην κατηγορία " $\lambda_r$ "
ELSE
    IF (συνθήκη.AND.συνθήκη.AND.συνθήκη ...) THEN
        απόδοση θετική/αρνητική ποσότητα ένδειξης στην κατηγορία " $\lambda_s$ "
    ELSE {νέα ομάδα συνθηκών ?}
    ENDIF
ENDIF (κ.ο.κ.)

```

Οι συνθήκες που αναφέρονται στο υποθετικό μέρος των κανόνων, εμφανίζονται κωδικοποιημένες με τη μορφή αριθμητικών (int*2, int*4) ή λογικών (logical*1) παραμέτρων, των οποίων η τιμή προσδιορίζεται μετά από αυτοματοποιημένη ψηφιακή επεξεργασία των χαρτών πρώτης και γενικευμένης ταξινόμησης, καθώς και των θεματικών χαρτών οι οποίοι αποδίδουν γεωγραφικά χαρακτηριστικά της περιοχής, υπό την προϋπόθεση ότι οι τελευταίοι είναι διαθέσιμοι. Επομένως για κάθε pixel του χάρτη πρώτης ταξινόμησης, προηγείται ξεχωριστή επεξεργασία η οποία αποδίδει τιμές στις παραμέτρους/συνθήκες και στη συνέχεια καλείται προς εφαρμογή η βάση γνώσης, που εισάγει με τη χρήση μεγεθών ένδειξης ένα σύνολο από ενδεχόμενα ταξινόμησης για το pixel αυτό. Οι παράμετροι οι οποίες περιγράφουν την κατάσταση ταξινόμησης στο εσωτερικό ενός γεωμετρικού παράθυρου (4 πλησιέστερα pixels ή 9x9 pixels) σε όλα τα επίπεδα ιεραρχίας του δένδρου ταξινόμησης, χαρακτηρίζονται ως "παράμετροι εικονικού περιβάλλοντος" ή "παράμετροι χωρικής συσχέτισης". Επίσης αυτές οι οποίες περιγράφουν γεωγραφικές ιδιότητες της περιοχής, ονομάζονται "παράμετροι γεωγραφικού περιβάλλοντος". Στην συνέχεια δίνεται ένα παράδειγμα κανόνα απόφασης που

χρησιμοποιεί το 'Εμπειρο Σύστημα και αναφέρεται στις γεωγραφικές παραμέτρους του προς ταξινόμηση pixel.

- Συνθήκη:** 1) Εάν η κυρίαρχη κατηγορία εδάφων στο εσωτερικό του γεωμετρικού παράθυρου είναι μια από τις παρακάτω,
 α) προσχωσιγενή εδάφη ($Id_soil_tex=55$),
 β) ασβεστώδης άργιλλος πάνω σε νεογενή προσχωσιγενή εδάφη ($Id_soil_tex=57$)
 γ) αμμώδη προς αμμοαργιλλώδη παχέα εδάφη πάνω σε μοντέρνα προσχωματικά εδάφη ($Id_soil_tex=27$),
 τότε -->

Αποτέλεσμα:

Κανόνας 381: εάν η ταξινόμηση του κεντρικού pixel του γεωμετρικού παράθυρου είναι μια από τις κατηγορίες φυσική βλάστηση, χλόη, βοσκότοποι ή νερό ενίσχυσε την ταξινόμηση του κεντρικού pixel, αποδίδοντας στην κατηγορία του θετική ποσότητα ένδειξης ίση με 0.9.

Κανόνας 382: εάν κανένα από τα τα πέντε pixels του γεωμετρικού παράθυρου δεν έχει ταξινομηθεί σε μια από τις κατηγορίες φυσική βλάστηση, χλόη, βοσκότοποι ή νερό, αποδυνάμωσε την ταξινόμηση του κεντρικού pixel αποδίδοντας στην κατηγορία αυτού αρνητική ποσότητα ένδειξης ίση με -0.9.

Παρατηρήσεις: Τα εδάφη αυτά δεν παρουσιάζουν καμμία σταθερότητα και αποτελούνται από μη συμπαγή υλικά που μετακινούνται συνεχώς υπό την επιδραση των ανέμων και των φαινομένων βαρύτητας. Αυτά εμφανίζονται συνήθως κατά μήκος των όχθων ποταμών και χειμάρρων, καθώς και σε επικλινείς επιφάνειες, εκπλυνόμενες από το νερό. Όπως είναι φανερό το ενδεχόμενο εμφάνισης κάποιων κύριων αγροτικών καλλιεργειών σε περιοχές με τέτοια εδάφη, είναι πάρα πολύ μικρό. Αντίθετα πολύ πιθανόν είναι το γεγονός εμφάνισης κατηγοριών όπως φυσική βλάστηση και υδάτινες επιφάνειες. Για τον λόγο αυτό, επιβεβαιώνεται η ταξινόμηση των τελευταίων και αποδυναμώνεται η ταξινόμηση των κύριων αγροτικών κατηγοριών.

Στο σχήμα 7 που ακολούθει, δίνεται μια συγκεκριμένη περιγραφή του επείρου συστήματος που χρησιμοποιείται σε φάση εφαρμογής.

3.3 Αποτελέσματα της εφαρμογής του Εμπείρου Συστήματος. Συγκρίσεις με το μοντέλο "Supervised Relaxation"

Στο πλαίσιο έρευνας, με σκοπό την αξιολόγηση της χρήσης του εμπείρου συστήματος, αποφασίστηκε να πραγματοποιηθεί η εφαρμογή του στην μεταταξινόμηση των περιοχών Cour Cheverny και Herbault. Στην περιοχή Cour Cheverny, πραγματοποιήθηκαν δυο διαφορετικές εφαρμογές του εμπείρου συστήματος, που διαφέρουν μεταξύ τους ως προς τον όγκο των δεδομένων εισόδου. Συγκεκριμένα στο πρώτο πείραμα χρησιμοποιήθηκαν:

A.1.α) οι δυο χάρτες ταξινόμησης (λεπτομερής και γενικευμένη) της περιοχής μελέτης και,

A.1.β) τα δυο επίπεδα των μέγιστων τιμών των a-posteriori πιθανοτήτων στις οποίες έχουν βασιστεί οι ταξινομήσεις αυτές.

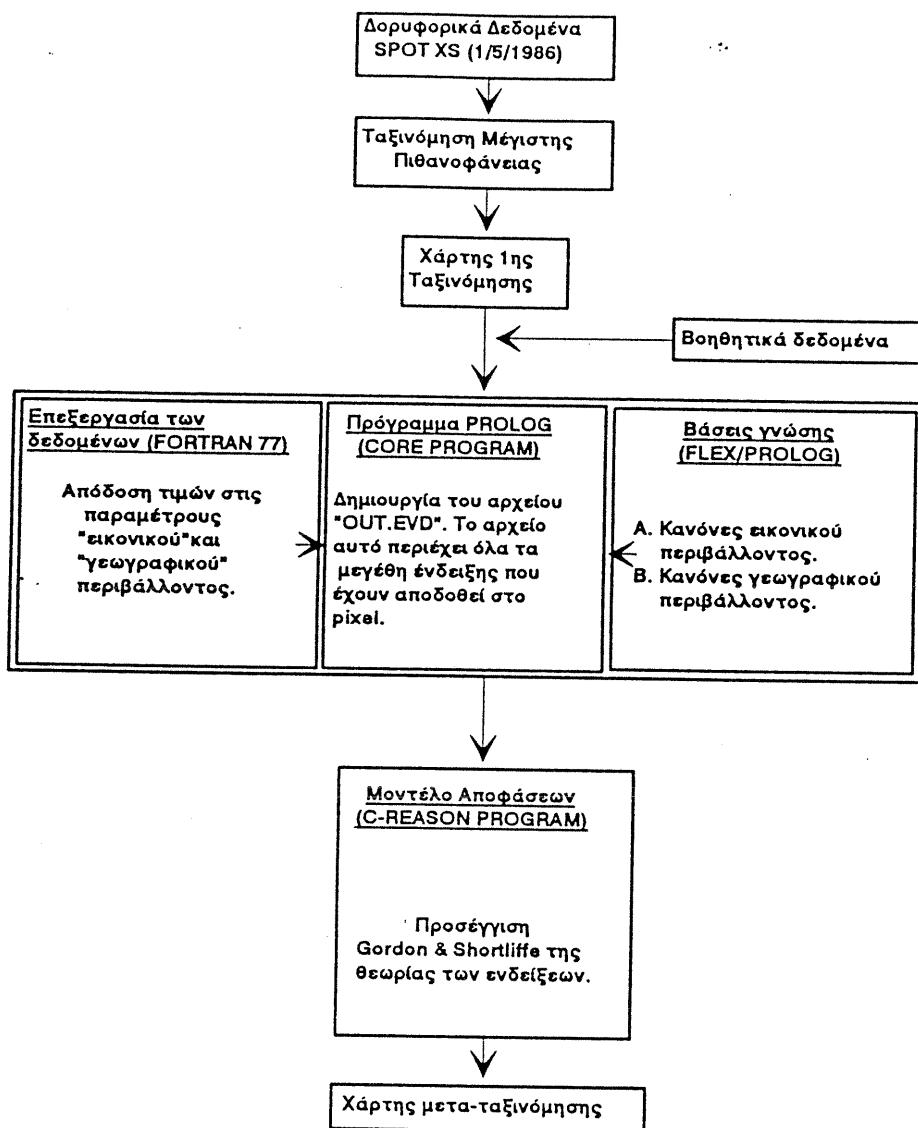
Στο δεύτερο πείραμα τα δεδομένα εισόδου αποτελούνται από:

A.2.α) τους δυο χάρτες ταξινόμησης και,

A.2.β) όλα τα μεγέθη τιμών a-posteriori πιθανοτήτων που έχουν αποδοθεί στο pixel, συμπεριλαμβανομένης και της μέγιστης a-posteriori πιθανότητας. Η χρήση του μεγάλου αυτού όγκου πιθανοτήτων είναι δυνατή, αφού το σύστημα εφαρμόζει σε στάδιο μεταταξινόμησης τις αρχές της θεωρίας των ενδείξεων.

Από το είδος των δεδομένων που αναφέρθηκαν στα δυο πειράματα παραπάνω, γίνεται φανερό ότι το έμπειρο σύστημα χρησιμοποιεί το κομμάτι εκείνο γνώσης που αφορά το εικονικό περιβάλλον του προς ταξινόμηση pixel, χωρίς να εξετάζει καθόλου το γεωγραφικό του περιβάλλον. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων έχουν όπως στη συνέχεια:

A.α) Η εφαρμογή του εμπείρου συστήματος, οδηγεί την ακρίβεια της ταξινόμησης σε επίπεδα που δίνονται μεταξύ 25% και 26% επανάληψης του αλγορίθμου των επιβλεπομένων χωρικών συσχετίσεων, όταν ο βαθμός επίβλεψης είναι ίσος με 0.6 (βλ. σχήμα 5). Αποτέλεσμα αυτού είναι η μεγάλη οικονομία σε χρόνο λειτουργίας H.Y. Σύμφωνα με μετρήσεις που πραγματοποιήθηκαν, η εφαρμογή του εμπείρου συστήματος σε μηχανή VAX 11/785 και στις περιπτώσεις δεδομένων (1.α) και (1.β) παραπάνω, απαιτεί 1^h 57^m 18^s σε χρόνο CPU. Αντίθετα, οι 26 επαναλήψεις του μοντέλου "Supervised Relaxation" απαιτούν 16^h 21^m 4^s.



Σχήμα 7. Βασικές συστατικές λειτουργίες του εμπειρου συστήματος. Το σύστημα αυτό χρησιμοποιεί κανόνες εικονικού και γεωγραφικού περιβάλλοντος. Η σύνθεση των μεγεθών ενδείξης σε φάση μεταταξινόμησης, γίνεται με τον προσεγγιστικό αλγόριθμο Gordon & Shortliffe της θεωρίας των ενδείξεων (Dempster-Shafer).

Fig 7. Main operations of the Expert System. The Expert System makes use of image context and geographic context rules. The evidence combination is done by the use of the Gordon&Shortliffe approximation of the theory of evidence (Dempster&Shafer).

Α.β) Η χρησιμοποίηση του συνολικού όγκου των a-posteriori πιθανοτήτων (περιπτώση A.2.β) δεν προσφέρει καθόλου στη βελτίωση της ακρίβειας της ταξινόμησης. Αντίθετα παρατηρήθηκε μια πολύ μικρή μείωσή της, που ενδεχομένως αποδίδεται στην σύγχυση του μοντέλου από το χειρισμό πάρα πολλών μεγεθών ένδειξης, που δεν περιέχουν καμμία στατιστικά σημαντική πληροφορία. Συγκεκριμένα το πείραμα που χρησιμοποιεί μόνο τις μέγιστες a-posteriori πιθανότητες, έδωσε σε φάση μεταταξινόμησης της περιοχής ένα χάρτη του οποίου η στατιστική ακρίβεια είναι ίση με 81.18%. Αντίθετα η χρησιμοποίηση του συνολικού όγκου των a-posteriori πιθανοτήτων, οδήγησε σε μια ταξινόμηση της οποίας η ακρίβεια είναι ίση με 80.68%.

Δύο διαφορετικά πειράματα εφαρμογής του εμπείρου συστήματος, που διαφέρουν μεταξύ τους ως προς το είδος και τον αριθμό των δεδομένων εισόδου, πραγματοποιήθηκαν επίσης στο εσωτερικό της περιοχής Herault. Στο πρώτο από αυτά χρησιμοποιούνται ως δεδομένα:

B.1.α) οι δυο χάρτες ταξινόμησης της περιοχής και,

B.1.β) τα δυο επίπεδα των μέγιστων τιμών των a-posteriori πιθανοτήτων.

Επομένως όπως και στην περίπτωση των προηγούμενων εφαρμογών, γίνεται χρήση μόνο του εικονικού περιβάλλοντος. Στο δεύτερο πείραμα τα δεδομένα εισόδου είναι:

B.2.α) οι δυο χάρτες ταξινόμησης της περιοχής,

B.2.β) τα δυο επίπεδα των μέγιστων τιμών των a-posteriori πιθανοτήτων,

B.2.γ) ο εδαφολογικός χάρτης της περιοχής. Σε αυτόν περιγράφονται τα υδρολογικά χαρακτηριστικά των εδαφών όπως, χρήσιμα αποθέματα σε νερό, εσωτερική κυκλοφορία και ικανότητα απορρόφησης νερού, καθώς και η υφή και το βάθος αυτών και,

B.2.δ) ο χάρτης γειτνίασης με το κύριο δίκτυο μεταφορών της περιοχής. Στο δίκτυο αυτό συμπεριλαμβάνονται όλες οι κύριες και δευτερεύουσες οδοί με δυο ρεύματα κυκλοφορίας, καθώς και κάθε άλλη μεγαλύτερη από αυτές.

Τα αποτελέσματα των πειραμάτων αυτών έχουν ως εξής:

Η εφαρμογή του εμπείρου συστήματος, βελτιώνει την ακρίβεια της 1^{ης} ταξινόμησης σε βαθμό που το επίπεδό της φθάνει να είναι μεγαλύτερο από αυτό της ταξινόμησης που βασίζεται στη χρήση δορυφορικών δεδομένων δυο ημερομηνιών. Συγκεκριμένα:

B.α) Η εφαρμογή του αλγορίθμου μέγιστης πιθανοφάνειας σε μια βάση δορυφορικών δεδομένων που περιλαμβάνει εικόνες SPOT XS όντος διαφορετικών ημερομηνιών (1 Μαΐου και 16 Ιουνίου, 1986), δίνει ένα χάρτη ταξινόμηση του οποίου η ακρίβεια είναι ίση με 75.83%.

B.β) Η χρήση του εμπείρου συστήματος και του μέρους γνώσης αυτού που αφορά στο εικονικό περιβάλλον του pixel και μόνο, έχει ως αποτέλεσμα τη λήψη ενός χάρτη μεταταξινόμησης του οποίου η ακρίβεια είναι ίση με 77.29%. Η σύγκριση του μεγέθους αυτού με το αντίστοιχο που αναγράφεται παραπάνω, δείχνει ότι η εφαρμογή του εμπείρου συστήματος οδηγεί σε καλύτερες λύσεις ταξινόμησης, ενώ ο απαιτούμενος όγκος δορυφορικών δεδομένων μειώνεται στο μισό. Αυτό συνεπάγεται σημαντική μείωση του κόστους των εργασιών αλλά και ταχύτητα στην λήψη των τελικών αποτελεσμάτων.

B.γ) Η συνολική χρήση της γνώσης που περιλαμβάνεται στο έμπειρο σύστημα (εικονικό & γεωγραφικό περιβάλλον του pixel), οδηγεί σε μια λύση ταξινόμησης της οποίας η ακρίβεια είναι ίση 77.68%.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Argialas D.P., Harlow C.A. (1990), "Computational Image Interpretation Models: An Overview and a Perspective", *Phot. Eng. Rem. Sens.*, Vol.56, N^o 6, pp. 871-886.
2. Cibula W.G., Nyquist M.O. (1987), "Use of Topographic and Climatological Models in a Geographic Data Base to Improve Landsat MSS Classification for Olympic National Park", *Phot. Eng. Rem. Sens.*, Vol. 53, N^o 1, pp. 67-75.
3. Civco D.L. (1989), "Topographic Normalization of Landsat Thematic Mapper Digital Imagery", *Phot. Eng. Rem. Sens.*, Vol. 55, N^o 9, pp. 1303-1309.
4. Faugeras O.D., Pratt W.K. (1980), "Decorrelation Methods of Texture Feature Extraction", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-2, N^o 4, pp. 323-332.

5. Gordon J. Shortliffe E. H. (1985), "A Method for Managing Evidential Reasoning in a Hierarchical Hypothesis Space", **Artificial Intelligence** No 26, pp. 323-357.
6. Jones A.R., Settle J.J., Wyatt B.K. (1988), "Use of Digital Terrain Data in the Interpretation of SPOT-1 HRV Multi-spectral Imagery", **Int. Journ. Rem. Sens.**, Vol. 9, № 4, pp. 669-682.
7. Kontoes C.C. (1990), "Multi-layered Model of Spectral, Textural and Contextual Features for Pixel Labelling", **Proceedings First European Conference on Geographical Information Systems**, Vol.2, pp. 605-613, Amsterdam (NL).
8. Κοντοές Χ. (1992), "Η Εφαρμογή Μεθόδων Τεχνητής Νοημοσύνης στις Μετα-ταξινομήσεις Δορυφορικών Εικόνων", **Διδακτορική Διατριβή**, Ε.Μ.Π., Τμήμα Αγρονόμων Τοπογράφων Μηχανικών, σελ. 166.
9. Luenberger D.G. (1969), "Optimization by Vector Space Methods", **New York:Wiley**
10. Matsuyama T, (1987), "Knowledge Based Aerial Image Understanding Systems and Expert Systems for Image Processing", **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, Vol. GE 25, № 3, pp. 305-316.
11. Nagao M., Matsuyama T. (1980), "A Structural Analysis of Complex Aerial Photographs", **Plenum Press**, New York, ISBN 0-306-40571-7, pp. 190.
12. Richards J. A., Landgrebe D. A., Swain P. H. (1981), "Pixel Labelling by Supervised Probabilistic Relaxation", **IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence**, Vol. PAMI-3, pp. 181-191.
13. Rokos D. (1988), "Cybernetics and Remote Sensing Methodology; A Dialectic, Interdisciplinary and Integrated Approach", **Archives XVII, Int. Congress of the ISPRS**, Vol. 27, Part B7, Commission VII, pp. 460-469.
14. Ρόκος Δ. (1988.α), "Φωτοερμηνεία Τηλεπισκόπηση", **ΕΜΠ, Εργ. Τηλεπισκόπησης**, Αθήνα.
15. Ρόκος Δ. (1988.β), "Ειδικά Κεφάλαια Τηλεπισκόπηση", **ΕΜΠ, Εργ. Τηλεπισκόπησης**, Αθήνα.
16. Ρόκος Δ. (1989), "Αναλογικές Μέθοδοι και Ψηφιακές Επεξεργασίες", **ΕΜΠ, Εργ. Τηλεπισκόπησης**, Αθήνα.
17. Strahler A.H., Logan T.L., Bryant N.A. (1978), "Improving Forest Cover Classification Accuracy from Landsat by Incorporating Topographic Information", **Proceedings of the 12th International Symposium on Remote Sensing of Environment**, Environmental Research Institute of Michigan; Michigan, Vol. 2, pp. 927-942.
18. Skidmore A.K., Turner B.J. (1988), "Forest Mapping Accuracies are Improved Using a Supervised Nonparametric Classifier with SPOT data", **Phot. Eng. Rem. Sens.**, Vol. 54, № 10, pp. 1415-1421.
19. Skidmore A.K. (1989), "An Expert System Classifies Eucalypt Forest Types Using Thematic Mapper Data and a Digital Terrain Model", **Phot. Eng. Rem. Sens.**, Vol. 55, № 10, pp. 1449-1464.
20. Tong L., Richards J. A., Swain P. H. (1987), "Probabilistic and Evidential Approaches for Multi-source Data Analysis", **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, Vol. GE-25, № 3, pp. 283-293.
21. Verheyen W. (1986), "Land Evaluation and Land Use Planning in the EEC. Principles and Procedures applied in Land Evaluation for the EC", **EC Land Evaluation Workshop**, Brussels.
22. Zucker S. W., Mohammed J. (1978), "Analysis of Probabilistic Relaxation Labelling Processes", **Proc. IEEE Conf. Pattern Recognition and Image Processing**, Chicago, IL, pp. 307-312.

Χαράλαμπος Χ. Κοντοές
Διπλ. Αγρ. Τοπ. Μηχ. ΕΜΠ
Δρ. Μηχ. ΕΜΠ
Βακτριανής 90, ΤΚ 157 72
Ζωγράφου

Δημήτριος Κλ. Ρόκος
Καθηγητής ΕΜΠ
Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης
Τμήμα Αγρ. Τοπ. Μηχ. ΕΜΠ
Ηρώων Πολυτεχνείου 9