

ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΗ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟΥ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ



026000265540



ΣΥΝΤΗΞΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΙΑΤΡΙΚΩΝ
ΕΙΚΟΝΩΝ ΣΕ ΠΟΛΛΑ ΕΠΙΠΕΔΑ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΙΣ
ΠΕΡΙΟΧΕΣ

49

ΜΠΑΓ

Η ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΣΗΣ

υποβάλλεται στην
ορισθείσα από την Γενική Συνέλευση Ειδικής Σύνθεσης
του Τμήματος Πληροφορικής Εξεταστική Επιτροπή

από τον

Ανδρέα Φωτίου

ως μέρος των Υποχρεώσεων για τη λήψη του

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ ΔΙΠΛΩΜΑΤΟΣ ΣΤΗΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ
ΜΕ ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΣΗ
ΣΤΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ - ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ



Ιούνιος 2006



ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Ευχαριστώ ιδιαίτερα τον επιβλέποντα καθηγητή μου κύριο Δημήτρη Φωτιάδη για τη βοήθεια και τη καθοδήγηση που μου προσέφερε για την εκπόνηση αυτής της εργασίας. Επίσης ευχαριστώ όλους τους φίλους και συναδέλφους μου για τη συμπαράσταση και υπομονή που μου έδειξαν όλα αυτά τα χρόνια.



ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1	Εισαγωγή	1
1.1	Στόχοι και απαιτήσεις της σύντηξης εικόνων	1
1.2	Δομή της εργασίας	3
2	Βιβλιογραφική επισκόπηση	5
2.1	Εισαγωγή	5
2.2	Γενικές τεχνικές σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων	6
2.3	Πολυαναλυτική σύντηξη εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων βασισμένη στη Gaussian πυραμιδική αναπαράσταση	9
2.4	Σύντηξη εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων βασισμένη στο μετασχηματισμό wavelet	13
2.5	Από τη σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων στη σύντηξη σε επίπεδο περιοχών	16
2.6	Πολυαναλυτική σύντηξη εικόνων σε επίπεδο περιοχών	17
2.7	Αξιολόγηση επίδοσης σύντηξης εικόνων	18
2.7.1	Υποκειμενικά μέτρα επίδοσης για σύντηξη εικόνων	18
2.7.2	Αντικειμενικά μέτρα επίδοσης για σύντηξη εικόνων	21
3	Πολυαναλυτική αναπαράσταση εικόνων	25
3.1	Εισαγωγή	25
3.2	Laplacian Πυραμίδα	25
3.3	Μετασχηματισμός Wavelet	27
3.3.1	Αλγόριθμοι αποσύνθεσης και ανακατασκευής για αναπαράσταση wavelet στις δύο διαστάσεις	31
3.4	A-Trous Wavelet μετασχηματισμός	32
4	Πολυαναλυτική σύντηξη σε επίπεδο περιοχών	35
4.1	Εισαγωγή	35
4.2	Το γενικό σχήμα σύντηξης	35
4.2.1	Αλγόριθμος επιλογής χαρακτηριστικών	36
4.2.2	MR/MS κατάτμηση βασισμένη στη συνδεδεμένη πυραμίδα	37
4.2.3	Διατήρηση συνεκτικότητας στη συνδεδεμένη πυραμίδα	41
4.3	Αλγόριθμος Σύντηξης εικόνων σε επίπεδο περιοχών	42
4.3.1	Κατασκευή των συντηγμένων εικόνων λεπτομέρειας	43



4.3.2	Κατασκευή της συντηγμένης εικόνας προσέγγισης A_K^F	44
5	Αποτελέσματα	45
5.1	Εισαγωγή	45
5.2	Πειραματικά αποτελέσματα	45
6	Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία	66



ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

1.1	Παράδειγμα εικόνων εισόδου για σύντηξη: (a) εικόνα ορατού φάσματος, (b) εικόνα υπερέθρων	2
2.1	Σύντηξη εικόνων με διαφορετικές μεθόδους: (a) και (b) εικόνες εισόδου, (c) συντηγμένη εικόνα με μέσο όρο, (d) σύντηξη βασισμένη σε κωδικοποίηση χρώματος, (e) σύντηξη βασισμένη σε Laplacian πυραμίδα, (f) σύντηξη βασισμένη σε μετασχηματισμό wavelet	7
2.2	Βασική δομή σύντηξης εικόνων βασισμένη σε παραγώγους της Gaussian πυραμίδης αναπαράστασης	11
2.3	Βασική δομή σύντηξης εικόνων που βασίζεται στο μετασχηματισμό wavelet	13
3.1	Αποσύνθεση διακριτής προσέγγισης $A_{m,n}^f$ σε μία προσέγγιση ευρύτερης ανάλυσης $A_{m+1,n}^f$ και ενός σήματος λεπτομέρειας $D_{m+1,n}^f$	28
3.2	Ανακατασκευή διακριτής προσέγγισης $A_{m+1,n}^f$ από μία προσέγγιση ευρύτερης ανάλυσης $A_{m,n}^f$ και ενός σήματος λεπτομέρειας $D_{m,n}^f$	29
3.3	Παράδειγμα μετασχηματισμού wavelet: (a) αρχική εικόνα, (b) wavelet αναπαράσταση σε 3 επίπεδα ανάλυσης, (c) απόλυτες τιμές των wavelet συντελεστών πολλαπλασιασμένων με 8, (d) ανακατασκευασμένη εικόνα	31
3.4	Αποσύνθεση της εικόνας $A_m f$ σε $A_{m+1} f$, $D_{m+1}^1 f$, $D_{m+1}^2 f$ και $D_{m+1}^3 f$	32
3.5	Ανακατασκευή της εικόνας $A_m f$ από $A_{m+1} f$, $D_{m+1}^1 f$, $D_{m+1}^2 f$ και $D_{m+1}^3 f$	32
3.6	Αποσύνθεση σήματος με τον a-trous wavelet μετασχηματισμό.	33
3.7	Ανακατασκευή σήματος από τους a-trous wavelet συντελεστές.	34
4.1	Γενική δομή του αλγορίθμου σύντηξης σε επίπεδο περιοχών.	36
4.2	Διάγραμμα που δείχνει τις σχέσεις σύνδεσης: π.χ. το εικονοστοιχείο A είναι πατέρας των παιδιών a, b και c και επίσης είναι το παιδί του εικονοστοιχείου T.	38
4.3	Οι δύο τρόποι με τους οποίους μπορεί να χαθεί η συνεκτικότητα των πεδίων υποδοχής (τα πεδία υποδοχής στα οποία χάνεται η συνεκτικότητα σημειώνονται): (a) πρώτη περίπτωση, (b) δεύτερη περίπτωση.	41
4.4	Γενική δομή της προτεινόμενης μεθόδου σύντηξης	43



- 5.1 (a) Αυθεντική εικόνα, (b), (c) συμπληρωματικές θολωμένες εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (d) μέσο όρο, (e) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Akerman, (f) wavelet και Κ.Σ. του Li, (g) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, (h) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Akerman, και σε επίπεδο περιοχών με: (i) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (k) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών. 51
- 5.2 (a) MRI εικόνα, (b) CT εικόνα, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Burt, (e) wavelets και Κ.Σ. του Akerman, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Akerman, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών. 53
- 5.3 (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Li, (e) wavelets και Κ.Σ. του Burt, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών. . . 55
- 5.4 (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Burt, (e) wavelets και Κ.Σ. του Burt, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών. 57
- 5.5 (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Akerman, (e) wavelets και Κ.Σ. του Li, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών. 59
- 5.6 (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Burt, (e) wavelets και Κ.Σ. του Li, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών. 61



- 5.7 (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Burt, (e) wavelets και Κ.Σ. του Akerman, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Akerman, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Akerman, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών. 62
- 5.8 (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Akerman, (e) wavelets και Κ.Σ. του Li, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών. 64



ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Ανδρέας Φωτίου του Αθανασίου και της Θεοδοσίας.

MSc, Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, Ιούνιος, 2006.

Σύντηξη Χαρακτηριστικών Ιατρικών Εικόνων σε πολλά Επίπεδα με βάση τις Περιοχές.

Επιβλέπωντας: Δ. Ι. Φωτιάδης.

Στόχος της σύντηξης εικόνων είναι να ενώσει συμπληρωματική και πλεονάζουσα πληροφορία από πολλές εικόνες και να δημιουργήσει μία σύνθετη η οποία θα περιέχει «καλύτερη» περιγραφή απ' ό,τι η κάθε μεμονωμένη εικόνα εισόδου. Σκοπός της εργασίας είναι η μελέτη και σύγκριση των διαφόρων προσεγγίσεων σύντηξης εικόνων.

1.1 Περιγραφή και στόχοι της σύντηξης εικόνων

Μια εικόνα σε ψηφιακή μορφή αποτελείται από έναν αριθμό από pixels, τα οποία είναι τα μικρότερα στοιχεία της εικόνας. Η σύντηξη εικόνων είναι ο διαδικαστικός τρόπος με τον οποίο οι πληροφορίες από πολλές εικόνες ενώνονται και δημιουργείται μία νέα εικόνα, η οποία περιέχει περισσότερες πληροφορίες από τις αρχικές εικόνες. Η σύντηξη εικόνων μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, ανάλογα με τον τύπο των εικόνων και τον σκοπό της σύντηξης. Η σύντηξη εικόνων μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, ανάλογα με τον τύπο των εικόνων και τον σκοπό της σύντηξης.

- Η σύντηξη εικόνων μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, ανάλογα με τον τύπο των εικόνων και τον σκοπό της σύντηξης.
- Η σύντηξη εικόνων μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, ανάλογα με τον τύπο των εικόνων και τον σκοπό της σύντηξης.
- Η σύντηξη εικόνων μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, ανάλογα με τον τύπο των εικόνων και τον σκοπό της σύντηξης.



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Στόχοι και απαιτήσεις της σύντηξης εικόνων

1.2 Δομή της εργασίας

1.1 Στόχοι και απαιτήσεις της σύντηξης εικόνων

Στόχος της σύντηξης εικόνων είναι να ενώσει συμπληρωματική και πλεονάζουσα πληροφορία από πολλές εικόνες και να δημιουργήσει μία σύνθετη η οποία θα περιέχει «καλύτερη» περιγραφή απ' ότι η κάθε μεμονωμένη εικόνα εισόδου. Η χρήση της σύνθετης εικόνας αναμένεται να αυξήσει την επίδοση επόμενων σταδίων επεξεργασίας. Με τη συνένωση πληροφορίας η σύντηξη μειώνει την διάσταση. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα μία πιο αποτελεσματική αποθήκευση και ταχύτερη ερμηνεία της εξόδου. Με τη χρήση πλεονάζουσας πληροφορίας, η σύντηξη εικόνων μπορεί να επιτύχει ακρίβεια και αξιοπιστία ενώ με τη χρήση της συμπληρωματικής πληροφορίας μπορεί να βελτιώσει δυνατότητες ερμηνείας σε επόμενα στάδια επεξεργασίας. Με βάση τους στόχους της σύντηξης εικόνας και τα πιθανά πλεονεκτήματα της, κάποιες γενικές απαιτήσεις που πρέπει να τηρεί ο αλγόριθμος σύντηξης είναι [1]:

- δεν πρέπει να απορρίπτει εμφανή πληροφορία που περιέχεται σε οποιαδήποτε εικόνα εισόδου
- δεν πρέπει να εισάγει τεχνικά σφάλματα ή ασυνέπειες τα οποία μπορούν να παραπλανήσουν ή να αποσπάσουν τον ανθρώπινο παρατηρητή ή να δημιουργήσουν προβλήματα σε επόμενα βήματα επεξεργασίας
- πρέπει να είναι αξιόπιστη και όσο το δυνατό ανεκτική σε ατέλειες όπως θόρυβος και σφάλματα στο χωρικό ταίριασμα (registration).





(a)



(b)

Σχήμα 1.1: Παράδειγμα εικόνων εισόδου για σύντηξη: (a) εικόνα ορατού φάσματος, (b) εικόνα υπερύθρων

Είναι σαφές ότι πρέπει να ληφθεί απόφαση για το ποια πληροφορία είναι εμφανής. Η γνώση για τα δεδομένα εισόδου καθώς και για την εφαρμογή παίζει και εδώ πολύ σημαντικό ρόλο. Ωστόσο μία προσέγγιση σύντηξης η οποία είναι ανεξάρτητη των διάφορων παραγόντων των εισόδων και παράγει μία σύνθετη εικόνα η οποία φαίνεται «φυσική» σε έναν ανθρώπινο παρατηρητή είναι επιθυμητή. Οι παραπάνω απαιτήσεις είναι συχνά πολύ δύσκολο να επιτευχθούν και ακόμη πιο δύσκολο να εκτιμηθούν. Το πρόβλημα της αξιολόγησης των διάφορων μεθόδων σύντηξης έγκειται στη ποικιλία των απαιτήσεων των διαφορετικών εφαρμογών καθώς και στην έλλειψη κάποιας σαφώς ορισμένης κοινά αποδεκτής μεθοδολογίας ελέγχου (ground-truth). Για να επεξηγήσουμε κάποιες από τις προκλήσεις που έχουμε να αντιμετωπίσουμε κατά την ανάπτυξη ενός αλγορίθμου σύντηξης θεωρούμε τις εικόνες στο Σχήμα 1.1 οι οποίες απεικονίζουν την ίδια σκηνή. Ενώ στο Σχήμα 1.1(a) είναι δύσκολο να ξεχωρίσεις τον άνθρωπο με καμουφλάζ από το υπόβαθρο αυτό το άτομο είναι εύκολα ορατό στην εικόνα υπερύθρων (Σχήμα 1.1(b)). Σε αντίθεση ενώ ο φράχτης είναι ευδιάκριτος στην ορατή εικόνα στην εικόνα υπερύθρων δε φαίνεται καθόλου. Το ερώτημα είναι πως συνδυάζουμε τις δύο εικόνες σε μία σύνθετη η οποία απεικονίζει τη σκηνή καλύτερα από κάθε μία μεμονωμένα. Συνοψίζουμε κάποιες από τις δυσκολίες τις οποίες μπορεί να αντιμετωπίσουμε:

- Συμπληρωματική πληροφορία: Κάποια χαρακτηριστικά εμφανίζονται σε μία εικόνα εισόδου και όχι στην άλλη.
- Κοινή αλλά με αντίστροφη αντίθεση πληροφορία: Υπάρχουν διάφορα αντικείμενα και περιοχές που εμφανίζονται σε όλες τις εικόνες εισόδου αλλά με αντίστροφη αντίθεση. Γι' αυτό η άμεση προσέγγιση του μέσου όρου των εικόνων εισόδου δεν είναι ικανοποιητική.
- Μη ομοιομορφία των αισθητήρων: Οι εικόνες εισόδου μπορεί να προέρχονται από διαφορετικού τύπου αισθητήρες οι οποίοι μπορεί να έχουν διαφορετική δυναμική εμβέλεια και διαφορετική ανάλυση. Ακόμη μπορεί να μην είναι εξίσου αξιόπιστοι. Αν

είναι δυνατό, τέτοιες ανομοιότητες πρέπει να λαμβάνονται υπόψη όταν συγκρίνουμε το περιεχόμενο πληροφορίας στις εικόνες.

Φυσικά αυτή δεν είναι μία εξαντλητική λίστα των προβλημάτων που μπορούν να ανακύψουν αλλά μία ενδεικτική αναφορά κάποιων από αυτά. Επιπρόσθετα, πρέπει να είμαστε ενήμεροι και για δυσκολίες όπως περιορισμοί υλικού, παρουσία θορύβου κλπ.

Σκοπός της εργασίας αυτής είναι η μελέτη και σύγκριση των διαφόρων προσεγγίσεων σύντηξης εικόνων με χρήση πολυαναλυτικών τεχνικών. Η εργασία μας βασίζεται σε ένα αλγόριθμο που παρουσιάζεται στην αναφορά [2]. Εκεί γίνεται σύντηξη χαρακτηριστικών εικόνων όπως αυτά προκύπτουν στα διάφορα επίπεδα ανάλυσης που χρησιμοποιούνται. Τα χαρακτηριστικά αυτά αφορούν περιοχές που προκύπτουν από μία χονδροειδή κατάτμηση των εικόνων και όχι εικονοστοιχείων όπως συνήθως γίνεται. Η εργασία αυτή επεκτείνεται με τη βελτίωση του τρόπου χονδροειδούς κατάτμησης, ώστε να είναι πιο συνεκτικές οι περιοχές που επιλέγουμε και την χρήση μετασχηματισμού Wavelet για την αποσύνθεση των εικόνων σε πολλά επίπεδα (ειδικότερα του a -trous μετασχηματισμού). Για εμάς επομένως τα χαρακτηριστικά των εικόνων λαμβάνονται από διαφορετικά επίπεδα της εικόνας και συγκρίνουμε διαφορετικές προσεγγίσεις σύντηξης (που υπάρχουν στη βιβλιογραφία). Όλοι αυτοί οι συνδιασμοί συγκρίνονται σε δεδομένα εικόνων που χρησιμοποιούνται ως πρότυπα στη βιβλιογραφία για τέτοιου είδους εργασίες.

1.2 Δομή της εργασίας

Στο κεφάλαιο που ακολουθεί γίνεται επισκόπηση της βιβλιογραφίας που αφορά την σύντηξη εικόνων. Περιγράφονται διάφορες τεχνικές σύντηξης εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων όπως αριθμητικές, τεχνικές που στηρίζονται στη Gaussian πυραμιδική αναπαράσταση και στον μετασχηματισμό wavelet. Περιγράφονται επίσης τεχνικές σύντηξης εικόνων σε επίπεδο περιοχών. Στο τέλος του κεφαλαίου παρουσιάζονται μέτρα αξιολόγησης της επίδοσης των τεχνικών σύντηξης τα οποία χωρίζονται σε υποκειμενικά και αντικειμενικά.

Στο Κεφάλαιο 3 περιγράφονται συνοπτικά οι πολυαναλυτικές αναπαραστάσεις: Laplacian Πυραμίδα, Wavelet μετασχηματισμός, a -trous Wavelet μετασχηματισμός. Αυτοί οι μετασχηματισμοί χρησιμοποιούνται ευρέως σε πολλές τεχνικές σύντηξης εικόνων όπως αυτές που χρησιμοποιούνται στα πειράματα στο κεφάλαιο 5.

Στο Κεφάλαιο 4 παρουσιάζουμε την τεχνική σύντηξης σε επίπεδο περιοχών της που περιγράφεται στην αναφορά [2] και μια τροποποίηση που έγινε στον αλγόριθμο σύντηξης αυτής. Επίσης παρουσιάζεται μία νέα τεχνική σύντηξης σε επίπεδο περιοχών η οποία χρησιμοποιεί τον a trous wavelet μετασχηματισμό για την πολυαναλυτική αποσύνθεση των εικόνων εισόδου και μία μέθοδο κατάτμησης που στηρίζεται στη κατάτμηση της προσαρμοσμένης πυραμίδας.

Το Κεφάλαιο 5 είναι αφιερωμένο σε πειράματα σύντηξης σε διάφορους τύπους εικόνων εισόδου. Γίνεται σύγκριση των διάφορων τεχνικών με τα μέτρα αξιολόγησης που αναφέρονται στο Κεφάλαιο 2.



Τέλος στο Κεφάλαιο 6 αναφέρονται κάποια συμπεράσματα και προτάσεις για μελλοντική εργασία.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ

2.1 Εισαγωγή

- 2.2 Γενικά τεχνικά στοιχεία σε επίπεδο πιστοποίησης
- 2.3 Πολυμεταβάσια επίλυση προβλημάτων σε επίπεδο εφαρμογών και φυσικής της Γαλιλαιο-επιβατική μηχανική
- 2.4 Συναρτησιακή μελέτη σε επίπεδο εφαρμογών και φυσικής της Γαλιλαιο-επιβατική μηχανική
- 2.5 Από τη συντήρηση σε επίπεδο εφαρμογών στη συντήρηση σε επίπεδο περιγραφή
- 2.6 Πολυμεταβάσια επίλυση προβλημάτων σε επίπεδο περιγραφή
- 2.7 Από τη συντήρηση σε επίπεδο εφαρμογών και φυσικής της Γαλιλαιο-επιβατική μηχανική

3.1 Εισαγωγή

Η παρούσα εργασία αποτελεί μέρος της τεχνολογικής ανάπτυξης στη μηχανική στήριξη και στις μηχανολογικές εφαρμογές. Η εργασία αυτή τεχνικά περιγράφει τις δομές μηχανολογικών συστημάτων και διαφορετικές εφαρμογές με μια μελετητική οπτική. Στη μελέτη εφαρμόζονται οι αρχές της φυσικής στην επίλυση, η εφαρμογή των αρχών της μηχανικής και κατάλληλα υπολογιστικά εργαλεία. Προσφέρονται διαφορετικές προτάσεις για τη μελέτη, ανάλυση, και άλλες διαφορετικές εφαρμογές ως προς τη συλλογή, ανάλυση και τη διαχείριση των δεδομένων. Στη μελέτη 2.2 γίνεται προσπάθεια για την περιγραφή των τεχνικών χαρακτηριστικών των μηχανολογικών συστημάτων σε επίπεδο περιγραφή και εφαρμογών. Η μελέτη 2.3 περιγράφει την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων και την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων. Η μελέτη 2.4 περιγράφει την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων και την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων. Η μελέτη 2.5 περιγράφει την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων και την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων. Η μελέτη 2.6 περιγράφει την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων και την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων. Η μελέτη 2.7 περιγράφει την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων και την εφαρμογή των αρχών της φυσικής στην επίλυση των προβλημάτων.



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ

-
- 2.1 Εισαγωγή
 - 2.2 Γενικές τεχνικές σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων
 - 2.3 Πολυαναλυτική σύντηξη εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων βασισμένη στη Gaussian πυραμιδική αναπαράσταση
 - 2.4 Σύντηξη εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων βασισμένη στο μετασχηματισμό wavelet
 - 2.5 Από τη σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων στη σύντηξη σε επίπεδο περιοχών
 - 2.6 Πολυαναλυτική σύντηξη εικόνων σε επίπεδο περιοχών
 - 2.7 Αξιολόγηση επίδοσης σύντηξης εικόνων
-

2.1 Εισαγωγή

Η θεαματική πρόοδος που σημειώθηκε στη τεχνολογία αισθητήρων, στη μικροηλεκτρονική και στις τηλεπικοινωνίες είχε ως αποτέλεσμα την ανάγκη για τεχνικές επεξεργασίας οι οποίες μπορούν να συνδυάσουν πληροφορία από διαφορετικές πηγές σε μία μοναδική σύνθετη. Στα πεδία εφαρμογών που βασίζονται στην εικόνα, η σύντηξη εικόνων ανέκλυψε ως μία σημαντική και πολλά υποσχόμενη ερευνητική περιοχή. Προτάθηκαν διαφορετικές προσεγγίσεις για τη σύντηξη εικόνων, οι οποίες διαφοροποιούνται ως προς τη πολυπλοκότητα τους και την ευρωστία τους. Στη παράγραφο 2.2 γίνεται επισκόπηση των γενικών μονοαναλυτικών τεχνικών σύντηξης όπως αριθμητικής, κωδικοποίησης χρώματος και νευρωνικών δικτύων. Η πλειοψηφία των υπόλοιπων μεθόδων χρησιμοποιεί ιεραρχικές, πολυαναλυτικές και πολλαπλής κλίμακας προσεγγίσεις επεξεργασίας και ομαδοποιήθηκαν στις μεθόδους που βασίζονται σε παραγώγους της Gaussian πυραμίδας (παράγραφος 2.3) και στις μεθόδους που χρησιμοποιούν το μετασχηματισμό wavelet (παράγραφος 2.4). Οι παράγραφοι 2.5, 2.6



αφορούν τη πολυαναλυτική σύντηξη εικόνων σε επίπεδο περιοχών. Η παράγραφος 2.7 αναφέρεται στην αξιολόγηση της επίδοσης της σύντηξης εικόνων εξετάζοντας υποκειμενικά αλλά και αντικειμενικά μέτρα.

2.2 Γενικές τεχνικές σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων

Παρόλο που μπορούμε να πούμε ότι οι πολυαναλυτικές και πολλαπλής κλίμακας μέθοδοι κυριαρχούν στο πεδίο της σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων, οι αριθμητικές μέθοδοι σύντηξης είναι οι απλούστερες και μερικές φορές αρκετά αποτελεσματικές. Οι αριθμητικοί αλγόριθμοι σύντηξης, παράγουν τη συντηγμένη εικόνα εικονοστοιχείο προς εικονοστοιχείο, ως ένα συνδυασμό των αντίστοιχων εικονοστοιχείων των εικόνων εισόδου. Οι αριθμητικές μέθοδοι σύντηξης μπορούν να συνοψιστούν ως:

$$F(m, n) = k_A A(m, n) + k_B B(m, n) + C, \quad (2.1)$$

όπου A , B είναι οι εικόνες εισόδου και F η συντηγμένη εικόνα. Οι μεταβλητές k_A , k_B και C είναι σταθερές και ορίζουν τη μέθοδο σύντηξης, με τις δύο πρώτες να ορίζουν τη σχετική επιρροή των εισόδων στη συντηγμένη εικόνα και τη τελευταία τη μέση αντιστάθμιση (mean offset). Ο μέσος όρος είναι το πιο διαδεδομένο παράδειγμα αυτών των μεθόδων σύντηξης. Σε αυτή τη περίπτωση, η συντηγμένη εικόνα υπολογίζεται ως η μέση τιμή μεταξύ των εισόδων δηλαδή $k_A = 1/2$, $k_B = 1/2$ και $C = 0$. Ωστόσο, παρόλο που είναι υπολογιστικά αποτελεσματικότερη από άλλα συστήματα σύντηξης, ο μέσος όρος, όπως και οι άλλες αριθμητικές μέθοδοι σύντηξης δεν επιφέρουν τα επιθυμητά αποτελέσματα. Ο κύριος λόγος για το γεγονός αυτό είναι απώλεια αντίθεσης, ως αποτέλεσμα της υπέρθεσης όταν προστίθενται οι εικόνες. Επιπλέον, απώλεια αντίθεσης παρατηρείται όταν χρησιμοποιείται κανονικοποιημένο άθροισμα, παρόμοιο με το μέσο όρο. Γενικά ο μέσος όρος παράγει συντηγμένες εικόνες των οποίων η ποιότητα έχει λογικές τιμές σε περιοχές όπου οι εικόνες εισόδου είναι όμοιες, αλλά η ποιότητα μειώνεται δραματικά σε περιοχές όπου οι εισόδοι έχουν διαφορετική φωτεινότητα.

Παρόλα τα πιθανά προβλήματα που σχετίζονται με τη χρήση τους οι Yamamoto και Yamada [3] έδειξαν την πιθανή αποτελεσματικότητα βασικής αριθμητικής σύντηξης στον εντοπισμό εμποδίων στη πλοήγηση. Ο στόχος ήταν η σύντηξη εικόνων ορατού και υπέρυθρου φάσματος για την υποβοήθηση στον εντοπισμό αντικειμένων όπως καλώδια πυλώνες και κεραίες. Η μέθοδος σύντηξης που χρησιμοποιήθηκε ήταν η βασική υπέρθεση μηδενικού μέσου όρου των σημάτων εικόνων το οποίο διαφέρει από το μέσο όρο των εικόνων μόνο στη δυναμική εμβέλεια της συντηγμένης εικόνας, δηλαδή η Εξίσωση (2.1) με $k_A, k_B = 1$ και $C = -(E[A(m, n)] + E[B(m, n)])$. Τα πιθανά προβλήματα της αριθμητικής σύντηξης που αναφέρθηκαν παραπάνω, αποφεύχθηκαν σε κάποιο βαθμό με τη χρήση ευφυών τεχνικών προεπεξεργασίας. Οι συγγραφείς ανέφεραν ότι η σύντηξη εικόνας βελτίωσε τον εντοπισμό αντικειμένων στη πλοήγηση συγκρινόμενη με τεχνικές εντοπισμού που χρησιμοποιούσαν

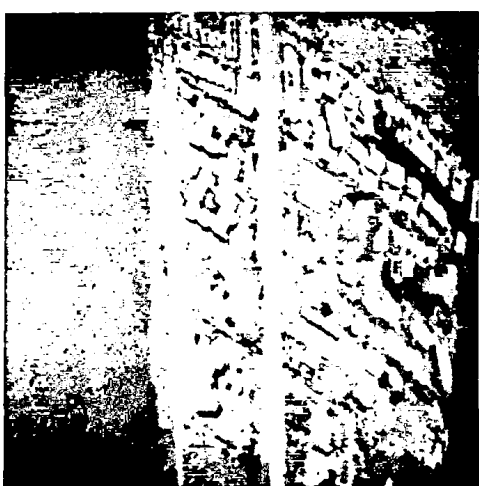




(a)



(b)



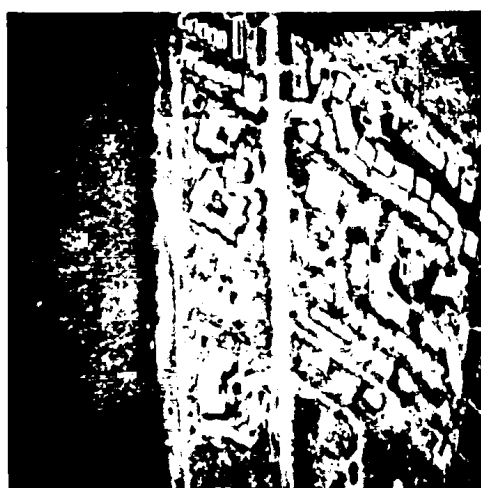
(c)



(d)



(e)



(f)

Σχήμα 2.1: Σύντηξη εικόνων με διαφορετικές μεθόδους: (a) και (b) εικόνες εισόδου, (c) συντηγμένη εικόνα με μέσο όρο, (d) σύντηξη βασισμένη σε κωδικοποίηση χρώματος, (e) σύντηξη βασισμένη σε Laplacian πυράμιδα, (f) σύντηξη βασισμένη σε μετασχηματισμό wavelet



μεμονωμένους αισθητήρες. Σημειώνεται επίσης, η πραγματικού χρόνου εφαρμοσιμότητα τέτοιων συστημάτων λόγω μικρής υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Γενικά, παρόλο που η επίδοση αριθμητικών μεθόδων σύντηξης μπορεί να βελτιωθεί χρησιμοποιώντας προεπεξεργασία όπως αύξηση της αντίθεσης και αντιστροφή των χρωμάτων των εικόνων εισόδου, η επίδοση αυτών των μεθόδων είναι πολύ χαμηλή σε σχέση με άλλες που χρησιμοποιούν πολύπλοκους αλγόριθμους σύντηξης.

Απλή, βασισμένη σε επιλογή εικονοστοιχείων ήταν η ιδέα του συστήματος σύντηξης για εφαρμογές νυχτερινής όρασης που προτάθηκε από τους Ulug και McGullough [4]. Σχεδιασμένη για γρήγορη πραγματικού χρόνου λειτουργία αυτή η μέθοδος σύντηξης χρησιμοποιεί έναν απλό αλγόριθμο επιλογής χαρακτηριστικών στον οποίο η σύντηξη πραγματοποιείται γραμμή προς γραμμή. Ένας αλγόριθμος επιλογής χαρακτηριστικών, δημιουργεί μια εκτίμηση του περιεχομένου της πληροφορίας σε κάθε γραμμή εισόδου που βασίζεται στο άθροισμα διαφορών των εικονοστοιχείων σε αυτή τη γραμμή κανονικοποιημένο από τη μέση τιμή της έντασης της εικόνας. Η γραμμή εισόδου με την υψηλότερη τιμή πληροφορίας στη συνέχεια επιλέγεται για τη συντηγμένη εικόνα. Επιπλέον, κάθε εικονοστοιχείο στη γραμμή εξετάζεται από ένα «εξειδικευμένο σύστημα» φτιαγμένο από ένα σύνολο προκαθορισμένων κανόνων που προσδιορίζει αν η απόφαση επιλογής πρέπει να αλλάξει. Πρέπει να σημειωθεί ότι όταν τα επίπεδα έντασης των εικονοστοιχείων είναι αρκετά διαφορετικά στις εικόνες εισόδου παρατηρείται το μη επιθυμητό αποτέλεσμα των λάθος περιγραμμάτων.

Ένα παράδειγμα εικόνων που παράγονται από αριθμητική σύντηξη φαίνεται στο Σχήμα 2.1 Οι εικόνες της πάνω σειράς είναι οι εικόνες εισόδου. Το αποτέλεσμα αριθμητικής σύντηξης με μέσο όρο ($k_A = 1/2, k_B = 1/2, C = 0$) φαίνεται στο Σχήμα 2.1(c). Η απώλεια αντίθεσης στην εικόνα είναι εμφανής και ιδιαίτερα σε περιοχές όπου έχουμε αντίστροφη φωτεινότητα.

Οι τεχνικές σύντηξης με κωδικοποίηση χρώματος είναι μία κλάση απλών αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές νυχτερινής όρασης και τηλεπισκόπησης [5-7]. Η βασική αρχή αυτής της προσέγγισης είναι ότι μία σειρά μονόχρωμων εισόδων μπορεί να συντηχθεί σε μία μόνο έγχρωμη εικόνα κωδικοποιώντας (αντικαθιστώντας) διαφορετικά κανάλια χρώματος με πληροφορία φωτεινότητας από τις εικόνες εισόδου. Οι σύνθετες μέθοδοι χρώματος (RGB) αναθέτουν σε τρεις διαφορετικές μονόχρωμες εισόδους το κόκκινο, πράσινο και μπλε χρωματικό κανάλι της συντηγμένης εικόνας.

Οι Toet και Walganen χρησιμοποίησαν τη παραπάνω μέθοδο για εφαρμογές νυχτερινής όρασης [6]. Το σύστημα τους κάνει σύντηξη εικόνων υπέρυθρων και ορατού φάσματος αντικαθιστώντας τα χρωματικά κανάλια της συντηγμένης εικόνας με διαφορετικούς αριθμητικούς συνδυασμούς των εικόνων εισόδου. Για να μεγιστοποιηθεί η επιρροή της συμπληρωματικής πληροφορίας, το κόκκινο και πράσινο κανάλι είναι η διαφορά μεταξύ της ορατού φάσματος και υπέρυθρης εικόνας εισόδου και το χαρακτηριστικό συστατικό της άλλης εικόνας αντίστοιχα. Τα χαρακτηριστικά συστατικά είναι οι διαφορές μεταξύ των μεμονωμένων εισόδων και του κοινού συστατικού δοσμένου από τον τελεστή ελάχιστο σε κάθε εικονοστοιχείο. Το μπλε κανάλι κωδικοποιείται ως η διαφορά μεταξύ των συστατικών που χρησιμοποιούνται για να κωδικοποιηθούν τα δύο άλλα κανάλια, το οποίο είναι απλώς



η διαφορά των δύο εισόδων.

$$\begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} IR - TV + TV \cap IR \\ TV - IR + TV \cap IR \\ TV - IR \end{pmatrix}. \quad (2.2)$$

Η μέθοδος σύντηξης εκφράζεται από την Εξίσωση (2.2) όπου TV και IR αναπαριστούν τις δύο εικόνες, οπτική και υπέρυθη, και $TV \cap IR$ είναι το κοινό συστατικό το οποίο δίνεται ως $TV \cap IR = \min\{TV(m, n), IR(m, n)\}$. Η συντηγμένη έγχρωμη εικόνα που προκύπτει με αυτό το τρόπο είναι εύκολο να παράγει μία μονόχρωμη εικόνα L ως το σταθμισμένο άθροισμα των τριών καναλιών:

$$L = 0.30R + 0.59G + 0.11B. \quad (2.3)$$

Η αποκλειστική χρήση αριθμητικών διαδικασιών κάνει τις μεθόδους αυτές κατάλληλες για γρήγορες πραγματικού χρόνου εφαρμογές, αν και τα αποτελέσματα είναι χειρότερα από άλλες μεθόδους όπως τις πολυαναλυτικές. Ένα παράδειγμα τις μεθόδου του Toet και Walranen φαίνεται στο Σχήμα 2.1(d). Η μέθοδος αυτή παράγει καλύτερα αποτελέσματα γενικά από αριθμητικές μεθόδους αλλά και εδώ η απώλεια της αντίθεσης είναι εμφανής.

Μία διαφορετική προσέγγιση για σύντηξη εικόνων είναι η σύντηξη με χρήση νευρωνικών δικτύων. Οι Fechner και Godlewski [8] χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα στο υψηλότερο επίπεδο επεξεργασίας με σκοπό τη σύντηξη εικόνων υπέρυθρων και ορατού φάσματος για τη πλοήγηση ελικοπτέρου. Ο ρόλος τους ήταν ο εντοπισμός χαρακτηριστικών και τα αποτελέσματα τους καθοδηγούσαν τη διαδικασία σύντηξης. Η βάση της συντηγμένης εικόνας ήταν η εικόνα ορατού φάσματος, η οποία στη συνέχεια τροποποιείται από πληροφορία των υπέρυθρων εικόνων σε περιοχές όπου το νευρωνικό εντόπιζε ενδιαφέροντα χαρακτηριστικά. Στις περιοχές αυτές η σύντηξη γινόταν απλά με υπέρθεση των δύο εικόνων εισόδου.

2.3 Πολυαναλυτική σύντηξη εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων βασισμένη στη Gaussian πυραμιδική αναπαράσταση

Οι ιεραρχικές πολυαναλυτικές και πολλαπλής κλίμακας τεχνικές επεξεργασίας εικόνας είναι η βάση για πιο έξυπνους αλγόριθμους σύντηξης εικόνων. Οι πυραμίδες εικόνων αποτελούνται από μία σειρά υποζωνικών σημάτων (εικόνων), οργανωμένων στα επίπεδα της πυραμίδας. Καθένα από αυτά είναι μειωμένης ανάλυσης (ή μεγέθους) και αναπαριστά ένα τμήμα του φάσματος της αρχικής εικόνας. Η πληροφορία που περιέχεται σε καθένα υποζωνικό σήμα αντιστοιχεί σε μια συγκεκριμένη εμβέλεια κλίμακας, π.χ. κάθε υποζωνικό σήμα περιέχει χαρακτηριστικά συγκεκριμένου μεγέθους. Τα επίπεδα της πυραμίδας με μικρή ανάλυση περιέχουν μεγάλης κλίμακας πληροφορία ενώ αυτά με μεγάλη ανάλυση περιέχουν τις λεπτομέρειες από την αρχική εικόνα. Η σύντηξη εικόνων στη πυραμιδική τους αναπαράσταση επιτρέπει στο σύστημα σύντηξης να λάβει υπόψη τα χαρακτηριστικά της εικόνας διαφορετικής κλίμακας ξεχωριστά ακόμη και αν αυτά επικαλύπτονται στην αρχική εικόνα. Με τη



σύντηξη πληροφορίας στο πυραμιδικό χώρο η απόθεση χαρακτηριστικών από διαφορετικές εικόνες εισόδου επιτυγχάνεται με πολύ μικρότερη απώλεια πληροφορίας από ότι στη περίπτωση επεξεργασίας σε μία μόνο ανάλυση όπου χρησιμοποιούνται αριθμητικές μέθοδοι ή μέθοδοι αποκοπής και επικόλλησης. Ακόμη, αυτή η διαχωριστικότητα στη κλίμακα περιορίζει τα λάθη, λόγω μη βέλτιστων κανόνων σύντηξης που παίρνονται κατά τη διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών, σε ένα μικρό τμήμα του φάσματος. Αυτές οι ιδιότητες καθιστούν τους αλγόριθμους πολυαναλυτικής σύντηξης πιθανά πιο ευσταθείς από άλλες προσεγγίσεις σύντηξης.

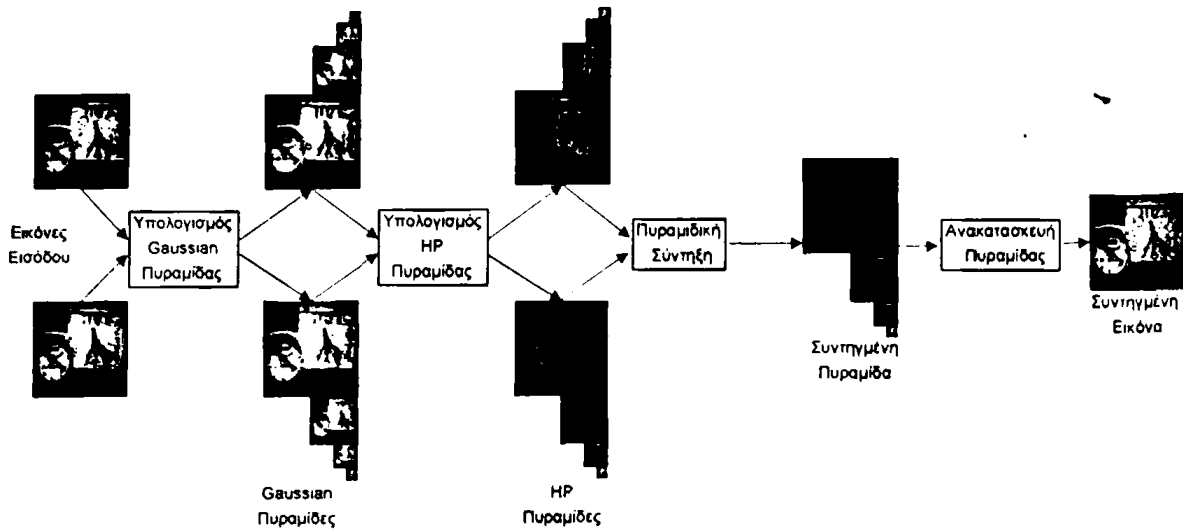
Η πολυαναλυτική επεξεργασία εικόνας εφαρμόστηκε αρχικά σε σύντηξη εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων χρησιμοποιώντας παραγώγους της Gaussian πυραμιδικής αναπαράστασης [9] στην οποία η πληροφορία της αρχικής εικόνας αναπαρίσταται μέσω μιας σειράς (μικρότερων) χαμηλού περάσματος προσεγγίσεων φθίνουσας ανάλυσης. Η πυραμίδα σχηματίζεται με επαναληπτικό χαμηλού περάσματος φιλτράρισμα, συνήθως με ένα 5×5 Gaussian πρότυπο εικονοστοιχείων, ακολουθούμενο από υποδειγματοληψία (down-sampling) με παράγοντα 2. Όλα τα συστήματα πολυαναλυτικής σύντηξης που βασίζονται σε αυτή τη γενική προσέγγιση έχουν κοινή δομή η οποία παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.2. Οι εικόνες εισόδοι αποσυντίθενται αρχικά στις Gaussian πυραμιδικές αναπαραστάσεις τους. Οι Gaussian πυραμίδες στη συνέχεια χρησιμοποιούνται ως βάση για έναν άλλο τύπο υψηλοπερατών πυραμίδων (HP), όπως για παράδειγμα οι Laplacian, οι οποίες περιέχουν σε κάθε επίπεδο αποκλειστικά μόνο πληροφορία του αντίστοιχου επιπέδου της Gaussian πυραμίδας. Τα σημαντικά χαρακτηριστικά των εικόνων εισόδου αναγνωρίζονται ως σημαντικοί συντελεστές των HP πυραμίδων και μεταφέρονται (συντήκονται) στη συντηγμένη εικόνα παράγοντας μία νέα, συντηγμένη, HP πυραμίδα από τους συντελεστές των εικόνων εισόδου. Η διαδικασία επιλογής σημαντικής πληροφορίας από τις πυραμίδες εισόδου ονομάζεται *επιλογή χαρακτηριστικών* ενώ η όλη διαδικασία της κατασκευής μιας νέας σύνθετης πυραμίδας ονομάζεται *πυραμιδική σύντηξη*. Η συντηγμένη πυραμίδα μετασχηματίζεται στη συντηγμένη εικόνα χρησιμοποιώντας μία πολυαναλυτική διαδικασία ανακατασκευής. Η διαδικασία αυτή είναι συμπληρωματική της αποσύνθεσης και περιλαμβάνει επαναληπτική επαναδειγματοληψία (up-sampling) των διαδοχικών επιπέδων της συντηγμένης Gaussian πυραμίδας και συνδυασμό (πρόσθεση στη περίπτωση της Laplacian πυραμίδας) με τα αντίστοιχα επίπεδα της συντηγμένης HP πυραμίδας, διαδικασία γνωστή ως *διεύρυνση*.

Οι Toet et. al. παρουσίασαν έναν αλγόριθμο βασισμένο στη χαμηλού περάσματος λόγου (ratio of low pass) πυραμίδα (RoLP) [10, 11]. Σε αυτή την αναπαράσταση κάθε επίπεδο της RoLP πυραμίδας σχηματίζεται από το λόγο του αντίστοιχου επιπέδου της Gaussian πυραμίδας και της διευρυμένης εκδοχής του χαμηλού περάσματος προσέγγισης της (του επόμενου επιπέδου). Οι συντελεστές της RoLP πυραμίδας μειωμένοι κατά μία μονάδα, αναπαριστούν μία προσέγγιση της τοπικής φωτεινότητας της αντίθεσης C όπως ορίζεται από το Weber:

$$C = \frac{L}{L_b} - 1, \quad (2.4)$$

όπου L είναι η τοπική φωτεινότητα που δίνεται από τη τιμή του σήματος στο συγκεκριμένο επίπεδο και L_b είναι η φωτεινότητα υποβάθρου εκτιμημένη από μία χαμηλού περάσματος





Σχήμα 2.2: Βασική δομή σύντηξης εικόνων βασισμένη σε παραγώγους της Gaussian πυραμιδικής αναπαράστασης

προσέγγιση. Η σύντηξη με RoLP πυραμίδα επιτυγχάνεται μεγιστοποιώντας τη τοπική φωτεινότητα της αντίθεσης σε κάθε θέση και κλίμακα, δηλαδή διαλέγοντας και μεταφέροντας το συντελεστή της πυραμίδας εισόδου που αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη τοπική αντίθεση στη συντηγμένη πυραμίδα. Τελικά, η συντηγμένη εικόνα παράγεται από τη συντηγμένη RoLP πυραμίδα με επαναληπτική διεύρυνση του χαμηλότερου επιπέδου της Gaussian πυραμίδας και πολλαπλασιάζοντας με τα αντίστοιχα επίπεδα της συντηγμένης RoLP πυραμίδας μέχρι να χρησιμοποιηθούν όλα τα επίπεδα της συντηγμένης πυραμίδας.

Μία εναλλακτική πολυαναλυτική πυραμιδική αναπαράσταση που παράγεται από τη Gaussian και χρησιμοποιήθηκε για σύντηξη εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων είναι η Laplacian πυραμίδα [12]. Παρόμοια με τη RoLP πυραμίδα που χρησιμοποιήθηκε από τον Toet, κάθε επίπεδο της Laplacian πυραμίδας σχηματίζεται ως η διαφορά του αντίστοιχου επιπέδου της Gaussian πυραμίδας και της διευρυμένης εκδοχής του χαμηλού περάσματος προσέγγισης της. Παρόλο που οι συντελεστές (εικονοστοιχεία) της Laplacian πυραμίδας δεν είναι άμεση αναπαράσταση της τοπικής αντίθεσης όπως στη RoLP πυραμίδα, οι τιμές των συντελεστών αυτών είναι ανάλογες της σημαντικότητας της υψηλής συχνότητας λεπτομέρειας σε μία συγκεκριμένη θέση.

Οι Pavel et. al. [13] χρησιμοποίησαν την προσέγγιση της Laplacian πυραμίδας. Εφάρμοσαν αριθμητική πυραμιδική σύντηξη όπου οι συντηγμένοι πυραμιδικοί συντελεστές παίρνουν τη τιμή ενός σταθμισμένου αθροίσματος των συντελεστών εισόδου:

$$D_l^F(m, n) = k_l^A(m, n)D_l^A(m, n) + k_l^B(m, n)D_l^B(m, n), \quad (2.5)$$

όπου $D_l^A(m, n)$, $D_l^B(m, n)$ αναπαριστούν τους συντελεστές των πυραμιδικών αναπαραστάσεων των εικόνων εισόδου και $D_l^F(m, n)$ τους συντελεστές της συντηγμένης πυραμίδας στο επίπεδο l και στη θέση (m, n) . Οι συντελεστές βαρών $k_l^A(m, n)$ και $k_l^B(m, n)$ καθορίζουν τη σχετική επιρροή της κάθε εισόδου στη συντηγμένη πυραμίδα στη συγκεκριμένη θέση και κλίμακα.



Η πυραμιδική μέθοδος σύντηξης που χρησιμοποιεί ο Akerman [14] περιλαμβάνει και ένα κανόνα επιλογής συντελεστών. Βασίζεται στην επιλογή εικονοστοιχείο προς εικονοστοιχείο αλλά ο κανόνας επιλογής αφέρθηκε να είναι προσαρμοστικός και να εξαρτάται από την εκάστοτε εφαρμογή. Η πιο συνήθης επιλογή συντελεστή είναι αυτή της επιλογής μεγίστου όπου οι συντηγμένοι συντελεστές παίρνουν τη τιμή του συντελεστή εισόδου με τη μεγαλύτερη απόλυτη τιμή:

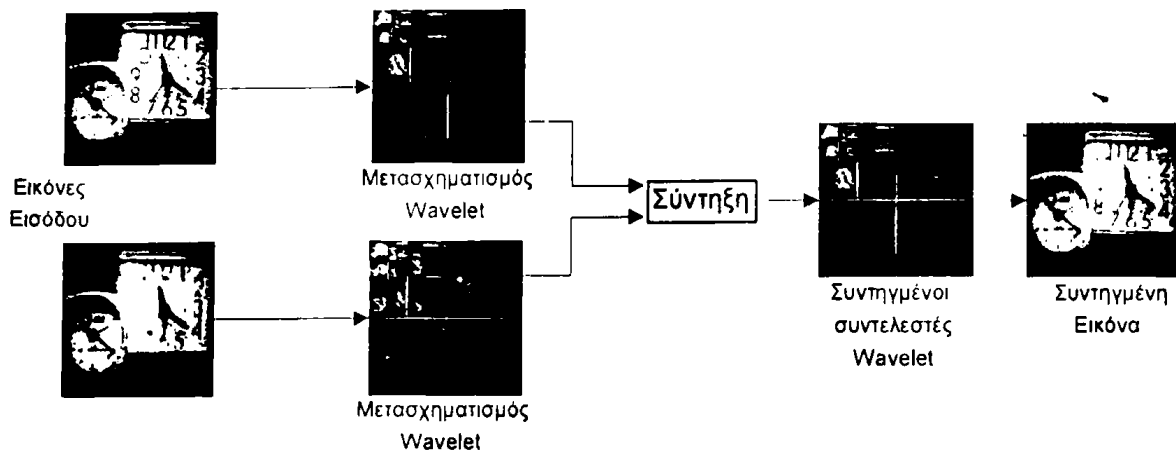
$$D_i^F(m, n) = \begin{cases} D_i^A(m, n), & \text{αν } |D_i^A(m, n)| \geq |D_i^B(m, n)| \\ D_i^B(m, n), & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (2.6)$$

Στη σύντηξη με Laplacian πυραμίδα, οι συντηγμένες εικόνες παράγονται μέσω επαναληπτικής διεύρυνσης των χαμηλότερων επιπέδων της Gaussian πυραμίδας ακολουθούμενη στη συνέχεια από πρόσθεση των συντηγμένων Laplacian επιπέδων. Γενικά όταν ακολουθείται η ίδια πυραμιδική στρατηγική σύντηξης, η σύντηξη με Laplacian πυραμίδα επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα από ότι η σύντηξη με RoLP τόσο στην ευστάθεια της απόδοσης της σύντηξης όσο και στην ποιότητα της συντηγμένης εικόνας. Ο λόγος για τον οποίο επιτυγχάνεται το παραπάνω είναι η σχετική «σταθερότητα» των διαδικασιών αφαίρεσης/πρόσθεσης της αποσύνθεσης/ανακατασκευής της Laplacian συγκρινόμενες με τις διαδικασίες διαίρεσης/πολλαπλασιασμού της RoLP.

Η σύντηξη με gradient πυραμίδα που παρουσιάστηκε από τους Burt και Kolczynski είναι μία άλλη σημαντική μέθοδος σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων που βασίζεται στη προσέγγιση της Gaussian πυραμίδας [15]. Η gradient πυραμίδα παράγεται από την FSD Laplacian [16] πυραμίδα εφαρμόζοντας τέσσερα φίλτρα ευαίσθητα στη κατεύθυνση. Όταν εφαρμόζονται σε όλα τα επίπεδα της κλίμακας, κάθε φίλτρο αφαιρεί όλη τη πληροφορία που δεν είναι στο εύρος κάποιου καλά ορισμένου προσανατολισμού, και τελικά έχουμε τέσσερις προσανατολισμένες Laplacian πυραμίδες οι οποίες στη συνέχεια συντήχονται ανεξάρτητα. Τα τέσσερα κατευθυντικά φίλτρα είναι συμπληρωματικά δηλαδή η αυθεντική Laplacian πυραμίδα προκύπτει από το άθροισμα των τεσσάρων πυραμίδων. Η τελική συντηγμένη εικόνα προκύπτει από ανακατασκευή της κλασικής Laplacian πυραμίδας η οποία προέκυψε με τον παραπάνω τρόπο.

Επιπρόσθετα με τη gradient πυραμίδα, οι Burt και Kolczynski χρησιμοποίησαν μια πιο έξυπνη πυραμιδική τεχνική από αυτή της επιλογής εικονοστοιχείο προς εικονοστοιχείο. Ο μηχανισμός επιλογής χαρακτηριστικών που παρουσιάζουν χρησιμοποιεί έναν κανόνα επιλογής συντελεστών βασισμένο σε γειτονιές, όπου υπολογίζεται ένα μέτρο σημαντικότητας και ένα ομοιότητας (μέτρο ταιριάσματος) μεταξύ των εισόδων για κάθε εικονοστοιχείο χρησιμοποιώντας μία 3×3 ή 5×5 γειτονιά. Στη περίπτωση μικρού ταιριάσματος ή καμιάς ομοιότητας μεταξύ των εισόδων επιλέγεται απλά ο συντελεστής με το μεγαλύτερο μέτρο σημαντικότητας για τη συντηγμένη πυραμίδα. Διαφορετικά χρησιμοποιείται ένα σταθμισμένο άθροισμα του οποίου τα βάρη εξαρτώνται από τα μέτρα σημαντικότητας και ομοιότητας των συντελεστών εισόδου. Αυτή η μέθοδος πυραμιδικής σύντηξης είναι μία βελτίωση του απλού κανόνα επιλογής μεγίστου τόσο στην ευστάθεια της απόδοσης της σύντηξης όσο και στην ποιότητα της συντηγμένης εικόνας. Η τεχνική αυτή χρησιμοποιήθηκε και από άλλες προσεγγίσεις εκτός της gradient πυραμίδας όπως σύντηξη βασισμένη σε wavelet.





Σχήμα 2.3: Βασική δομή σύντηξης εικόνων που βασίζεται στο μετασχηματισμό wavelet

2.4 Σύντηξη εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων βασισμένη στο μετασχηματισμό wavelet

Ο διακριτός μετασχηματισμός Wavelet (DWT) εφαρμόστηκε επιτυχώς στο τομέα επεξεργασίας εικόνας με την εμφάνιση του αλγορίθμου του Mallat ο οποίος επέτρεψε την εφαρμογή δυοδιάστατου DWT χρησιμοποιώντας μονοδιάστατα φίλτρα [17]. Η δομή ενός συστήματος σύντηξης εικόνων βασισμένη σε wavelet δίνεται στο Σχήμα 2.3. Η ιδέα της σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων βασισμένη στο μετασχηματισμό wavelet είναι ότι χρησιμοποιούμε το μετασχηματισμό wavelet κάθε εικόνας εισόδου. Στη συνέχεια με συγκεκριμένους κανόνες απόφασης ή χρήσης βαρών στους συντελεστές των μετασχηματισμών παίρνουμε τους συντηγμένους συντελεστές και συνθέτοντας τους τη συντηγμένη εικόνα. Οι εικόνες εισοδοι μετασχηματίζονται στη πυραμιδική αναπαράσταση wavelet. Η κλίμακα της δομής παραμένει λογαριθμική δηλαδή για κάθε επίπεδο της πυραμίδας η κλίμακα μειώνεται κατά ένα παράγοντα 2 και προς τις δύο κατευθύνσεις. Η πυραμιδική αναπαράσταση wavelet έχει τρεις διαφορετικές υποζωνικές εικόνες η οποίες περιέχουν πληροφορίες για τον οριζόντιο, κάθετο και διαγώνιο προσανατολισμό σε κάθε επίπεδο της πυραμίδας. Το μέγεθος των συντελεστών της πυραμίδας ισοδυναμεί με την «αντίθεση» στη συγκεκριμένη κλίμακα για την αρχική εικόνα και άρα μπορεί να χρησιμοποιηθεί άμεσα ως αναπαράσταση των εμφανών συστατικών της εικόνας. Επιπλέον η αναπαράσταση με wavelet είναι συμπαγής δηλαδή το συνολικό μέγεθος όλων των υποζωνικών (sub-band) εικόνων στη πυραμίδα είναι το ίδιο με το μέγεθος της αρχικής εικόνας.

Ένα από τα πρώτα συστήματα σύντηξης βασισμένα σε wavelet παρουσιάστηκε από τους Li et. al. το 1995 [18]. Χρησιμοποιεί τη τεχνική του Mallat για να αποσυνθέσει τις εικόνες που δίνονται ως εισοδοι και ένα χαρακτηριστικό επιλογής που βασίζεται σε περιοχές για πυραμιδική σύντηξη. Στο προτεινόμενο σύστημα οι Li et. al. χρησιμοποιούν μία 3×3 ή 5×5 γειτονιά για να αξιολογήσουν ένα τοπικό μέτρο δραστηριότητας που σχετίζεται με το κεντρικό εικονοστοιχείο. Αυτό δίνεται από τη μεγαλύτερη απόλυτη τιμή των συντελεστών στη γειτονιά. Στη περίπτωση που οι συντελεστές από τις δύο διαφορετικές πυραμίδες έχουν



διαφορετικές τιμές επιλέγεται ο συντελεστής με το μεγαλύτερο τοπικό μέτρο δραστηριότητας για τη συντηγμένη πυραμίδα. Διαφορετικά, σε όμοιους συντελεστές απλώς βρίσκουμε το μέσο όρο για να πάρουμε τη συντηγμένη τιμή. Στη συνέχεια μετά τη διαδικασία επιλογής, εφαρμόζεται ένα φίλτρο πλειοψηφίας στο δυαδικό χάρτη απόφασης για να απομακρύνει κακές επιλογές που προκαλούνται από σημεία στα οποία υπάρχει θόρυβος. Αυτή η τεχνική σύντηξης έχει καλά αποτελέσματα στα χαμηλότερα επίπεδα της πυραμίδας αλλά σε ευρύτερα επίπεδα ανάλυσης η επιλογή αλλά και το πλειοψηφικό φίλτρο μπορούν να επηρεάσουν την επιλογή ως προς τη μία είσοδο μόνο.

Σχεδόν συγχρόνως με το προηγούμενο σύστημα, οι Chirpman et. al. [19] ερεύνησαν τη χρήση wavelets στη σύντηξη εικόνας. Εστίασαν κυρίως σε γενικές οπτικές γωνίες της σύντηξης με wavelet. Συνέχριναν την συμβατική ιστροπική (Mallat [17]) αναπαράσταση με πιο προηγμένες τανυστικές πυραμιδικές αναπαραστάσεις, στις οποίες η αποσύνθεση εκτελείται προς μία κατεύθυνση μόνο. Το συμπέρασμα ήταν ότι η συμβατική ιστροπική αναπαράσταση παράγει καλύτερα αποτελέσματα σύντηξης. Για πυραμιδικές μεθόδους σύντηξης πρότειναν προσαρμοστικότητα δηλαδή ότι η «ιδανική λύση» εξαρτάται αποκλειστικά από την εφαρμογή. Επίσης μελέτησαν προβλήματα της σύντηξης εικόνων με wavelet. Το κακό χωρικό ταίριασμα (miss-registration) των εισόδων και η απώλεια των συντελεστών (με μηδενισμό τους) είχαν τα χειρότερα αποτελέσματα στη ποιότητα της συντηγμένης εικόνας. Επιπλέον οι συγγραφείς μελέτησαν την απομάκρυνση του θορύβου σε συνδυασμό με τη διαδικασία σύντηξης. Πρότειναν ως λύση τη χρησιμοποίηση κατωφλίου στους συντελεστές των wavelet στα χαμηλά επίπεδα της πυραμίδας.

Μία άλλη σημαντική συνεισφορά στη σύντηξη εικόνων με wavelet δόθηκε από τον Yocky [20-22]. Ερεύνησε τη σύντηξη εικόνων με wavelet για να αυξήσει την ανάλυση πολυφασματικών δορυφορικών εικόνων υψηλής ανάλυσης πανχρωματικών δεδομένων. Η βασική αρχή είναι αυτή της πυραμιδικής μεγιστοποίησης δηλαδή υψηλά επίπεδα λεπτομέρειας των παγχρωματικών πυραμίδων επισυνάπτονται στις πολυφασματικές πυραμίδες για να αντικαταστήσουν τη χαμένη πληροφορία στις λεπτομέρειες. Ο αριθμός των επιπέδων που προστίθεται εξαρτάται από την απαίτηση τελικής ανάλυσης ή τη μέγιστη ανάλυση διαθέσιμη στη παγχρωματική πυραμίδα [20, 21]. Επιπρόσθετα ο Yocky μελέτησε, αριθμητική σύντηξη με wavelet [21] και πιο συγκεκριμένα άθροιση συντελεστών. Αυτός ο τύπος σύντηξης ωστόσο παράγει κάποια τεχνικά σφάλματα που προέρχονται από χαρακτηριστικά της χαμηλής ανάλυσης εικόνας. Ο Yocky ασχολήθηκε πέρα από τις προτεινόμενες μεθόδους σύντηξης και με τα τεχνικά σφάλματα που εισάγουν διάφορες προσεγγίσεις σύντηξης περιλαμβανομένης και της σύντηξης με wavelets [22]. Συμπέρανε ότι η φασματική πληροφορία που πετυχαίνει η σύντηξη με wavelets είναι μεγαλύτερη από τις πιο απλές προσεγγίσεις σύντηξης αλλά ότι και το miss-registration και η επαναδειγματοληψία επηρεάζει μεγαλύτερες περιοχές όταν η σύντηξη γίνεται με wavelets.

Η επέκταση πυραμίδων χρησιμοποιώντας wavelet για την αύξηση της ανάλυσης πολυφασματικών χαμηλής ανάλυσης δορυφορικών εικόνων προτάθηκε και από τους Garguet et. al. [23] σε ένα σύστημα παρόμοιο με αυτό του Yocky [20].

Η ανίχνευση κρυμμένων όπλων είναι μία άλλη εφαρμογή η οποία ωφελήθηκε από τις



τεχνικές σύντηξης βασισμένες σε wavelet. Οι Uner et. al. [24] και οι Slimani et. al. [25] παρουσίασαν ένα σύστημα σύντηξης οπτικών και υπέρυθρων εικόνων με μερικώς εντοπισμένους στόχους για την εύρεση χρυμμένων όπλων χρησιμοποιώντας το διακριτό μετασχηματισμό wavelet. Στην εργασία των Slimani et. al. [25] μελετούνται οι δυνατότητες της μεθόδου σύντηξης των Uner et. al. [24]. Η αποσύνθεση των εικόνων εισόδου γίνεται πάλι χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο του Mallat, ο οποίος δίνει σαν αποτέλεσμα την ιστροπική πυραμίδα Wavelet. Η πυραμιδική σύντηξη επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο επιλογής χαρακτηριστικών των Burt και Kolczynski [15]. Παρατηρήθηκαν βελτιώσεις στην ανίχνευση όταν συμπληρωματικές πληροφορίες λαμβάνονταν από διαφορετικούς αισθητήρες.

Το σύστημα ανίχνευσης χρυμμένων όπλων των Ramac et. al. [26] είναι μία επέκταση της έρευνας που παρουσιάστηκε στις αναφορές [24] και [25]. Χρησιμοποιεί την ίδια μέθοδο σύντηξης εικόνας με wavelets ακολουθούμενη από τον αλγόριθμο επιλογής χαρακτηριστικών των Burt και Kolczynski [15]. Αυτή τη φορά ωστόσο η σύντηξη εικόνων εφαρμόζεται σε χαμηλού επιπέδου επεξεργασμένες εικόνες από υπέρυθρες και MMW (millimetre wave) κάμερες. Η σύντηξη εικόνων εφαρμόζεται μετά από μορφολογικό φιλτράρισμα αλλά πριν την εξαγωγή χαρακτηριστικών. Τα αποτελέσματα τους δείχνουν ότι η σύντηξη βελτιώνει την ανίχνευση και ότι το μορφολογικό φιλτράρισμα απομακρύνει κάποια από τα σφάλματα θορύβου που υποβαθμίζουν το αποτέλεσμα σύντηξης.

Οι Wang et. al. πρότειναν ένα αλγόριθμο σύντηξης εικόνων με wavelets για σύντηξη εικόνων χαμηλού φωτισμού διπλού φάσματος (οπτικές και υπέρυθρες) [27]. Το σύστημα χρησιμοποιεί συμβατική αποσύνθεση με wavelets και ένα μηχανισμό μεγιστοποίησης της αντίθεσης του στόχου για σύντηξη των πυραμίδων εισόδου. Η αντίθεση του στόχου υπολογίζεται ως λόγος των συντελεστών wavelet και της τοπικής φωτεινότητας σε μία περιοχή 5×5 .

Ένα σύστημα για τη βελτίωση της εξόδου αισθητήρων οπτικού φάσματος σε σκοτεινές συνθήκες (σύννεφα) με σύντηξη με τις εξόδους άλλων αισθητήρων με διαφορετικά χαρακτηριστικά αναπτύχθηκε από τους Grew και Brooks [28]. Η μέθοδος που ακολουθείται είναι συμβατική ιστροπική αποσύνθεση των εικόνων εισόδου ακολουθούμενη από μία βέλτιστη τεχνική σύντηξης πυραμίδων. Η βέλτιστη πυραμιδική τεχνική σύντηξης ορίζεται με μία αναζήτηση στο προκαθορισμένο χώρο παραμέτρων ως τύπος γενικής σύντηξης. Η αναζήτηση προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα μεταξύ της εικόνας που παράχθηκε από τη σύντηξη των προσομοιούμενων εικόνων εισόδου και της εικόνας που χρησιμοποιείται ως βέλτιστη. Επίσης προτείνεται τεχνική για απομάκρυνση θορύβου βασισμένη στη χρησιμοποίηση κατωφλίου στους συντελεστές wavelet.

Ένας μηχανισμός για τη σύντηξη ακολουθιών εικόνων με wavelets προτείνεται από τους Rockinger και Fechner [29]. Για να επιτύχει χρονική σταθερότητα και συνέπεια στη συντηγμένη ακολουθία το σύστημα χρησιμοποιεί μία ανεξάρτητη μετατόπισης επέκταση του δυσδιάστατου μετασχηματισμού wavelet (SIDWT). Ο SIDWT είναι μία πολυκλιμακωτή πλεονάζουσα αναπαράσταση wavelet η οποία δεν υποβαθμίζει τα φιλτραρισμένα σήματα. Αντίθετα τα φίλτρα ανάλυσης παρεμβάλλονται εισάγοντας μηδενικά. Η πυραμιδική σύντηξη υλοποιείται με επιλεκτική σύντηξη των συντελεστών υποζωνών και τροποποιημένο μέσο



όρο των χαμηλού περάσματος των υπολοίπων. Ο SIDWT αναφέρεται ότι παράγει καλύτερα αποτελέσματα σε όρους χρονικής σταθερότητας σε ακολουθίες πολυαισθητήρων συγκρινόμενη με τη σύντηξη με συμβατική μέθοδο DWT.

Ο Wang [30] παρουσιάζει μία νέα προσέγγιση για τη σύντηξη εικόνων. Εφαρμόζει multiwavelet για να αποσυνθέσει τις εικόνες εισόδου και στη συνέχεια εφαρμόζει ένα κανόνα επιλογής για να συνθέσει τη συντηγμένη εικόνα. Παρατηρεί ότι όταν οι εικόνες συντήκονται στο multiwavelet χώρο διαφορετικές εμβέλειες συχνότητας επεξεργάζονται διαφορετικά. Μπορεί να συντήξει πληροφορία από τις εικόνες εισόδου επαρκώς και να βελτιώσει την ανάλυση της πληροφορίας και την εξαγωγή χαρακτηριστικών. Δοκιμάζει τον αλγόριθμο σύντηξης σε διαφορετικά είδη εικόνων και παρατηρεί ότι η μέθοδος είναι αποτελεσματική.

Μία διαφορετική προσέγγιση για τη σύντηξη εικόνας προτάθηκε από τους Hill et al. [31]. Η αμεταβλητότητα στη μετακίνηση (shift invariance) του μετασχηματισμού wavelet υποστηρίζουν ότι είναι σημαντική στη διαδικασία σύντηξης. Έτσι, πρότειναν τη χρησιμοποίηση ενός αμετάβλητου στη μετακίνηση και εκλεκτικού στο προσανατολισμό μετασχηματισμό wavelet για τη σύντηξη εικόνων τον dual tree complex wavelet μετασχηματισμό (DTCWT). Αναφέρεται ότι τα αποτελέσματα της τεχνικής αυτής συγκρινόμενα με αυτά του διακριτού μετασχηματισμού wavelet είναι καλύτερα με μειονέκτημα το μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος.

Μία σύγκριση του πλεονάζοντος με τον ορθογώνιο μετασχηματισμό wavelet παρουσιάζεται στο άρθρο των Chibani και Houacine [32]. Χρησιμοποιούν μη ορθογώνιο (ή πλεονάζων) μετασχηματισμό για την αποσύνθεση των εικόνων ως διαφορετική προσέγγιση για την εξαγωγή χαρακτηριστικών. Κάνοντας πειράματα σε διαφορετικά είδη εικόνων δείχνουν ότι η προσέγγιση τους έχει καλύτερα αποτελέσματα από τη κλασική wavelet αποσύνθεση στη σύντηξη εικόνων.

2.5 Από τη σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων στη σύντηξη σε επίπεδο περιοχών

Οι μέχρι τώρα αλγόριθμοι που έχουμε παρουσιάσει στις προηγούμενες παραγράφους είναι κυρίως προσεγγίσεις σε επίπεδο εικονοστοιχείων. Σε αυτές τις μεθόδους κάθε μεμονωμένος συντελεστής πολυαναλυτικής αποσύνθεσης (ή πιθανόν οι συντελεστές σε ένα προκαθορισμένο παράθυρο) αντιμετωπίζονται λίγο ως πολύ ανεξάρτητα. Ωστόσο, για τις περισσότερες, αν όχι όλες, τις προσεγγίσεις σύντηξης εικόνων φαίνεται πιο ουσιαστικές να συνδυάζουμε αντικείμενα αντί εικονοστοιχεία. Ένα ενδιαμέσο βήμα μεταξύ σχημάτων σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων προς επίπεδο αντικειμένων μπορεί κάποιος να προτείνει σύντηξη σε επίπεδο περιοχών. Υπάρχει ένας αριθμός πλεονεκτημάτων της σύντηξης σε επίπεδο περιοχών [33]:

- **Έξυπνοι κανόνες σύντηξης:** Οι κανόνες σύντηξης (επιλογή χαρακτηριστικών) στηρίζονται σε ομάδες εικονοστοιχείων οι οποίες σχηματίζουν τις περιοχές μιας εικόνας.



Έτσι, μπορούν να γίνουν πιο έξυπνες διαδικασίες για την επιλογή των περιοχών της συντηγμένης εικόνας βασισμένες σε ιδιότητες των περιοχών.

- **Τονισμός χαρακτηριστικών:** Περιοχές με συγκεκριμένες ιδιότητες μπορούν να αναβαθμιστούν ή να υποβαθμιστούν στη συντηγμένη εικόνα με βάση τα χαρακτηριστικά της κάθε περιοχής.
- **Χαμηλή ευαισθησία στο θόρυβο:** Η επεξεργασία σημαντικών περιοχών από την επεξεργασία μεμονωμένων εικονοστοιχείων ή τυχαίων περιοχών μπορεί να βοηθήσει να ξεπεραστούν προβλήματα των μεθόδων σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων όπως ευαισθησία στο θόρυβο, θόλωμα και κακό χωρικό ταίριασμα (miss-registration).
- **Χωρικό ταίριασμα:** Η πληροφορία που εξάγεται από τη σύντηξη μπορεί να χρησιμοποιηθεί έτσι ώστε να βοηθήσει στο χωρικό ταίριασμα των εικόνων.
- **Σύντηξη video:** Σχήματα σύντηξης video σε επίπεδο περιοχών μπορούν να χρησιμοποιήσουν πρόβλεψη κίνησης (motion estimation) για να εντοπίσουν τα συντηγμένα χαρακτηριστικά, επιτρέποντας στη πλειοψηφία των frames να προβλεφτούν από κάποια ήδη συντηγμένα frames.

2.6 Πολυαναλυτική σύντηξη εικόνων σε επίπεδο περιοχών

Στη πολυαναλυτική σύντηξη εικόνων σε επίπεδο περιοχών γίνεται αρχικά με κάποιο τρόπο μια κατάτμηση των εικόνων έτσι ώστε να παραχθεί ένα σύνολο περιοχών (δεν είναι πραγματική κατάτμηση). Διάφορες ιδιότητες αυτών των περιοχών μπορούν να υπολογιστούν και στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για να ορίσουν ποια χαρακτηριστικά από ποιες εικόνες θα χρησιμοποιηθούν στη συντηγμένη εικόνα. Αυτό έχει πλεονεκτήματα έναντι της σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων αφού μπορούν να υλοποιηθούν πιο έξυπνοι κανόνες σύντηξης σε πραγματικά χαρακτηριστικά από τους κανόνες σε μεμονωμένα ή σε προκαθορισμένα παράθυρα εικονοστοιχείων.

Οι Piella et. al. παρουσίασαν μία νέα τεχνική για πολυαναλυτική σύντηξη η οποία συνδυάζει ιδέες από πολυαναλυτική σύντηξη σε επίπεδο περιοχών αλλά και εικονοστοιχείων [2, 34, 35]. Εφαρμόζουν μία μέθοδο κατάτμησης βασισμένη στη συνδεδεμένη πυραμίδα. Η μέθοδος κατάτμησης που χρησιμοποιήθηκε παράγει μία κοινή κατάτμηση για όλες τις εικόνες εισόδου. Επίσης έχουμε κατάτμηση σε διάφορα επίπεδα ανάλυσης. Στη συνέχεια οι περιοχές συντήκονται βάσει μιας απλής ιδιότητας των περιοχών όπως ο μέσος όρος του μέτρου δραστηριότητας των περιοχών. Για την αποσύνθεση των εικόνων εισόδου χρησιμοποίησαν τον Laplacian μετασχηματισμό. Αναφέρουν ότι η μέθοδος αυτή έχει συγκρίσιμα ή και καλύτερα αποτελέσματα από τεχνικές σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων.

Οι Lewis et.al. παρουσίασαν μία νέα μέθοδο για σύντηξη σε επίπεδο περιοχών [33]. Χρησιμοποιείται ο dual-tree complex wavelet μετασχηματισμός για την κατάτμηση των χαρακτηριστικών των εικόνων εισόδου είτε από κοινού είτε χωριστά για να παράγει ένα χάρτη περιοχών. Χαρακτηριστικά κάθε περιοχής υπολογίζονται και χρησιμοποιείται μία



προσέγγιση βασισμένη σε περιοχές για τη σύντηξη των εικόνων περιοχή προς περιοχή στο πεδίο των wavelets. Αναφέρεται ότι η μέθοδος δίνει συγκρίσιμα αποτελέσματα με σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων αλλά έχει και κάποια πλεονεκτήματα όπως εξυπνότερους κανόνες σύντηξης.

Ένα σύστημα που χρησιμοποιεί πολυαναλυτική σύντηξη σε επίπεδο περιοχών για την ανίχνευση κρυμμένων όπλων παρουσιάστηκε από τους Zhang et. al. [36]. Χρησιμοποιούν την μέθοδο του Canpy για τον εντοπισμό ακμών και στη συνέχεια κάνουν κατάτμηση σε περιοχές βασισμένη στη πληροφορία των ακμών. Στη συνέχεια υπολογίζει ένα μέτρο δραστηριότητας για κάθε περιοχή ως το μέσο όρο των τοπικών μέτρων δραστηριότητας των εικονοστοιχείων που ανήκουν στη περιοχή. Με έναν κανόνα επιλογής μεγίστου αποφασίζει αν η περιοχή αυτή ανήκει στη συντηγμένη εικόνα.

2.7 Αξιολόγηση επίδοσης σύντηξης εικόνων

Ο τομέας της σύντηξης εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων είναι καινούριος με την πλειοψηφία των εργασιών να έχουν δημοσιευτεί τα τελευταία δέκα χρόνια. Καθώς το ενδιαφέρον για το θέμα αυξανόταν δημοσιεύονταν περισσότερες προσεγγίσεις σύντηξης και συνεπώς προέκυψε η ανάγκη για έναν τρόπο να αξιολογηθεί η απόδοση αυτών των συστημάτων. Το κίνητρο ήταν η πρακτική ανάγκη να καθοριστεί η βέλτιστη προσέγγιση σύντηξης για κάθε εφαρμογή. Κατά συνέπεια, ένας περιορισμένος αριθμός δημοσιεύσεων που εξετάζουν το πρόβλημα της επίδοσης της σύντηξης εμφανίστηκε στη βιβλιογραφία. Αυτή η πρόωρη εργασία στην αξιολόγηση της επίδοσης της σύντηξης βρήκε εμπόδιο την έλλειψη γενικής συμφωνίας για τον καθορισμό των στόχων της σύντηξης εικόνας σε επίπεδο εικονοστοιχείων. Αντ' αυτού, διάφοροι λίγο ως πολύ τυπικοί ορισμοί οι οποίοι ήταν συχνά ελλιπείς και εξαρτώμενοι από την εφαρμογή εμφανίστηκαν. Η αποτυχία στο κατάλληλο καθορισμό του τι πρέπει να γίνεται κατανοητό με τον όρο «τέλεια σύντηξη» σημαίνει ότι η περισσότερη δουλειά που έγινε στο παρελθόν στρέφεται σε συγκεκριμένες πτυχές της διαδικασίας σύντηξης. Σαν αποτέλεσμα, αυτές η εργασίες ήταν σημαντικές μόνο σε ένα περιορισμένο ακροατήριο που εργάζεται σε εκείνο το μικρό τομέα σύντηξης εικόνας που σχετίζεται με τη συγκεκριμένη εφαρμογή. Ακολουθούν δύο υποενοτήτες οι οποίες διαιρούν τα μέτρα σύντηξης εικόνας σε δύο ομάδες: εκείνα που βασίζονται σε υποκειμενική και σε εκείνα που βασίζονται σε αντικειμενική αξιολόγηση της απόδοσης σύντηξης εικόνας σε επίπεδο εικονοστοιχείων.

2.7.1 Υποκειμενικά μέτρα επίδοσης για σύντηξη εικόνων

Οι υποκειμενικές μέθοδοι αξιολόγησης αντιπροσωπεύουν τις γενικότερα αποδεκτές και ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους για αξιολόγηση της επίδοσης της σύντηξης εικόνας. Αφορά άτομα που διερευνούν τις συντηγμένες εικόνες υπό ελεγχόμενες συνθήκες με σκοπό τον προσδιορισμό των πλεονεκτημάτων των συντηγμένων εικόνων σε σχέση με τις αρχικές εικόνες ή το σχετικό πλεονέκτημα μίας προσέγγισης σύντηξης σε σχέση με κάποια



άλλη. Ανάλογα με το ρόλο του ανθρώπου στη δοκιμή υπάρχουν ενεργητικές και παθητικές υποκειμενικές δοκιμές.

Οι ενεργητικές υποκειμενικές δοκιμές απαιτούν από τον άνθρωπο να εκτελέσει κάποια ενέργεια ή να ολοκληρώσει συγκεκριμένους στόχους σε σχέση με τη πληροφορία που περιέχει η συντηγμένη εικόνα ή μια σειρά εικόνων. Ένα παράδειγμα μιας τέτοιας δοκιμής είναι αυτή κατά την οποία κάποιος άνθρωπος καλείται να αναγνωρίσει και να εντοπίσει ένα συγκεκριμένο αντικείμενο στην υπάρχουσα σκηνή. Ο χρόνος που απαιτείται για τον άνθρωπο για να εντοπίσει και να αναγνωρίσει το στόχο και η πιθανότητα σωστής ταξινόμησης καθώς και οι λάθος απαντήσεις αποτελούν μία ένδειξη για το πόσο χρήσιμη είναι η συντηγμένη εικόνα.

Στις παθητικές υποκειμενικές δοκιμές ο χρήστης δε παίζει κανένα ενεργό ρόλο και απαιτείται απλώς να εξετάσει τις συντηγμένες εικόνες και να φτάσει σε κάποια μορφή συμπεράσματος ή προτίμησης σε σχέση με την αντιληπτή επίδοση της σύντηξης. Αυτές οι δοκιμές συνήθως δεν έχουν χρονικό περιορισμό. Ένα παράδειγμα παθητικών υποκειμενικών δοκιμών είναι οι δοκιμές επιλογής προτίμησης όπου παρουσιάζεται ένας αριθμός συντηγμένων εικόνων που παράχθηκαν με διαφορετικές τεχνικές σύντηξης και ζητείται από τον χρήστη να εκφράσει τη προτίμηση του για μία από τις εναλλακτικές εικόνες βασισμένος στην αντιληπτή ποιότητα της συντηγμένης εικόνας.

Οι υποκειμενικές δοκιμές μπορούν να ταξινομηθούν περαιτέρω σε τυπικές και μη τυπικές ανάλογα με το επίπεδο ελέγχου των συνθηκών κάτω από τις οποίες οι δοκιμές πραγματοποιούνται. Οι συνθήκες κατά τη διάρκεια τυπικών υποκειμενικών δοκιμών ακολουθούν αυστηρά ένα καλά ορισμένο σύνολο κανόνων που αφορούν θέματα όπως μέγεθος της οθόνης, συνθήκες φωτισμού του υποβάθρου, απόσταση των ανθρώπων από την οθόνη, χρόνος που χρειάστηκε για να ολοκληρωθεί η δοκιμή και ο τρόπος με τον οποίο οι άνθρωποι πραγματοποιούν κάποιες ενέργειες. Οι μη τυπικές υποκειμενικές δοκιμές χρησιμοποιούν ένα πιο χαλαρό σύνολο συνθηκών επιτρέποντας σε κάποιες απ' αυτές να αλλάζουν έως ένα συγκεκριμένο βαθμό. Εξαιτίας της μεγαλύτερης επιρροής των συνθηκών στα αποτελέσματα οι ενεργητικές δοκιμές συνήθως εκτελούνται ως τυπικές, ενώ οι παθητικές όπου τα αποτελέσματα είναι σε λογικά πλαίσια ανεξάρτητα των συνθηκών εκτελούνται ως μη τυπικές. Οι ενεργητικές τυπικές δοκιμές συνήθως χρησιμοποιούνται για αξιολόγηση της σύντηξης εικόνας για συγκεκριμένες εφαρμογές όπως για παράδειγμα πλοήγηση ελικοπτερού [37,38], όπου οι συνθήκες των δοκιμών καθώς και ο τύπος των ενεργειών που απαιτούνται είναι σαφώς καθορισμένες από τον στόχο της εφαρμογής. Παθητικές, μη τυπικές δοκιμές είναι πιο πιθανόν να χρησιμοποιηθούν για το γενικό σχεδιασμό σύντηξης όπου δοκιμάζονται διαφορετικές εναλλακτικές μέθοδοι σύντηξης στη διαδικασία ανάπτυξης ενός συστήματος.

Ο αριθμός και η εμπειρία των ανθρώπων που χρησιμοποιούνται για αυτές τις δοκιμές είναι ένας άλλος σημαντικός παράγοντας που πρέπει να ληφθεί υπόψη. Ισχύει βεβαίως η άποψη του «όσο περισσότεροι τόσο καλύτερα» αφού ο αριθμός καθορίζει την αξιοπιστία του αποτελέσματος. Λόγω της σχετικής δυσκολίας στο στήσιμο της δοκιμής, οι τυπικές δοκιμές γίνονται γενικά με ένα μικρό αριθμό ανθρώπων, μέχρι 10, ενώ στα μη τυπικά είναι από 10 μέχρι 30. Ωστόσο, δεν μετράει η γνώμη όλων το ίδιο. Η σύνθεση του ανθρώπινου



δείγματος μπορεί να κατηγοριοποιηθεί ανάλογα με την εμπειρία του καθενός σε έμπειρους, μέτριους και αρχάριους. Έμπειρος χαρακτηρίζεται κάποιος που συνδέεται στενά είτε με το σχεδιασμό είτε με τη χρήση του συστήματος σύντηξης και γνωρίζει έτσι τους στόχους της σύντηξης. Από την άλλη μεριά ως αρχάριοι χαρακτηρίζονται αυτοί οι οποίοι δεν είχαν καμία επαφή με τη σύντηξη εικόνας προηγουμένως. Αυτοί πρέπει να ενημερωθούν σχετικά πριν τη δοκιμή. Ως μέτριοι χαρακτηρίζονται είτε άνθρωποι που ασχολούνται με επεξεργασία εικόνας γενικά ή ένα σύνολο που προκύπτει από μίξη των δύο παραπάνω κατηγοριών αρχαρίων και έμπειρων.

Η πρώτη αναφορά για χρήση υποκειμενικών αλλά και γενικά οποιασδήποτε μορφής εκτίμησης της επίδοσης της σύντηξης εικόνας παρουσιάστηκε από τους Ryan και Tinkler [37]. Διεξήγαγαν τυπικές υποκειμενικές δοκιμές για να καθορίσουν το σχετικό πλεονέκτημα των συντηγμένων εικόνων σε σχέση με εικόνες από μεμονωμένους αισθητήρες στη νυχτερινή πλοήγηση ελικοπτέρων. Οι άνθρωποι που συμμετείχαν στις δοκιμές κατηγοριοποιούνταν στους έμπειρους και αποτελούσαν από πιλότους ελικοπτέρων σε πραγματικές συνθήκες δοκιμών δηλαδή το σύστημα σύντηξης εφαρμόστηκε στο κράνος του πιλότου. Οι δοκιμές ήταν ενεργές από τη φύση τους και οι πιλότοι έπρεπε να εκτελέσουν ένα προκαθορισμένο αριθμό εργασιών. Οι αισθητήρες που χρησιμοποιήθηκαν στις δοκιμές ήταν υπέρυθρες κάμερες και κάμερες ενδυνάμωσης της ορατής εμβέλειας. Οι πιλότοι εκτέλεσαν τις δοκιμές χρησιμοποιώντας πρώτα την έξοδο κάθε αισθητήρα ξεχωριστά και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας τη συντηγμένη εικόνα. Οι πιλότοι στη συνέχεια βαθμολόγησαν την επίδοση κάθε συστήματος σε ένα αριθμό πτυχών όπως ποιότητα εικόνας, παρουσία αισθητών ενδείξεων, φόρτο εργασίας, αξιοπιστία κλπ. Επιπρόσθετα με τα δεδομένα που πήραν από τον ίδιο το πιλότο, μία άλλη πιο αντικειμενική εκτίμηση της απόδοσης δόθηκε από το πιλότο ασφαλείας. Εκτελέστηκαν πολλές δοκιμές για ποικίλες κλιματολογικές συνθήκες. Σε όλες τις δοκιμές η χρήση της συντηγμένης εικόνας ήταν πολύ καλύτερη από τις εικόνες των μεμονωμένων αισθητήρων.

Περαιτέρω αποτελέσματα έρευνας για χρήση σύντηξης εικόνας στη νυχτερινή πλοήγηση ελικοπτέρων παρουσιάζονται από τους Steele και Perconti [38]. Τα αποτελέσματα που παρουσίασαν στην εργασία τους λήφθηκαν από τυπικές, ενεργές, υποκειμενικές δοκιμές χρησιμοποιώντας 23 ανθρώπους καθένας εκ των οποίων είχε εμπειρία σε νυχτερινή πλοήγηση. Οι συνθήκες για τις δοκιμές προσομοιώθηκαν να μοιάζουν με ρεαλιστικές και χρησιμοποιήθηκε ένα κράνος για να παρουσιάσει στους ανθρώπους τις εικόνες. Στις δοκιμές ζητήθηκε από τους πιλότους να εκτελέσουν συγκεκριμένες ενέργειες όπως εντοπισμός και αναγνώριση στόχου, εντοπισμός του ορίζοντα και εκτίμηση της γεωμετρικής προοπτικής. Επιπλέον, τους ζητήθηκε να εκφράσουν τη προτίμηση τους για το ποια εικόνα προτιμούν. Ο χρόνος που χρειάστηκε για να εκτελεστούν οι συγκεκριμένες ενέργειες και η ακρίβεια των αποτελεσμάτων διαμόρφωσε το κριτήριο εκτίμησης μαζί με τις υποκειμενικές προτιμήσεις των πιλότων. Τα αποτελέσματα των δοκιμών δεν ήταν τόσο προφανή όσο στο [37] και παρόλο που οι συντηγμένες εικόνες είχαν καλύτερη επίδοση, οι εκτιμήσεις δε διέφεραν και τόσο πολύ.

Υποκειμενική εκτίμηση μεθόδων σύντηξης εικόνας σε μια πιο γενική εφαρμογή παρα-



κολούθησης προτάθηκε από τους Toet et. al. [39]. Τα αποτελέσματα που αναφέρονται στο άρθρο τους λήφθηκαν από μη τυπικές ενεργητικές υποκειμενικές δοκιμές που περιελάμβαναν 6 ανθρώπους. Οι δοκιμές διαιρέθηκαν σε τρία σενάρια και όλα αφορούσαν την εκτέλεση κάποιων ενεργειών από τους ανθρώπους που απαιτούσαν να αντιληφθούν την κατάσταση. Παρουσίαζαν στους ανθρώπους εικόνες μιας περιοχής την οποία έπρεπε να φυλάξουν και η ενέργεια που έπρεπε να εκτελέσουν ήταν ο εντοπισμός και η ανίχνευση των εισβολέων στη σκηνή. Ο εντοπισμός της θέσης των εισβολέων στη σκηνή γινόταν σε σχέση με προκαθορισμένες θέσεις. Η πιθανότητα για εντοπισμό του εισβολέα καθώς και ο λάθος εντοπισμός της θέσης του παρείχαν τα κριτήρια για την αξιολόγηση της σύντηξης. Δοκιμάστηκαν έξι διαφορετικές επιδείξεις που περιελάμβαναν μεμονωμένα υπέρυθρες, ορατού φάσματος εικόνες καθώς και δύο προσεγγίσεις σύντηξης εικόνας σε μονόχρωμες αλλά και έγχρωμες αναπαραστάσεις. Η επίδοση των συντηγμένων εικόνων ήταν σαφώς καλύτερη από αυτή των μεμονωμένων αισθητήρων όπως και η σύντηξη με χρώμα καλύτερη από τη μονόχρωμη.

Η ίδια ομάδα από το TNO της Ολλανδίας, πιο πρόσφατα παρουσίασε μια πιο εκτεταμένη μελέτη σε υποκειμενικές δοκιμές της επίδοσης της σύντηξης εικόνας [40]. Αυτή τη φορά οι άνθρωποι δοκιμάστηκαν και σε αναγνώριση αντικειμένων για διαφορετικούς τύπους αντικειμένων. Ο χρόνος απόκρισης το ποσοστό σωστών και λάθος αποφάσεων χρησιμοποιήθηκαν για να διαμορφώσουν μέτρα για την αναγνώριση δρόμων, νερού, οχημάτων, κτιρίων και ανθρώπων που παρουσιάζονταν στις εικόνες. Τα αποτελέσματα ήταν παρόμοια με τη προηγούμενη εργασία [39] ωστόσο και πάλι δεν υπάρχει καθαρή ένδειξη ότι τα αποτελέσματα της σύντηξης είναι πολύ καλύτερα από τις εικόνες μεμονωμένων αισθητήρων σε όλες τις πιθανές εφαρμογές.

2.7.2 Αντικειμενικά μέτρα επίδοσης για σύντηξη εικόνων

Παρόλο που είναι γενικά αποδεκτές για την προφανή αξιοπιστία και την ευρωστία τους στην αξιολόγηση της απόδοσης της σύντηξης εικόνας οι υποκειμενικές δοκιμές είναι δύσκολο να εφαρμοστούν. Αυτό οφείλεται στις μη πρακτικές απαιτήσεις σε εξοπλισμό και προσωπικό αλλά και στις αυστηρές συνθήκες περιβάλλοντος που απαιτούν. Γι' αυτό ένας αριθμός αντικειμενικών μέτρων επίδοσης σύντηξης εμφανίστηκε στη βιβλιογραφία.

Μια συνοπτική περιγραφή των μεθόδων αξιολόγησης της σύντηξης που χρησιμοποιούνται στο πεδίο της τηλεπισκόπησης μπορεί να βρεθεί στο άρθρο των Pohl και Van Genderen [5]. Οι συγγραφείς αναγνωρίζουν τη πολυπλοκότητα του προβλήματος της αντικειμενικής εκτίμησης της σύντηξης και εκφράζουν την ανάγκη για περισσότερη έρευνα σε αυτή τη περιοχή.

Στην εργασία τους οι Li et. al. [18] πρότειναν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Root Mean Square Error, RMSE) ως μέτρο επίδοσης το οποίο ορίζεται ως:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I_{pr}(i, j) - I_{fd}(i, j)]^2}{MN}}, \quad (2.7)$$

όπου $M \times N$ το μέγεθος των εικόνων, I_{pr} το ιδανικό αποτέλεσμα, I_{fd} η συντηγμένη εικόνα και (i, j) το εικονοστοιχείο στο οποίο αναφερόμαστε. Το ιδανικό αποτέλεσμα σύντηξης



αφορά εικόνες με διαφορετικά σημεία εστίασης και παράγεται με μία απλή λειτουργία αποκοπής και επικόλλησης. Γενικά ωστόσο, οι συγγραφείς επισημαίνουν ότι αυτή η μέθοδος δεν είναι εφαρμόσιμη σε ρεαλιστική σύντηξη εικόνων πολλών αισθητήρων όπου η ιδανική συντηγμένη εικόνα δε μπορεί να παραχθεί όπως παραπάνω.

Μία άλλη μετρική που βασίζεται στη προσομοίωση της ιδανικής σύντηξης χρησιμοποιήθηκε από τους Chibani και Houacine [41]. Το μέτρο χρησιμοποιήθηκε για να αξιολογήσει τη σύντηξη εικόνων με διαφορετικά σημεία εστίασης οι οποίες προσομοιώνονται θολώνοντας διαφορετικά μισά μιας καθαρής εικόνας. Το κριτήριο εκτίμησης της επίδοσης στηρίζεται στην απόσταση της συντηγμένης εικόνας από την αρχική καθαρή εικόνα που χρησιμοποιείται ως αναφορά ιδανικού αποτελέσματος σύντηξης. Η απόσταση εκτιμήθηκε με βάση το μέσο τετραγωνικό σφάλμα υπολογισμένο στη διαφορά των εικονοστοιχείων των δύο εικόνων:

$$\rho = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I_{pr}(i, j) - I_{fd}(i, j)]^2}}{MN} \quad (2.8)$$

Οι Qu και Zhang [42] και οι Ramesh και Ranjith [43] πρότειναν μέτρα επίδοσης για σύντηξη εικόνων βασισμένα στην αμοιβαία πληροφορία (Mutual Information, MI). Είναι γνωστό ότι η MI είναι βασική έννοια της θεωρίας πληροφορίας και μετρά τη στατιστική εξάρτηση μεταξύ δύο τυχαίων μεταβλητών και το ποσό πληροφορίας που περιέχει η μία μεταβλητή για τις άλλες. Το μέτρο επίδοσης που παρουσιάζεται στο [42] ορίζεται ως:

$$M_F^{AB} = MI(x_A, x_F) + MI(x_B, x_F), \quad (2.9)$$

όπου

$$MI(x_A, x_F) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} h_{A,F}(i, j) \log \frac{h_{A,F}(i, j)}{h_A(i)h_F(i)} \quad (2.10)$$

είναι το ποσό πληροφορίας που περιέχει η συντηγμένη εικόνα x_F για την αρχική εικόνα x_A , h_A το ιστόγραμμα της εικόνας A , $h_{A,F}$ το από κοινού ιστόγραμμα της συντηγμένης εικόνας F και της αρχικής A και L ο αριθμός των γραμμικών επιπέδων των εικόνων. Η Εξίσωση (2.9) δείχνει ότι το προτεινόμενο μέτρο απεικονίζει το συνολικό ποσό πληροφορίας που περιέχει η συντηγμένη εικόνα x_F για τις αρχικές x_A και x_B .

Στο [43], οι Ramesh και Ranjith χρησιμοποιούν επίσης το ίδιο μέτρο όπως οι Qu και Zhang στο [42] αλλά το ονομάζουν παράγοντα σύντηξης (FF). Για δύο εικόνες εισόδου A , B και τη συντηγμένη εικόνα F , το FF δίνεται ως:

$$FF = MI_{AF} + MI_{BF}, \quad (2.11)$$

όπου MI_{AF} είναι η αμοιβαία πληροφορία μεταξύ της εικόνας εισόδου A και της συντηγμένης εικόνας F . Υψηλή τιμή του FF δείχνει ότι η συντηγμένη εικόνα περιέχει ένα καλό ποσό πληροφορίας που περιέχεται και στις δύο εικόνες εισόδου. Οι Ramesh και Ranjith τόνισαν το μειονέκτημα του FF : μία υψηλή τιμή του FF δεν υποδηλώνει ότι η πληροφορία και των δύο εικόνων είναι συντηγμένη συμμετρικά. Ανέπτυξαν μία νέα εκδοχή ως μέτρο του οποίου



χρησιμοποιούν την συμμετρία σύντηξης (FS). Αποτελεί μία ένδειξη του πόσο συμμετρική είναι η συντηγμένη εικόνα σε σχέση με τις δύο εικόνες εισόδου:

$$FS = \left| \frac{MI_{AF}}{MI_{AF} + MI_{BF}} - 0.5 \right|. \quad (2.12)$$

Όσο χαμηλότερη είναι η τιμή του FS , τόσο καλύτερη είναι η σύντηξη [43].

Στο άρθρο [44] η Piella παρουσιάζει τρία νέα μέτρα επίδοσης για σύντηξη εικόνων. Τα μέτρα αυτά στηρίζονται στο δείκτη ποιότητας εικόνας που προτάθηκε από τους Wang και Bovik στο [45] και δίνεται από τον τύπο:

$$Q_0 = \frac{\sigma_{x_{AB}}}{\sigma_{x_A} \sigma_{x_B}} \cdot \frac{2\bar{x}_A \bar{x}_B}{(\bar{x}_A)^2 (\bar{x}_B)^2} \cdot \frac{2\sigma_{x_A} \sigma_{x_B}}{\sigma_{x_A}^2 + \sigma_{x_B}^2}, \quad (2.13)$$

όπου x_A και x_B είναι δύο εικόνες μεγέθους $M \times N$, \bar{x}_A και \bar{x}_B η μέση τιμή της x_A και x_B αντίστοιχα, $\sigma_{x_A}^2$, $\sigma_{x_B}^2$ η διακύμανση της x_A και x_B και $\sigma_{x_{AB}}$ η συσχετιστικότητα. Αν το παραπάνω μέτρο υπολογίζεται για ένα συρόμενο παράθυρο w τότε ο τύπος γίνεται:

$$Q_0(x_A, x_B) = \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} Q_0(x_A, x_B|w) \quad (2.14)$$

όπου W είναι η οικογένεια όλων των παραθύρων και $|W|$ είναι ο βαθμός (cardinality) του W .

Το μέτρο $Q(x_A, x_B, x_F)$ που προτάθηκε από τη Piella στην αναφορά [44] εκφράζει τη «ποιότητα» της συντηγμένης εικόνας x_F σε σχέση με τις εικόνες εισόδου x_A , x_B . Συμβολίζουμε με $s(x_A|w)$ κάποιο χαρακτηριστικό της εικόνας x_A στο παράθυρο w π.χ. αντίθεση, διακύμανση ή εντροπία. Δοσμένων των τοπικών αυτών χαρακτηριστικών για τις δύο εικόνες εισόδου υπολογίζουμε ένα τοπικό βάρος $\lambda(w)$ με τιμές μεταξύ 0 και 1 το οποίο δείχνει τη τοπική σημασία της εικόνας x_A σε σχέση με την εικόνα x_B : όσο μεγαλύτερο το $\lambda(w)$ τόσο μεγαλύτερο βάρος δίνεται στην εικόνα x_A . Το $\lambda(w)$ δίνεται από τον τύπο:

$$\lambda(w) = \frac{s(x_A|w)}{s(x_A|w) + s(x_B|w)}. \quad (2.15)$$

Το μέτρο $Q(x_A, x_B, x_F)$ ορίζεται ως:

$$Q(x_A, x_B, x_F) = \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} (\lambda(w) Q_0(x_A, x_F|w) + (1 - \lambda(w)) Q_0(x_B, x_F|w)). \quad (2.16)$$

Οπότε, σε παράθυρα όπου η εικόνα x_A έχει μεγαλύτερη τιμή χαρακτηριστικού συγκρινόμενη με την εικόνα x_B το μέτρο Q προσδιορίζεται κυρίως από την «ομοιότητα» της συντηγμένης εικόνας x_F με την εικόνα x_A και αντίστοιχα στην άλλη περίπτωση.

Μία παραλλαγή του παραπάνω μέτρου προκύπτει αν δώσουμε περισσότερο βάρος σε εκείνα τα παράθυρα στα οποία η τιμή του χαρακτηριστικού των εικόνων έχει υψηλότερη τιμή. Αυτό αντιστοιχεί διαισθητικά σε περιοχές που είναι πιο σημαντικές. Σε κάθε παράθυρο υπολογίζουμε το $C(w) = \max(s(x_A|w), s(x_B|w))$ και το μέτρο με βάρη που προτείνει η Piella έχει την εξής μορφή:

$$Q_W(x_A, x_B, x_F) = \sum_{w \in W} c(w) (\lambda(w) Q_0(x_A, x_F|w) + (1 - \lambda(w)) Q_0(x_B, x_F|w)), \quad (2.17)$$



όπου $c(w) = C(w) / (\sum_{w' \in W} C(w'))$.

Η τελευταία παραλλαγή που προτείνεται στην αναφορά [44] παίρνει υπόψη της κάποιες απόψεις για το ανθρώπινο σύστημα όρασης, κυρίως τη σπουδαιότητα της πληροφορίας των ακμών. Στην Εξίσωση (2.17) μπορούμε να υπολογίσουμε το Q_W χρησιμοποιώντας «εικόνες ακμών» (π.χ. τη νόρμα της παραγώγου) αντί των αρχικών εικόνων x_A, x_B και x_F . Συμβολίζουμε την εικόνα ακμών x_A με x'_A . Συνδιάζουμε τα $Q_W(x_A, x_B, x_F)$ και $Q_W(x'_A, x'_B, x'_F)$ και παίρνουμε ένα νέο μέτρο:

$$Q_E(x_A, x_B, x_F) = Q_W^{1-\alpha}(x_A, x_B, x_F) + Q_W^\alpha(x'_A, x'_B, x'_F), \quad (2.18)$$

όπου $\alpha \in [0, 1]$ εκφράζει τη συνεισφορά των εικόνων ακμών συγκρινόμενη με τις αρχικές εικόνες.

Σημειώνουμε ότι και τα τρία μέτρα που προτείνονται έχουν δυναμική εμβέλεια στο $[-1, 1]$. Όσο πιο κοντά το μέτρο στη τιμή 1 τόσο καλύτερη η ποιότητα της συντηγμένης εικόνας.



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΠΟΛΥΑΝΑΛΥΤΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΕΙΚΟΝΩΝ

3.1 Εισαγωγή

3.2 Laplacian Πυραμίδα

3.3 Μετασχηματισμός Wavelet

3.4 A Trous Wavelet μετασχηματισμός

3.1 Εισαγωγή

Τα τελευταία χρόνια, οι πολυαναλυτικοί μετασχηματισμοί έχουν αναγνωρισθεί ως χρήσιμη προσέγγιση για την ανάλυση της πληροφορίας των εικόνων με σκοπό τη σύντηξη εικόνων. Η ιδέα της παλυαναλυτικής ανάλυσης ξεκίνησε από τους Burt και Adelson οι οποίοι παρουσίασαν μία πολυαναλυτική αναπαράσταση εικόνας, την Gauss-Laplacian πυραμίδα [12]. Η ιδέα τους ήταν να αποσυνθέσουν την εικόνα σε ένα σύνολο ζωνοπερατά (band-pass) φιλτραρισμένων εικόνων, κάθε μία από τις οποίες αναπαριστά μία διαφορετική ζώνη χωρικής συχνότητας. Η ιδέα αυτή στη συνέχεια εξελίχθηκε από άλλους ερευνητές και έτσι φτάσαμε στο μετασχηματισμό wavelet.

3.2 Laplacian Πυραμίδα

Οι Burt και Adelson παρουσίασαν τον αλγόριθμο της Laplacian πυραμίδας το 1983 ως μία τεχνική για κωδικοποίηση εικόνας [12]. Ωστόσο, δεν είναι η κωδικοποίηση που είναι ενδιαφέρουσα αλλά η ικανότητα του πολυαναλυτικού πυραμιδικού μετασχηματισμού. Ένας πολυαναλυτικός πυραμιδικός μετασχηματισμός αποσυνθέτει μία εικόνα σε πολλαπλές αναλύσεις και διαφορετικές κλίμακες. Η πυραμίδα είναι μία ακολουθία εικόνων στην οποία κάθε



επίπεδο είναι ένα φιλτραρισμένο και υποδειγματοληπτημένο αντίγραφο της προηγούμενης εικόνας. Το χαμηλότερο επίπεδο της πυραμίδας έχει την κλίμακα της αρχικής εικόνας.

Το πρώτο βήμα του Laplacian πυραμιδικού μετασχηματισμού είναι το χαμηλού περάσματος φιλτράρισμα της αρχικής εικόνας g_0 για να πάρουμε την εικόνα g_1 . Με τον ίδιο τρόπο η g_2 σχηματίζεται από την εικόνα g_1 κλπ. Αυτή η διαδικασία εκτελείται για τα επίπεδα $0 < l < N$ και για τα σημεία i, j με $0 \leq i < C_l$, $0 \leq j < R_l$ ακολουθώντας την εξίσωση:

$$g_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) g_{l-1}(2i + m, 2j + n), \quad (3.1)$$

όπου N είναι ο αριθμός των επιπέδων της πυραμίδας και C_l και R_l οι διαστάσεις του l επιπέδου και $w(m, n)$ ένα δυδιάστατο φίλτρο. Η διαδικασία αυτή αναπαρίσταται από τη συνάρτηση *REDUCE*.

$$g_l = \text{REDUCE}(g_{l-1}). \quad (3.2)$$

Το φιλτράρισμα εφαρμόζεται με συνέλιξη με μία συνάρτηση από την οικογένεια των τοπικών συμμετρικών σταθμισμένων αθροίσματος συναρτήσεων. Μία από αυτές τις συναρτήσεις μοιάζει με τη Gaussian κατανομή και έτσι η ακολουθία των εικόνων $g_0, g_1, g_2, \dots, g_n$ καλείται Gaussian πυραμίδα. Οι Burt και Adelson πρότειναν ένα παράθυρο 5×5 στοιχείων υποστηρίζοντας ότι «παρέχει ικανοποιητικό φιλτράρισμα με χαμηλό υπολογιστικό κόστος». Ο όρος w γνωστός και ως παραγόμενος πυρήνας επιλέγεται ακολουθώντας κάποιους περιορισμούς. Το w υποτίθεται ότι είναι διαχωρισμο, δηλαδή:

$$w(m, n) = \hat{w}(m) \cdot \hat{w}(n). \quad (3.3)$$

Η μονοδιάστατη, μήκους 5, συνάρτηση \hat{w} κανονικοποιείται:

$$\sum_{m=-2}^2 \hat{w}(m) = 1, \quad (3.4)$$

και γίνεται συμμετρική:

$$\hat{w}(i) = \hat{w}(-i) \text{ για } i = 0, 1, 2. \quad (3.5)$$

Ένας πρόσθετος περιορισμός είναι η ισοδύναμη συνεισφορά. Αυτός ο περιορισμός ορίζει ότι όλοι οι κόμβοι σε κάποιο επίπεδο πρέπει να συνεισφέρουν το ίδιο συνολικό βάρος ($= 1/4$) προς τους κόμβους του επόμενου υψηλότερου επιπέδου. Έστω $\hat{w}(0) = a$, $\hat{w}(-1) = \hat{w}(1) = b$, και $\hat{w}(-2) = \hat{w}(2) = c$, σε αυτή τη περίπτωση η ισοδύναμη συνεισφορά απαιτεί ότι $a + 2c = 2b$. Αυτοί οι τρεις περιορισμοί ικανοποιούνται όταν:

$$\begin{aligned} \hat{w}(0) &= a \\ \hat{w}(-1) &= \hat{w}(1) = 1/4 \\ \hat{w}(-2) &= \hat{w}(2) = 1/4 - a/2. \end{aligned} \quad (3.6)$$

Η αντίστροφη διαδικασία της *REDUCE* είναι η συνάρτηση *EXPAND*. Η επίδραση της είναι η επέκταση ενός $(M + 1) \times (N + 1)$ πίνακα σε έναν $(2M + 1) \times (2N + 1)$ πίνακα



παρεμβάλλοντας τιμές νέων κόμβων μεταξύ των δοσμένων κόμβων. Έτσι, εφαρμόζοντας τη συνάρτηση *EXPAND* στο πίνακα g_l της Gaussian πυραμίδας παίρνουμε ένα νέο πίνακα ο οποίος έχει το ίδιο μέγεθος με τον g_{l-1} . Έστω $g_{l,n}$ το αποτέλεσμα επέκτασης της g_l n φορές. Τότε:

$$g_{l,0} = g_l \quad \text{και} \quad g_{l,k} = \text{EXPAND}(g_{l,k-1}).$$

Η συνάρτηση *EXPAND* δίνεται ως:

$$g_{l,k}(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) g_{l,k-1} \left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2} \right) \quad (3.7)$$

για επίπεδα $0 < l < N$ και $k \geq 1$ και σημεία i, j , $0 \leq i < C_{l-k}$, $0 \leq j < R_{l-k}$.

Η Laplacian πυραμίδα είναι μία ακολουθία εικόνων σφάλματος $L_0, L_1, L_2, \dots, L_N$. Κάθε μία είναι η διαφορά μεταξύ δύο επιπέδων της Gaussian πυραμίδας. Έτσι, για $0 \leq l < N$ έχουμε:

$$\begin{aligned} L_l &= g_l - \text{EXPAND}(g_{l+1}) \\ &= g_l - g_{l+1,1}. \end{aligned} \quad (3.8)$$

Αφού δεν υπάρχει εικόνα g_{N+1} για τον υπολογισμό της L_N έχουμε $L_N = g_N$. Η αρχική εικόνα μπορεί να ανακατασκευαστεί χωρίς καμία απώλεια, επεκτείνοντας και στη συνέχεια αθροίζοντας όλα τα επίπεδα της Laplacian πυραμίδας:

$$g_0 = \sum_{l=0}^N L_{l,l}, \quad (3.9)$$

όπου $L_{l,n}$ είναι το αποτέλεσμα της επέκτασης της L_l n φορές χρησιμοποιώντας την Εξίσωση (3.7). Οπότε η $L_{l,l}$ έχει το μέγεθος της αρχικής εικόνας.

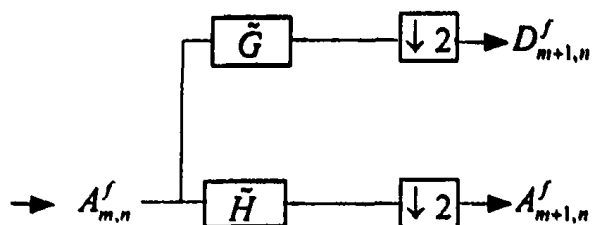
3.3 Μετασχηματισμός Wavelet

Η θεωρία των Wavelets άρχισε να αναπτύσσεται στα μέσα της δεκαετίας του 80. Η ιδέα της εξέτασης ενός σήματος σε διάφορες κλίμακες, αναλύοντας το σε διαφορετικές αναλύσεις ανέκυψε ανεξάρτητα σε πολλούς διαφορετικούς τομείς όπως μαθηματικά, φυσική και μηχανική. Σήμερα, η θεωρία wavelet στη μορφή του διακριτού μετασχηματισμού wavelet (Discrete Wavelet Transform, DWT) βρίσκει εφαρμογή σε πολλά πεδία επεξεργασίας σήματος όπως συμπίεση εικόνας και ήχου, ανάλυση εικόνας και σύντηξη εικόνων. Σε αυτή τη παράγραφο παρουσιάζεται συνοπτικά η θεωρία wavelet καθώς και ο αλγόριθμος πολυαναλυτικής αναπαράστασης του Mallat [17].

Η βασική ιδέα του μετασχηματισμού wavelet είναι ότι αναπαριστά ένα τυχαίο σήμα f ως σταθμισμένη υπέρθεση wavelet. Τα wavelet είναι συναρτήσεις που παράγονται από μία βασική πρότυπη συνάρτηση $\psi(t)$ με διαστολές και μετατοπίσεις (dilations, translations), η οποία ονομάζεται μητρικό wavelet (mother wavelet):

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right). \quad (3.10)$$





\boxed{X} : συνέλιξη με το φίλτρο X
 $\boxed{\downarrow 2}$: κρατάμε κάθε δεύτερο δείγμα

Σχήμα 3.1: Αποσύνθεση διακριτής προσέγγισης $A_{m,n}^f$ σε μία προσέγγιση ευρύτερης ανάλυσης $A_{m+1,n}^f$ και ενός σήματος λεπτομέρειας $D_{m+1,n}^f$.

Η ανακατασκευή του αρχικού σήματος από τη wavelet αναπαράσταση είναι δυνατή αν η πρότυπη συνάρτηση wavelet ικανοποιεί τη παρακάτω συνθήκη (decay condition):

$$\int \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty, \quad (3.11)$$

όπου $\Psi(\omega)$ αναπαριστά το Fourier μετασχηματισμό της $\psi(t)$.

Η Εξίσωση (3.10) σχετίζεται με τα συνεχή wavelet και το συνεχή wavelet μετασχηματισμό (continuous wavelet transform, CWT), ωστόσο σε αυτή την εργασία θα ασχοληθούμε μόνο με το διακριτό wavelet μετασχηματισμό (DWT). Ο DWT παράγει μία πολυαναλυτική αναπαράσταση σε αναλύσεις που χωρίζονται με ένα παράγοντα 2, χρησιμοποιώντας ένα παράγοντα διαστολής ο οποίος είναι δύναμη του 2, $a = 2^m$, και μετατόπιζεται στο πεδίο του χώρου με βήματα ανάλογα στη δύναμη αυτή του 2, βήμα μετατόπισης $b = n2^m$, όπου n και m ακέραιοι. Η διακριτή wavelet αναπαράσταση του αρχικού σήματος ορίζεται ως:

$$f(t) = \sum_{m,n} D_{m,n}^f \psi_{m,n}(t), \quad (3.12)$$

όπου οι wavelet συντελεστές αναπαράστασης $D_{m,n}^f$ είναι μέτρα «ομοιότητας» μεταξύ του σήματος $f(t)$ και της κλιμακωμένης και μετατοπισμένης εκδοχής της πρότυπης wavelet συνάρτησης:

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi[2^{-m}t - n]. \quad (3.13)$$

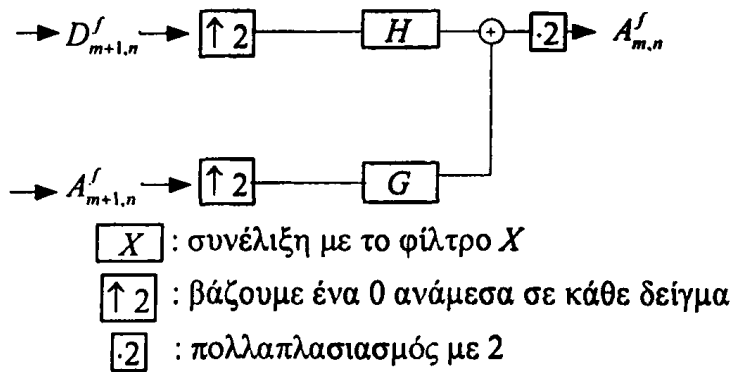
Υπάρχουν ειδικές επιλογές για τη $\psi(t)$ (ορθογώνιο wavelet) έτσι ώστε η $\psi_{m,n}(t)$ να συνιστά ορθοκανονική βάση και οι συντελεστές wavelet να μπορούν να υπολογιστούν από το αρχικό σήμα με ένα εσωτερικό γινόμενο:

$$D_{m,n}^f = \langle f, \psi_{m,n} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{m,n} f(t) dt \quad (3.14)$$

Στη πολυαναλυτική wavelet ανάλυση χρησιμοποιείται μία συνάρτηση κλιμάκωσης $\varphi(t)$ (scaling function). Για προκαθορισμένο m οι κλιμακούμενες και μετατοπισμένες εκδοχές της συνάρτησης κλιμάκωσης είναι επίσης ορθοκανονικές:

$$\varphi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \varphi[2^{-m}t - n]. \quad (3.15)$$





Σχήμα 3.2: Ανακατασκευή διακριτής προσέγγισης $A_{m+1,n}^f$ από μια προσέγγιση ευρύτερης ανάλυσης $A_{m,n}^f$ και ενός σήματος λεπτομέρειας $D_{m,n}^f$.

Αυτή η συνάρτηση χρησιμοποιείται για να παράγει προσεγγίσεις του αρχικού σήματος $f(t)$ σε χαμηλότερες αναλύσεις οι οποίες καλούνται διακριτές προσεγγίσεις $A_{m,n}^f$. Προσεγγίσεις του $f(t)$ στη 2^{-m} και στην ευρύτερη $2^{-(m+1)}$ ανάλυση υπολογίζονται μέσω εσωτερικών γινομένων του σήματος εισόδου και της διασταλμένης εκδοχής της συνάρτησης κλιμάκωσης στην ανάλυση αυτή:

$$A_{m,n}^f = \langle f, \varphi_{m,n} \rangle = \int \varphi_{m,n} f(t) dt, \quad (3.16)$$

$$A_{m+1,n}^f = \langle f, \varphi_{m+1,n} \rangle = \int \varphi_{m+1,n} f(t) dt. \quad (3.17)$$

Προσεγγίσεις του αρχικού σήματος $A_{m+L,n}^f$ περιέχουν όλο και λιγότερη πληροφορία που περιέχεται στο $f(t)$ όσο το L αυξάνεται και η ανάλυση τους μειώνεται. Αυτή η απώλεια πληροφορίας εξάγεται στους συντελεστές αναπαράστασης wavelet $D_{m,n}^f$ οι οποίοι υπολογίζονται από την Εξίσωση (3.14). Η $D_{m+1,n}^f$ αναπαριστά το διακριτό σήμα λεπτομερειών ή τη διαφορά πληροφορίας μεταξύ της υψηλότερης ανάλυσης $A_{m,n}^f$ και της χαμηλότερης $A_{m+1,n}^f$ προσέγγισης του $f(t)$.

Επιπλέον, μπορεί ναδειχθεί ότι διαδοχικές χαμηλότερης ανάλυσης προσεγγίσεις μπορούν να υπολογιστούν από τη προσέγγιση στην υψηλότερη ανάλυση $A_{0,n}^f$, η οποία ουσιαστικά είναι το $f(t)$, με έναν επαναληπτικό αλγόριθμο [17]. Ο αλγόριθμος παράγει χαμηλότερης ανάλυσης προσέγγιση με συνέλιξη της υψηλότερης ανάλυσης προσέγγισης με ένα διακριτό φίλτρο $\tilde{h}(n)$ και κρατώντας κάθε δεύτερο δείγμα του αποτελέσματος:

$$\langle f, \varphi_{m+1,n} \rangle = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(2n-k) \langle f, \varphi_{m,k} \rangle, \quad (3.18)$$

όπου $\tilde{h}(n)$ είναι ένα κατοπτρικό φίλτρο του $h(n)$ (mirror filter) δηλαδή $\tilde{h}(n) = h(-n)$ το οποίο δίνεται από ένα εσωτερικό γινόμενο των συναρτήσεων κλιμάκωσης σε γειτονικές διακριτές αναλύσεις:

$$h(n) = \langle \varphi_1(t), \varphi_0(t-n) \rangle \quad \forall n \in \mathbb{Z}. \quad (3.19)$$

Στη πράξη είναι δυνατό να επιλέξουμε το $h(n)$ ή το Fourier μετασχηματισμό του $H(\omega)$, έτσι ώστε η συσχετιζόμενη συνάρτηση κλιμάκωσης $\varphi(x)$ να έχει καλές τοπικές ιδιότη-



τες τόσο στο πεδίο συχνοτήτων όσο και στο χωρικό. Με τρόπο ανάλογο της διακριτής προσέγγισης μπορεί ναδειχθεί ότι και τα διακριτά σήματα λεπτομέρειας μπορούν επίσης να υπολογιστούν απευθείας από τις προσεγγίσεις χαμηλότερης ανάλυσης, με συνέλιξη της υψηλότερης ανάλυσης προσέγγισης με το φίλτρο $\bar{g}(n)$ και κρατώντας κάθε δεύτερο δείγμα του αποτελέσματος:

$$\langle f, \psi_{m+1,n} \rangle = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \bar{g}(2n-k) \langle f, \psi_{m,k} \rangle, \quad (3.20)$$

όπου $\bar{g}(n)$ είναι επίσης ένα κατοπτρικό φίλτρο του $g(n)$, $\bar{g}(n) = g(-n)$ το οποίο δίνεται από ένα εσωτερικό γινόμενο της συνάρτησης κλιμάκωσης και του ορθογώνιου wavelet:

$$g(n) = \langle \psi_1, \varphi_0(t-n) \rangle \quad \forall n \in \mathbb{Z}. \quad (3.21)$$

Μπορεί ναδειχθεί περαιτέρω ότι τα φίλτρα $g(n)$ και $h(n)$ οπότε και τα $G(\omega)$, $H(\omega)$ συνδέονται μέσω μιας σχέσης [17]:

$$G(\omega) = e^{-j\omega} \overline{H(\omega + \pi)}, \quad (3.22)$$

$$g(n) = (-1)^{1-n} h(1-n), \quad (3.23)$$

το οποίο σημαίνει ότι τα $g(n)$ και $h(n)$ αναπαριστούν συζυγή φίλτρα (conjugate filters). Έτσι επιλέγοντας το $H(\omega)$ να είναι ένα χαμηλοπερατό φίλτρο το $G(\omega)$ γίνεται αυτομάτως υψηλοπερατό. Αυτό σημαίνει ότι οι προσεγγίσεις χαμηλής ανάλυσης αναπαριστούν χαμηλής συχνότητας πληροφορία του αρχικού σήματος $f(t)$ ανάλογες της Gaussian πυραμιδικής αναπαράστασης. Τα διακριτά σήματα λεπτομέρειας επομένως, αναπαριστούν υψηλότερης συχνότητας πληροφορία.

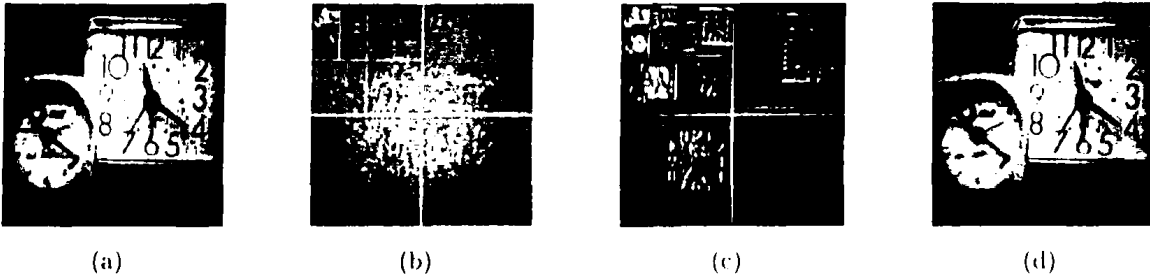
Για την πολυαναλυτική ανακατασκευή wavelet, μπορεί ναδειχθεί ότι η διακριτή προσέγγιση στην ανάλυση m μπορεί να υπολογιστεί ως το άθροισμα των σημάτων που παράγεται εισάγοντας μηδενικά ανάμεσα σε κάθε δείγμα της προσέγγισης και του σήματος λεπτομέρειας στην ανάλυση m και συνελίσοντας τα με τα $h(n)$ και $g(n)$ αντίστοιχα, όπως φαίνεται στην Εξίσωση (3.24). Αυτό σημαίνει ότι μπορούμε να ανακατασκευάσουμε το αρχικό σήμα $f(t)$ από τη χαμηλότερης ανάλυσης προσέγγιση και χρησιμοποιώντας τα σήματα λεπτομέρειας σε κάθε επίπεδο ανάλυσης με έναν επαναληπτικό αλγόριθμο.

$$\langle f, \varphi_{m,n} \rangle = 2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(n-2k) \langle f, \varphi_{m+1,k} \rangle + 2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g(n-2k) \langle f, \psi_{m+1,k} \rangle. \quad (3.24)$$

Τα φίλτρα που χρησιμοποιούνται για την ανακατασκευή είναι κατοπτρικά φίλτρα των χροστικών αποκρίσεων (impulse responses) αυτών που χρησιμοποιούνται στην αποσύνθεση. Η ανακατασκευή του αρχικού σήματος από τη πολυαναλυτική wavelet αναπαράσταση υπολογίζεται εφαρμόζοντας αυτή τη διαδικασία επαναληπτικά μέχρι να χρησιμοποιηθούν όλα τα σήματα λεπτομέρειας.

Οι διαδικασίες αποσύνθεσης και ανακατασκευής που εκφράζονται από τις Εξισώσεις (3.18), (3.20) και (3.24) περιγράφουν μία εφαρμογή του πολυαναλυτικού wavelet μετασχηματισμού ο οποίος στηρίζεται σε δύο ζευγάρια συζυγών φίλτρων. Οι δομές που περιγράφουν τις διαδικασίες της αποσύνθεσης και ανακατασκευής χρησιμοποιώντας τα φίλτρα αυτά





Σχήμα 3.3: Παράδειγμα μετασχηματισμού wavelet: (a) αρχική εικόνα, (b) wavelet αναπαράσταση σε 3 επίπεδα ανάλυσης, (c) απόλυτες τιμές των wavelet συντελεστών πολλαπλασιασμένων με 8, (d) ανακατασκευασμένη εικόνα

φαίνονται στα Σχήματα (3.1) και (3.2) αντίστοιχα. Αναπαριστούν τη βάση για τη πολυαναλυτική αναπαράσταση που προτείνεται από τον Mallat [17] και μπορεί εύκολα να επεκταθεί και για τη διδιάστατη περίπτωση σημάτων δηλαδή για εικόνες.

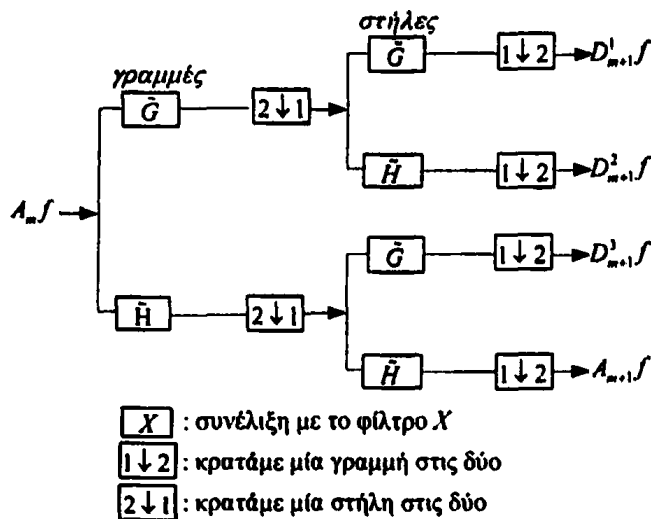
3.3.1 Αλγόριθμοι αποσύνθεσης και ανακατασκευής για αναπαράσταση wavelet στις δύο διαστάσεις

Στις δύο διαστάσεις, η αναπαράσταση wavelet αναπαράσταση μπορεί να υπολογιστεί με έναν πυραμιδικό αλγόριθμο παρόμοιο με αυτό που περιγράφηκε στη προηγούμενη παράγραφο. Ο Mallat αποδεικνύει στο [17] ότι ο διδιάστατος μετασχηματισμός wavelet μπορεί να αντιμετωπιστεί ως μονοδιάστατος προς τους δύο άξονες x και y . Σε κάθε βήμα αποσυνθέτουμε τις προσεγγίσεις $A_m f$ σε $A_{m+1} f$, $D_{m+1}^1 f$, $D_{m+1}^2 f$ και $D_{m+1}^3 f$. Ο αλγόριθμος αναπαρίσταται από το Σχήμα 3.4. Αρχικά κάνουμε συνέλιξη των γραμμών του $A_m f$ με ένα μονοδιάστατο φίλτρο, κρατάμε μία στις δύο γραμμές, κάνουμε συνέλιξη του αποτελέσματος με ένα άλλο μονοδιάστατο φίλτρο και κρατάμε μία στις δύο στήλες. Τα φίλτρα που χρησιμοποιούνται σε αυτή την αποσύνθεση είναι τα \tilde{H} και \tilde{G} που περιγράψαμε στη προηγούμενη παράγραφο. Υπολογίζουμε το wavelet μετασχηματισμό μιας εικόνας επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία αυτή.

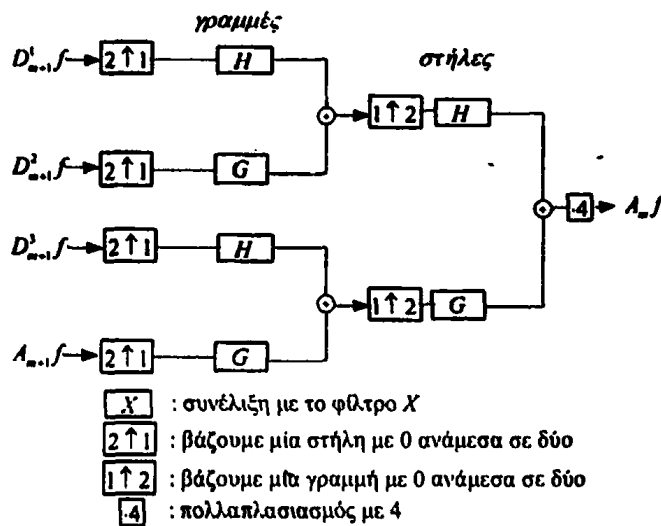
Το Σχήμα 3.3(b) δείχνει τη wavelet αναπαράσταση μιας εικόνας σε 3 επίπεδα ανάλυσης. Το Σχήμα 3.3(c) δείχνει τις απόλυτες τιμές των wavelet συντελεστών πολλαπλασιασμένους με 8. Οι συντελεστές wavelet έχουν υψηλή τιμή κοντά στις ακμές της εικόνας. Τέλος, στο Σχήμα 3.3(d) απεικονίζεται η ανακατασκευασμένη εικόνα.

Ο μονοδιάστατος μετασχηματισμός ανακατασκευής wavelet που περιγράψαμε στη προηγούμενη παράγραφο μπορεί να επεκταθεί και στις δύο διαστάσεις. Σε κάθε βήμα, η εικόνα $A_m f$ ανακατασκευάζεται από τα $A_{m+1} f$, $D_{m+1}^1 f$, $D_{m+1}^2 f$ και $D_{m+1}^3 f$. Ο αλγόριθμος αυτός αναπαρίσταται στο Σχήμα 3.5. Ανάμεσα σε κάθε στήλη των εικόνων $A_{m+1} f$, $D_{m+1}^1 f$, $D_{m+1}^2 f$ και $D_{m+1}^3 f$ προσθέτουμε μία στήλη με μηδενικά, κάνουμε συνέλιξη με ένα μονοδιάστατο φίλτρο, προσθέτουμε μία γραμμή με μηδενικά ανάμεσα σε κάθε γραμμή του αποτελέσματος και στη συνέχεια κάνουμε συνέλιξη με ένα άλλο μονοδιάστατο φίλτρο. Τα φίλτρα που χρησιμοποιούνται για την ανακατασκευή είναι τα φίλτρα H και G που ανα-





Σχήμα 3.4: Αποσύνθεση της εικόνας $A_m f$ σε $A_{m+1} f$, $D_{m+1}^1 f$, $D_{m+1}^2 f$ και $D_{m+1}^3 f$.



Σχήμα 3.5: Ανακατασκευή της εικόνας $A_m f$ από $A_{m+1} f$, $D_{m+1}^1 f$, $D_{m+1}^2 f$ και $D_{m+1}^3 f$.

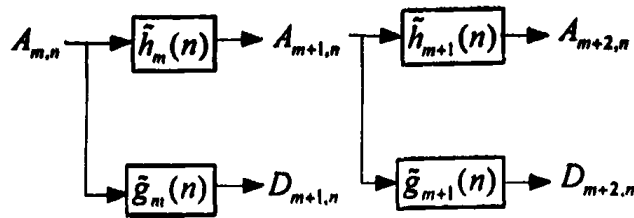
φέραμε στη προηγούμενη παράγραφο. Η εικόνα $A_0 f$ ανακατασκευάζεται από το wavelet μετασχηματισμό της επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία αυτή.

3.4 A-Trous Wavelet μετασχηματισμός

Υποθέτουμε ότι η συνάρτησης κλιμάκωσης και wavelet φ , ψ , $\bar{\varphi}$ και $\bar{\psi}$. Μπορεί να υπολογιστεί ένας ταχύς δυαδικός μετασχηματισμός wavelet ο οποίος ονομάζεται a-trous wavelet μετασχηματισμός. Είναι όμοιος με ένα δυορθογώνιο μετασχηματισμό wavelet χωρίς υποδειγματοληψία σύμφωνα με το [46].

Τα δείγματα του διακριτού σήματος εισόδου $A_{0,n}$ μπορεί να θεωρηθούν ως σταθμισμένοι





\boxed{X} : συνέλιξη με το φίλτρο X

Σχήμα 3.6: Αποσύνθεση σήματος με τον a -trous wavelet μετασχηματισμό.

μέσοι όροι της συνάρτησης f με βάρη τα $\varphi_{m,n}$:

$$A_{0,n} = \langle f(t), \varphi_{0,n} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi_{0,n} f(t) dt.$$

Για κάθε $j \geq 0$, σημειώνουμε

$$A_{m,n} = \langle f(t), \varphi_{m,n} \rangle,$$

Οι δύσκολοι συντελεστές wavelet υπολογίζονται για $j > 0$ σε πλέγμα ακεραίων

$$D_{m,n} = \langle f(t), \psi_{m,n} \rangle$$

Για κάθε φίλτρο $x(n)$, συμβολίζουμε με $x_m(n)$ τα φίλτρα που παίρνουμε εισάγοντας $2^m - 1$ μηδενικά ανάμεσα σε κάθε δείγμα του $x(n)$. Εισάγοντας μηδενικά στα φίλτρα δημιουργούμε οπές (trous στα γαλλικά). Οι επόμενες εξισώσεις μας δίνουν τους τύπους με συνέλιξεις για την αποσύνθεση και ανακατασκευή ενός σήματος με τον a trous wavelet μετασχηματισμό:

$$A_{m+1,n} = A_m * \tilde{h}_m(n), \quad D_{m+1,n} = A_m * \tilde{g}_m(n), \quad (3.25)$$

και

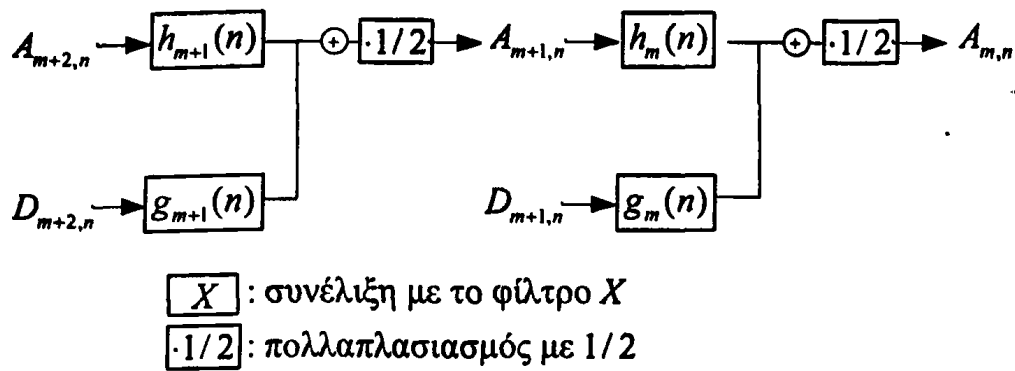
$$A_{m,n} = \frac{1}{2} (A_{m+1} * h_m(n) + D_{m+1} * g_m(n)). \quad (3.26)$$

Η wavelet αναπαράσταση του $A_{0,n}$ ορίζεται ως το σύνολο των wavelet συντελεστών ως τη κλίμακα $m = J$ συν τη χαμηλής συχνότητας πληροφορία $A_{J,n}$:

$$\{ \{ D_{m,n} \}_{1 \leq m \leq J}, A_{J,n} \} \quad (3.27)$$

Υπολογίζεται εφαρμόζοντας την Εξίσωση (3.25) για $0 \leq m \leq J$ όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.6. Το αρχικό σήμα ανακατασκευάζεται από τη wavelet αναπαράσταση του επαναλαμβάνοντας την Εξίσωση (3.26) για $J > m \geq 0$ όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.7. Συνήθως, οι συντελεστές wavelet, $D_{m+1,n}$ υπολογίζονται από τη διαφορά μεταξύ δύο διαδοχικών προσεγγίσεων:

$$D_{m+1,n} = A_{m,n} - A_{m+1,n} \quad (3.28)$$



Σχήμα 3.7: Ανακατασκευή σήματος από τους a-trous wavelet συντελεστές.

Προσθέτοντας τη τελευταία προσέγγιση, $A_{J,n}$, με το σύνολο των συντελεστών wavelet $\{D_{m,n}\}_{1 \leq m \leq J}$ παίρνουμε το αρχικό σήμα:

$$A_{0,n} = A_{J,n} + \sum_{m=1}^J D_{m,n} \quad (3.29)$$

Ο a-trous wavelet μετασχηματισμός μιας εικόνας υλοποιείται εφαρμόζοντας ξεχωριστά το φίλτρο $\tilde{h}_m(n)$ κατά γραμμές και κατά στήλες αντίστοιχα. Έτσι υπολογίζεται η εικόνα προσέγγισης του στην επόμενη χαμηλότερη ανάλυση. Παίρνοντας τη διαφορά δύο διαδοχικών εικόνων προσέγγισης παίρνουμε την εικόνα λεπτομέρειας που είναι μοναδική σε κάθε επίπεδο. Ο υπολογισμός της αρχικής εικόνας επιτυγχάνεται προσθέτοντας τη τελική εικόνα προσέγγισης με την εικόνα λεπτομέρειας κάθε επιπέδου.



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΠΟΛΥΑΝΑΛΥΤΙΚΗ ΣΥΝΤΗΞΗ ΣΕ ΕΠΙΠΕΔΟ ΠΕΡΙΟΧΩΝ

4.1 Εισαγωγή

4.2 Το γενικό σχήμα σύντηξης

4.3 Αλγόριθμος Σύντηξης εικόνων σε επίπεδο περιοχών

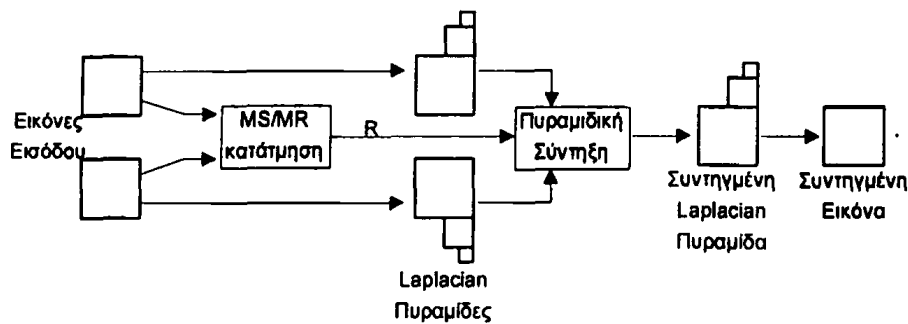
4.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο περιγράφεται η μέθοδος πολυαναλυτικής σύντηξης σε επίπεδο περιοχών που έχει προταθεί στην αναφορά [2]. Στη μέθοδο προτείνουμε αλλαγή που μπορεί να βελτιώσει τα αποτελέσματα. Τέλος παρουσιάζουμε μία νέα προσέγγιση πολυαναλυτικής σύντηξης σε επίπεδο περιοχών η οποία χρησιμοποιεί τον *a trous wavelet* μετασχηματισμό για την πολυαναλυτική αποσύνθεση των εικόνων εισόδου.

4.2 Το γενικό σχήμα σύντηξης

Σε αυτή τη παράγραφο θα περιγράψουμε τον αλγόριθμο σύντηξης εικόνων σε επίπεδο περιοχών που προτείνεται στην αναφορά [2]. Η βασική ιδέα του αλγορίθμου αυτού είναι η χονδροειδής κατάτμηση των αρχικών εικόνων και στη συνέχεια η χρησιμοποίηση της κατάτμησης αυτής για τη καθοδήγηση της διαδικασίας πυραμιδικής σύντηξης. Δηλαδή, εφαρμόζουμε σε κάθε αρχική εικόνα έναν πολυαναλυτικό πυραμιδικό μετασχηματισμό (Laplacian πυραμίδα στη περίπτωση μας) και στη συνέχεια χρησιμοποιούμε έναν αλγόριθμο επιλογής χαρακτηριστικών που χρησιμοποιεί τις περιοχές που βρέθηκαν από την χονδροειδή κατάτμηση για την επιλογή των συντελεστών των πυραμίδων για να παράγει τη συντηγμένη





Σχήμα 4.1: Γενική δομή του αλγορίθμου σύντηξης σε επίπεδο περιοχών.

πυραμίδα. Η γενική δομή του αλγορίθμου παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.1. Αυτό που διαφοροποιεί τον αλγόριθμο αυτό είναι η μέθοδος κατάτμησης (*MS/MR κατάτμηση*), η οποία από πολλές εικόνες παράγει μία και μόνο κατάτμηση (*multisource (MS)*). Η χονδροειδής παράγεται με πολυαναλυτικό τρόπο με αποτέλεσμα να μπορούμε να έχουμε εύρεση περιοχών σε διάφορα επίπεδα ανάλυσης (*multiresolution (MR)*) και να μη χρειάζεται να κάνουμε διαφορετικές κατατμήσεις σε άλλα επίπεδα ανάλυσης. Δηλαδή, παίρνει ως είσοδο τις εικόνες εισόδου και παράγει μία μοναδική πολυαναλυτική εύρεση περιοχών:

$$R = \{R^{(0)}, R^{(1)}, \dots, R^{(K_M)}\},$$

ως έξοδο. Το $R^{(k)}$ αναπαριστά ένα σύνολο περιοχών στο επίπεδο k . Η μέθοδος χονδροειδούς κατάτμησης (*MR/MS κατάτμηση*) περιγράφεται αναλυτικά στην παράγραφο 4.2.2.

4.2.1 Αλγόριθμος επιλογής χαρακτηριστικών

Μετά την αποσύνθεση των εικόνων εισόδου σε K επίπεδα και τη κατάτμησης που εφαρμόσαμε πρέπει να γίνει η επιλογή χαρακτηριστικών. Με άλλα λόγια πρέπει να συνδυάσουμε τους συντελεστές των Laplacian πυραμίδων των εικόνων εισόδου έτσι ώστε να πάρουμε μία συντηγμένη Laplacian πυραμίδα. Θεωρούμε ότι έχουμε αρχικά δύο εικόνες x_A και x_B . Για τη πολυαναλυτική αποσύνθεση τους χρησιμοποιείται Laplacian πυραμίδα η οποία αποσυνθέτει τις εικόνες σε K επίπεδα $(L_A^{(0)}, L_A^{(1)}, \dots, L_A^{(K)})$ και $(L_B^{(0)}, L_B^{(1)}, \dots, L_B^{(K)})$. Εφαρμόζουμε τη μέθοδο εύρεσης περιοχών (*MS/MR κατάτμηση*). Στη συνέχεια επιλέγουμε τα χαρακτηριστικά της συντηγμένης πυραμίδας.

Ορίζουμε ένα μέτρο το οποίο ονομάζουμε *δραστηριότητα* για κάθε περιοχή $R \in R^{(k)}$ ως:

$$a_S^{(k)}(R) = \frac{1}{|R|} \sum_{\mathbf{n} \in R} |L_S^{(k)}(\mathbf{n})|, \quad (4.1)$$

όπου S η εικόνα στην οποία αναφερόμαστε, $\mathbf{n} = (m, n)^T$ το εικονοστοιχείο, $L_S^{(k)}(\mathbf{n})$ η τιμή του εικονοστοιχείου και $|R|$ το πλήθος των εικονοστοιχείων στην περιοχή R . Ουσιαστικά το μέτρο αυτό είναι η μέση τιμή των απόλυτων τιμών των εικονοστοιχείων στη περιοχή R .

Η συντηγμένη Laplacian πυραμίδα δημιουργείται ως εξής:

- Για κάθε επίπεδο $k < K$ και για κάθε περιοχή $R \in R^{(k)}$

$$L_F^{(k)}(\mathbf{n}) = \begin{cases} L_A^{(k)}(\mathbf{n}) & \text{αν } a_A^{(k)}(R) > a_B^{(k)}(R), \\ L_B^{(k)}(\mathbf{n}) & \text{διαφορετικά,} \end{cases} \quad \forall \mathbf{n} \in R. \quad (4.2)$$

- Για το επίπεδο $k = K$ και για κάθε περιοχή $R \in R^{(K)}$

$$L_F^{(K)}(\mathbf{n}) = \frac{1}{2}(L_A^{(K)}(\mathbf{n}) + L_B^{(K)}(\mathbf{n})) \quad \forall \mathbf{n} \in R. \quad (4.3)$$

Πρέπει να τονίσουμε ότι τα επίπεδα της MR/MS κατάτμησης K , πρέπει να είναι περισσότερα ή ίσα με τα επίπεδα της αποσύνθεσης με Laplacian πυραμίδα K_M , ($K < K_M$). Επίσης θέλουμε η δομή της πυραμίδας κατάτμησης και της Laplacian πυραμίδας να είναι η ίδια δηλαδή στο επίπεδο k και στις δύο πυραμίδες να έχουμε την ίδια ανάλυση.

Στη συνέχεια η συντηγμένη πυραμίδα μετασχηματίζεται στη συντηγμένη εικόνα χρησιμοποιώντας την πολυαναλυτική διαδικασία ανακατασκευής της Laplacian πυραμίδας.

4.2.2 MR/MS κατάτμηση βασισμένη στη συνδεδεμένη πυραμίδα

Σε αυτή τη παράγραφο παρουσιάζουμε τον αλγόριθμο κατάτμησης που βασίζεται στη συνδεδεμένη πυραμίδα. Πρώτα γίνεται περιγραφή της συμβατικής μεθόδου χονδρεοειδούς κατάτμησης με συνδεδεμένη πυραμίδα την οποία αναφέρουμε ως *MR κατάτμηση* η οποία εφαρμόζεται σε μία εικόνα ως είσοδο. Στη συνέχεια παρουσιάζεται η τροποποίηση της μεθόδου για να δέχεται πολλές εικόνες ως είσοδο την οποία θα αναφέρουμε ως *MR/MS κατάτμηση*.

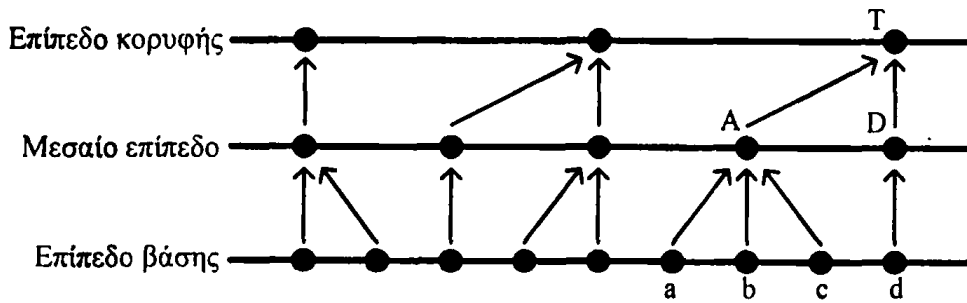
Η συνδεδεμένη πυραμίδα

Η δομή της συνδεδεμένης πυραμίδας προτάθηκε αρχικά από τους Burt et. al. [47]. Αποτελείται από μία πολυαναλυτική αποσύνθεση μιας εικόνας με το χαμηλότερο επίπεδο να είναι η εικόνα πλήρους ανάλυσης και κάθε διαδοχικό υψηλότερο επίπεδο να περιλαμβάνει μια φιλτραρισμένη/υποδειγματοληπτημένη εκδοχή του επιπέδου κάτω από αυτό. Τα διάφορα επίπεδα είναι «συνδεδεμένα» μεταξύ τους με σχέσεις παιδιού-πατέρα (Σχήμα 4.2) μεταξύ των εικονοστοιχείων τους. Αυτές οι σχέσεις ορίζονται από μία επαναληπτική διαδικασία που ορίζεται στη συνέχεια.

Μία συμβατική συνδεδεμένη πυραμίδα κατασκευάζεται ως εξής: Καταρχήν, δημιουργείται μία προσεγγιστική πυραμίδα με χαμηλοπερατό φιλτράρισμα και υποδειγματοληψία. Στη συνέχεια, ορίζονται σχέσεις παιδιού-πατέρα που συνδέουν κάθε εικονοστοιχείο σε κάποιο επίπεδο (παιδί) με κάποιο εικονοστοιχείο στο επόμενο υψηλότερο επίπεδο (πατέρας) με τη κοντινότερη τιμή φωτεινότητας (ή κάποιο άλλο χαρακτηριστικό του εικονοστοιχείου).

Στη συνέχεια οι τιμές των χαρακτηριστικών των πατέρων-εικονοστοιχείων ανανεώνονται χρησιμοποιώντας τις τιμές των παιδιών τους. Η διαδικασία της σύνδεσης και της ανανέωσης επαναλαμβάνονται μέχρι να υπάρξει σύγκλιση, δηλαδή να μην αλλάζουν οι σχέσεις. Τελικά (ή κατά τη διάρκεια της διαδικασίας σύνδεσης), κάποια εικονοστοιχεία





Σχήμα 4.2: Διάγραμμα που δείχνει τις σχέσεις σύνδεσης: π.χ. το εικονοστοιχείο A είναι πατέρας των παιδιών a, b και c και επίσης είναι το παιδί του εικονοστοιχείου T.

ονομάζονται ρίζες. Στη πιο απλή περίπτωση, μόνο τα εικονοστοιχεία του επιπέδου κορυφής είναι ρίζες. Κάθε ρίζα και τα εικονοστοιχεία που συνδέονται με αυτή είναι ένα δέντρο στη πυραμίδα. Τα φύλλα του κάθε δέντρου αντιστοιχούν σε εικονοστοιχεία στο επίπεδο βάσης (αρχική εικόνα) και ορίζουν μία περιοχή. Κατά αυτό το τρόπο, η συνδεδεμένη πυραμίδα παρέχει ένα πλαίσιο για μία επαναληπτική διαδικασία κατάρτησης εικόνας. Για παράδειγμα στο Σχήμα 4.2 το εικονοστοιχείο T είναι ρίζα και αναπαριστά στο επίπεδο βάσης μία περιοχή αποτελούμενη από τα εικονοστοιχεία a, b, c και d.

MR αλγόριθμος κατάρτησης με χρήση συνδέσεων

Ο τυπικός αλγόριθμος ακολουθεί τη κλασική 50% επικαλυπτόμενη 4×4 δομή [47]. Αυτό σημαίνει ότι κάθε πατέρας παράγεται από τη 4×4 γειτονιά από κάτω του και ότι η γειτονιά αυτή επικαλύπτει κατά 50% τη γειτονιά των τεσσάρων γειτόνων του. Έτσι, κάθε εικονοστοιχείο έχει 16 υποψήφια παιδιά και κάθε παιδί το πολύ 4 υποψήφιους πατέρες. Η βάση της πυραμίδας αντιστοιχεί στο επίπεδο 0 και για απλότητα υποθέτουμε ότι έχει μέγεθος $N \times N$ με το N να είναι δύναμη του 2. Το μέγιστο ύψος της πυραμίδας είναι $K_m = \log_2 N - 1$.

Σε κάθε επίπεδο k , τα εικονοστοιχεία συμβολίζονται με το διάνυσμα $\mathbf{n} = (m, n)^T$ όπου $m, n = 0, \dots, \frac{N}{2^k} - 1$. Συμβολίζουμε με $C(\mathbf{n})$ το σύνολο των υποψήφιων παιδιών του εικονοστοιχείου \mathbf{n} στο επίπεδο $k > 0$:

$$C(\mathbf{n}) = \{(m', n') | m' \in \{2m - 1, 2m, 2m + 1, 2m + 2\}, \\ n' \in \{2n - 1, 2n, 2n + 1, 2n + 2\}\}.$$

Όμοια, συμβολίζουμε με $P(\mathbf{n})$ το σύνολο των υποψήφιων πατέρων του εικονοστοιχείου \mathbf{n} στο επίπεδο $k > K_m$:

$$P(\mathbf{n}) = \{(m', n') | m' \in \{\lfloor \frac{1}{2}(m - 1) \rfloor, \lfloor \frac{1}{2}m \rfloor, \lfloor \frac{1}{2}(m + 1) \rfloor\}, \\ n' \in \{\lfloor \frac{1}{2}(n - 1) \rfloor, \lfloor \frac{1}{2}n \rfloor, \lfloor \frac{1}{2}(n + 1) \rfloor\}\},$$

όπου $\lfloor \cdot \rfloor$ συμβολίζει το ακέραιο μέρος της τιμής που περιέχει. Το σύνολο των εικονοστοιχείων στα οποία το εικονοστοιχείο \mathbf{n} συνδέεται στο επίπεδο βάσης ονομάζεται πεδίο υποδοχής (receptive field).



Σε κάθε εικονοστοιχείο συσχετίζουμε μία ή περισσότερες μεταβλητές που αναπαριστούν τα γνωρίσματα στα οποία θα στηριχτεί η κατάτμηση. Αναθέτουμε σε κάθε εικονοστοιχείο \mathbf{n} στο επίπεδο k τη μέση τιμή της φωτεινότητας $x^k(\mathbf{n})$, και τη περιοχή $A^k(\mathbf{n})$ του πεδίου υποδοχής του.

θεωρούμε την αρχική εικόνα $x = x^{(0)}$. Ο πυραμιδικός αλγόριθμος κατάτμησης αποτελείται από τρία βήματα:

1. Αρχικοποίηση

Στο βήμα αυτό κατασκευάζουμε τη προσεγγιστική πυραμίδα. Συσχετίζουμε σε κάθε εικονοστοιχείο \mathbf{n} στο επίπεδο 0 τη φωτεινότητα $x^{(0)}(\mathbf{n})$ της αρχικής εικόνας και σε κάθε εικονοστοιχείο στο επίπεδο $k > 0$ μία φωτεινότητα $x^{(k)}$ υπολογισμένη από το μέσο όρο των υποψήφιων παιδιών του:

$$x^{(k)}(\mathbf{n}) = \frac{1}{16} \sum_{\mathbf{n}' \in C(\mathbf{n})} x^{(k-1)}(\mathbf{n}').$$

2 Σύνδεση

Για κάθε παιδί ο κατάλληλος πατέρας αναζητείται ανάμεσα στους υποψήφιους πατέρες: συνδέεται με τον πιο «όμοιο» πατέρα ή ονομάζεται ρίζα. Η «ομοιότητα» βασίζεται στη διαφορά της γκρι τιμής. Αυτή η διαφορά υπολογίζεται μεταξύ του παιδιού και των τεσσάρων υποψήφιων πατέρων του. Δημιουργείται μία σύνδεση με τον πατέρα ο οποίος ελαχιστοποιεί αυτή την απόσταση. Αν περισσότεροι από ένας την ελαχιστοποιεί επιλέγουμε έναν από αυτούς.

Στο βήμα σύνδεσης βάζουμε επίσης ετικέτες στις ρίζες. Όταν κάνουμε τη σύνδεση με ένα πατέρα και αν η διαφορά στις φωτεινότητες είναι πάνω από κάποιο κατώφλι τότε η σύνδεση δε δημιουργείται και το εικονοστοιχείο αυτό χαρακτηρίζεται ως ρίζα και παίρνει μία ετικέτα. Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι η ταχύτητα της: βρίσκουμε όλες τις ρίζες μαζί. Το μειονέκτημα είναι ότι δε ξέρουμε από την αρχή πόσες ρίζες θα βρούμε (και άρα πόσες περιοχές). Ο ορισμός του κατωφλίου δε γίνεται απευθείας. Όταν το κατώφλι είναι πολύ υψηλό λίγα εικονοστοιχεία γίνονται ρίζες ενώ πολλά εικονοστοιχεία γίνονται ρίζες αν το κατώφλι είναι πολύ χαμηλό. Για απλότητα χρησιμοποιείται το κατώφλι $T = 0.25\Delta x^{(0)}$ όπου $\Delta x^{(0)}$ είναι η διαφορά της ελάχιστης τιμής φωτεινότητας από την μέγιστη τιμή φωτεινότητας στην αρχική εικόνα.

Τα γνωρίσματα κάθε πατέρα υπολογίζονται πάλι χρησιμοποιώντας μόνο τα παιδιά που συνδέονται με αυτόν:

$$A^{(k+1)}(\mathbf{n}) = \sum_{\mathbf{n}' \in C(\mathbf{n})} A^k(\mathbf{n}'),$$

$$x^{k+1}(\mathbf{n}) = \frac{\sum_{\mathbf{n}' \in C(\mathbf{n})} x^k(\mathbf{n}') A^k(\mathbf{n}')}{A^{k+1}(\mathbf{n}')},$$

όπου $A^{(0)}(\mathbf{n}) = 1$ για όλα τα \mathbf{n} στο επίπεδο μηδέν. Το βήμα αυτό επαναλαμβάνεται μέχρι να μην αλλάζουν πλέον οι συνδέσεις.



3. Κατάτμηση

Η πραγματική κατάτμηση παράγεται χρησιμοποιώντας τις δομές δέντρων των δημιουργημένων συνδέσεων. Σε κάθε επίπεδο, k , όλα τα εικονοστοιχεία τα οποία συνδέονται σε μία κοινή ρίζα κατατάσσονται ως μία περιοχή. Με αυτό το τρόπο σε κάθε επίπεδο k παράγεται μία κατατμημένη εικόνα $R^{(k)}$ η οποία περιέχει $|R|$ διαφορετικές περιοχές R σε αυτό το επίπεδο.

MR/MS αλγόριθμος κατάτμησης χρησιμοποιώντας συνδέσεις

Ο αλγόριθμος κατάτμησης που παρουσιάστηκε προηγουμένως μπορεί να επεκταθεί και για τη περίπτωση που έχουμε πολλές εικόνες εισόδου x_S , $S \in \mathbf{S}$. Σε αυτή τη περίπτωση το βήμα αρχικοποίησης εκτελείται όπως προηγουμένως για κάθε εικόνα ξεχωριστά και στο βήμα σύνδεσης η απόσταση μεταξύ ενός παιδιού \mathbf{n} και ενός υποψήφιου πατέρα $\mathbf{n}' \in P(\mathbf{n})$ δίνεται από την εξίσωση:

$$dist = \left(\sum_{S \in \mathbf{S}} (x_S^k(\mathbf{n}) - x_S^{k+1}(\mathbf{n}'))^2 \right)^{1/2}. \quad (4.4)$$

Όπως στη βαθμωτή περίπτωση, ο υποψήφιος \mathbf{n}' ο οποίος ελαχιστοποιεί την απόσταση επιλέγεται να γίνει πατέρας εκτός αν η απόσταση είναι πάνω από κάποιο κατώφλι, οπότε το \mathbf{n} ονομάζεται ρίζα. Χρησιμοποιώντας τις νέες συνδέσεις για κάθε $S \in \mathbf{S}$ επαναλαμβάνουμε το βήμα της σύνδεσης μέχρι σύγκλισης. Μετά το βήμα αυτό, παρόλο που οι γκρι τιμές θα διαφέρουν για κάθε εικόνα εισόδου η δομή των συνδέσεων (σχέσεις πατέρα-παιδιού) θα είναι ίδια. Έτσι, παίρνουμε μία μοναδική συνδεδεμένη πυραμιδική δομή και μπορούμε να εφαρμόσουμε το βήμα κατάτμησης όπως πριν. Συνοψίζοντας τα βασικά βήματα παίρνουμε το παρακάτω αλγόριθμο:

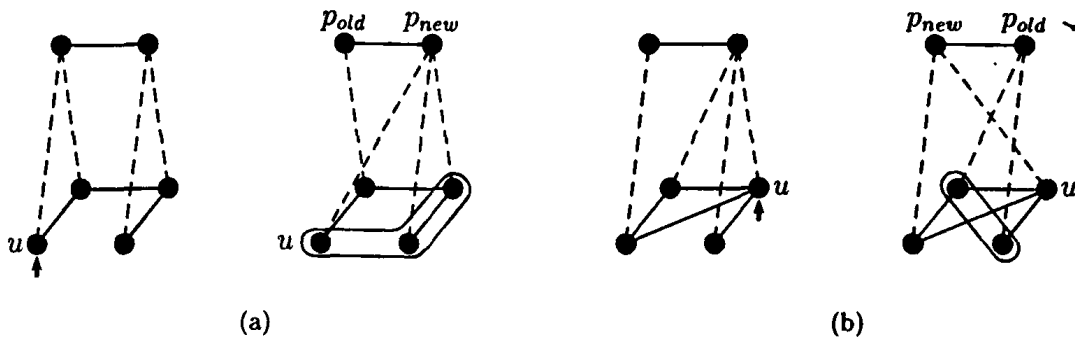
1. Για κάθε είσοδο $S \in \mathbf{S}$

- Κατασκευή της προσεγγιστικής πυραμίδας $\{x_S^{(k)}\}$.

2. Για κάθε επίπεδο $k < K_M$

- Όσο δεν υπάρχει σύγκλιση,
 - Για κάθε παιδί \mathbf{n} στο επίπεδο k , βρες το πατέρα $\mathbf{n}' \in P(\mathbf{n})$ ο οποίος ελαχιστοποιεί την απόσταση $dist$ που δίνεται από την Εξίσωση (4.4). Αν η απόσταση αυτή είναι πάνω από κάποιο κατώφλι τότε το \mathbf{n} ονομάζεται ρίζα, διαφορετικά συνδέεται με το \mathbf{n}' .
 - Για κάθε πατέρα \mathbf{n} στο επίπεδο $k+1$, ανανεώνουμε τα γνωρίσματα $A^{(k+1)}(\mathbf{n})$ και $x_S^{(k+1)}(\mathbf{n})$ για όλα τα $S \in \mathbf{S}$.





Σχήμα 4.3: Οι δύο τρόποι με τους οποίους μπορεί να χαθεί η συνεκτικότητα των πεδίων υποδοχής (τα πεδία υποδοχής στα οποία χάνεται η συνεκτικότητα σημειώνονται): (a) πρώτη περίπτωση, (b) δεύτερη περίπτωση.

3. Για κάθε επίπεδο k

- Όλα τα εικονοστοιχεία π στο επίπεδο k που συνδέονται σε κοινή ρίζα κατατάσσονται σε μία μοναδική περιοχή R στο $\mathbb{R}^{(k)}$.

4.2.3 Διατήρηση συνεκτικότητας στη συνδεδεμένη πυραμίδα

Για να πετύχουμε καλύτερη επίδοση της μεθόδου σύντηξης που προτείνεται στην αναφορά [2] κάναμε μια βελτίωση του αλγόριθμου κατάτμησης που χρησιμοποιεί. Η δική μας συνεισφορά βασίζεται στην εργασία [48] και αφορά τη διατήρηση της συνεκτικότητας. Ένα πρόβλημα του αλγορίθμου κατάτμησης που περιγράψαμε είναι ότι η περιοχές R στα επίπεδα της πυραμίδας δεν είναι ανάγκη να είναι συνδεδεμένες. Η διαδικασία σύνδεσης λαμβάνει υπόψη τη χωρική δομή της εικόνας και επιτρέπει μόνο ένα προκαθορισμένο σύνολο παιδιών για κάθε εικονοστοιχείο. Δηλαδή δεν υπάρχει συνεκτικότητα: εικονοστοιχεία που είναι γειτονικά σε κάποιο επίπεδο της πυραμίδας μπορεί να μην αναπαριστούν γειτονικές περιοχές στη βάση της πυραμίδας και αντίθετα. Αυτό μπορεί να δημιουργήσει περιοχές οι οποίες είναι διασκορπισμένες στην εικόνα και αποτελούνται από πολλά συνδεδεμένα συστατικά. Στη συνέχεια αναφέρουμε πως προσπαθούμε να ξεπεράσουμε το πρόβλημα αυτό χρησιμοποιώντας κάποιους κανόνες στη διαδικασία σύνδεσης όπως αναφέρονται από τον Nacken [48].

Διατήρηση συνεκτικότητας στο επίπεδο του πατέρα

Υποθέτουμε ότι ένα εικονοστοιχείο u στο επίπεδο k με πατέρα p_{old} συνδέεται με ένα νέο πατέρα p_{new} . Στο επίπεδο $k+1$ τα πεδία υποδοχής των p_{new} και p_{old} αλλάζουν. Μετά από αυτό το βήμα σύνδεσης το πεδίο υποδοχής του p_{old} δε περιέχει το u , που περιέχεται πλέον στο πεδίο υποδοχής του p_{new} . Τα πεδία υποδοχής των άλλων εικονοστοιχείων αυτού του επιπέδου παραμένουν ίδια. Η συνεκτικότητα των πεδίων υποδοχής στο επίπεδο $k+1$ χάνεται σε δύο περιπτώσεις (Σχήμα 4.3). Η πρώτη περίπτωση συμβαίνει όταν το εικονοστοιχείο p_{new} δεν είναι πατέρας κανενός εικονοστοιχείου γειτονικού με το u (Σχήμα 4.3(a)). Η δεύτερη



περίπτωση είναι αυτή στην οποία όταν αφαιρούμε το u από το πεδίο υποδοχής του p_{old} το πεδίο υποδοχής παύει πλέον να είναι συνεκτικό (χωρίζεται σε περισσότερα συνδεδεμένα συστατικά) (Σχήμα 4.3(b)). Το εικονοστοιχείο αυτό ονομάζεται *σημείο αποκοπής*. Σ'ε αυτή τη περίπτωση περιλαμβάνεται και η περίπτωση κατά την οποία το u είναι το μόνο παιδί του p_{old} , οπότε και το πεδίο υποδοχής του μένει κενό.

Για να διατηρήσουμε τη συνεκτικότητα των πεδίων υποδοχής των εικονοστοιχείων επιβάλλουμε δύο κανόνες στη διαδικασία σύνδεσης:

1. Ένα εικονοστοιχείο το οποίο είναι σημείο αποκοπής στο πεδίο υποδοχής του πατέρα του δε μπορεί να συνδεθεί σε νέο πατέρα.
2. Ένα εικονοστοιχείο μπορεί να συνδεθεί μόνο με τους πατέρες των γειτόνων του.

Πειράματα που έγιναν σε διαφορετικούς τύπους εικόνων και παρουσιάζονται στο επόμενο κεφάλαιο δείχνουν ότι η εφαρμογή της διατήρησης συνεκτικότητας στον αλγόριθμο κατάτμησης δε μας επιτρέπουν να βγάλουμε γενικό συμπέρασμα. Δηλαδή δε μπορούμε να πούμε ότι η χρήση διατήρησης συνεκτικότητας βελτίωσε τη μέθοδο σύντηξης που προτάθηκε στην αναφορά [2]. Παρόλα αυτά πιστεύουμε ότι λύνεται ένα πρόβλημα το οποίο υπάρχει στη προτεινόμενη μεθοδολογία.

4.3 Αλγόριθμος Σύντηξης εικόνων σε επίπεδο περιοχών

Η γενική δομή της προτεινόμενης μεθόδου σύντηξης φαίνεται στο Σχήμα 4.4. Η διαφορά της προτεινόμενης προσέγγισης με άλλες μεθόδους είναι η χρήση του *a-trous wavelet μετασχηματισμού* για σύντηξη εικόνων σε επίπεδο περιοχών. Ο *a-trous μετασχηματισμός* έχει χρησιμοποιηθεί από τους Chibani και Houasine στο [32] αλλά μόνο σε επίπεδο εικονοστοιχείων. Μια άλλη διαφορά είναι ότι η εύρεση περιοχών δε χρειάζεται να γίνει σε διαφορετικές κλίμακες αλλά μόνο σε μία, στην κλίμακα της αρχικής εικόνας, αφού τα διαφορετικά επίπεδα του *a-trous μετασχηματισμού* έχουν την κλίμακα της αρχικής εικόνας δηλαδή έχουν το ίδιο μέγεθος με την αρχική εικόνα.

Θεωρούμε αρχικά δύο εικόνες εισόδου x_A και x_B . Η συντηγμένη εικόνα x_F παράγεται με τα ακόλουθα βήματα:

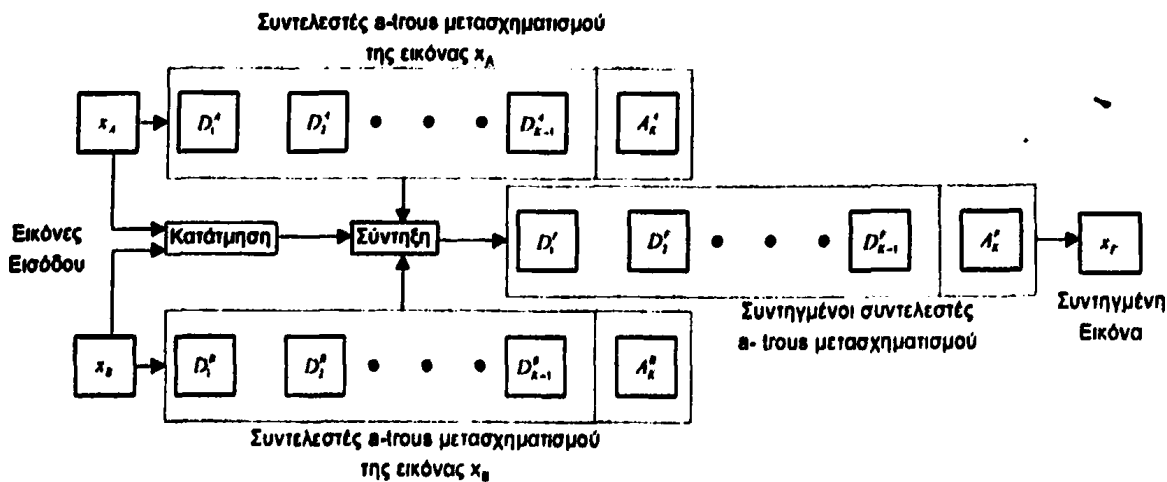
- Εφαρμόζουμε έναν αλγόριθμο εύρεσης περιοχών που παίρνει ως είσοδο τις εικόνες εισόδου και δίνει ως έξοδο μία κατάτμηση R .
- Εφαρμόζεται ο *a-trous μετασχηματισμός* στις εικόνες εισόδου για K επίπεδα. Η πολυαναλυτική αναπαράσταση των εικόνων δίνεται από τα ακόλουθα σύνολα:

$$S_A = \{D_1^A, D_2^A, \dots, D_{K-1}^A, A_K^A\},$$

$$S_B = \{D_1^B, D_2^B, \dots, D_{K-1}^B, A_K^B\},$$

όπου D_j^A και D_j^B είναι οι εικόνες λεπτομέρειας και A_K^A και A_K^B οι εικόνες προσέγγισης του *a-trous wavelet μετασχηματισμού* των εικόνων εισόδου.





Σχήμα 4.4: Γενική δομή της προτεινόμενης μεθόδου σύντηξης

- Γίνεται σύντηξη των συνόλων S_A και S_B για την κατασκευή του συνόλου S_F , δηλαδή της πολυαναλυτικής αναπαράστασης της συντηγμένης εικόνας. Το βήμα αυτό χωρίζεται σε δύο μέρη:
 - Εφαρμογή κανόνα επιλογής χαρακτηριστικών που καθοδηγείται από τη κατάτμηση R για τις εικόνες λεπτομέρειας D_j^A , D_j^B και κατασκευή των συντηγμένων εικόνων λεπτομέρειας D_j^F .
 - Κατασκευή της εικόνας προσέγγισης A_k^F για τη συντηγμένη εικόνα από τις εικόνες προσέγγισης A_k^A και A_k^B .
- Εφαρμογή του αντίστροφου α τρους μετασχηματισμού για να πάρουμε τη συντηγμένη εικόνα x_F .

4.3.1 Κατασκευή των συντηγμένων εικόνων λεπτομέρειας

Ο κανόνας επιλογής χαρακτηριστικών έχει μεγάλη σημασία αφού καθορίζει το αποτέλεσμα της σύντηξης. Στη προσέγγιση που προτείνουμε η επιλογή χαρακτηριστικών καθοδηγείται από τη κατάτμηση. Ορίζουμε για κάθε περιοχή των εικόνων λεπτομέρειας ένα μέτρο δραστηριότητας. Κάθε εικονοστοιχείο χαρακτηρίζεται από το μέτρο της περιοχής του. Οι συντηγμένες εικόνες λεπτομέρειας κατασκευάζονται από τα εικονοστοιχεία με το μεγαλύτερο μέτρο. Το μέτρο δραστηριότητας ορίζεται για κάθε περιοχή $R \in R$ της εικόνας λεπτομέρειας D_k^S ως ο μέσος όρος των απόλυτων τιμών των εικονοστοιχείων $\mathbf{n} = (m, n)^T \in R$:

$$P_k^S(R) = \frac{1}{|R|} \sum_{\mathbf{n} \in R} |D_k^S(\mathbf{n})|, \quad (4.5)$$

όπου $|R|$ ο αριθμός των εικονοστοιχείων \mathbf{n} που ανήκουν στη περιοχή R .

Εναλλακτικά μπορεί να χρησιμοποιηθεί και η διακύμανση των εικονοστοιχείων των εικόνων λεπτομέρειας σε μία περιοχή:

$$P_k^S(R) = \frac{1}{|R|} \sum_{\mathbf{n} \in R} (D_k^S(\mathbf{n}) - \mu_k^S(R))^2, \quad (4.6)$$

όπου

$$\mu_k^S(R) = \frac{1}{|R|} \sum_{\mathbf{n} \in R} D_k^S(\mathbf{n}). \quad (4.7)$$

Στη συνέχεια για κάθε περιοχή $R \in \mathcal{R}$ και για κάθε $k < K - 1$ επιλέγουμε το εικονοστοιχείο των συντηγμένων εικόνων λεπτομέρειας:

$$D_k^F(\mathbf{n}) = \begin{cases} D_k^A(\mathbf{n}) & \text{αν } P_k^A(R) > P_k^B(R), \\ D_k^B(\mathbf{n}) & \text{διαφορετικά,} \end{cases} \quad \forall \mathbf{n} \in R. \quad (4.8)$$

4.3.2 Κατασκευή της συντηγμένης εικόνας προσέγγισης A_K^F

Η εικόνα προσέγγισης A_K^F , αποτελεί μία ομαλή εκδοχή της αρχικής εικόνας, αφού έχουν εξαλειφθεί λεπτομέρειες της αρχικής εικόνας. Η κατασκευή του A_K^F είναι ένα από τα βήματα για την κατασκευή της συντηγμένης εικόνας. Υπάρχουν τέσσερις επιλογές:

- $A_K^F = A_K^A$: Επιλέγουμε ως συντηγμένη εικόνα προσέγγισης A_K^F την εικόνα προσέγγισης της εικόνας x_A , A_K^A . Η επιλογή αυτή υποκινείται από το γεγονός ότι θέλουμε να βελτιώσουμε την εικόνα x_A .
- $A_K^F = A_K^B$: Όμοια με παραπάνω Επιλέγουμε ως συντηγμένη εικόνα προσέγγισης A_K^F την εικόνα προσέγγισης της εικόνας x_B , A_K^B , επειδή θέλουμε να βελτιώσουμε την εικόνα x_B .
- $A_K^F = \frac{1}{2} (A_K^A + A_K^B)$: Είναι η συνηθέστερη επιλογή όπου παίρνουμε το μέσο όρο των εικόνων προσέγγισης των εικόνων εισόδου θεωρώντας ότι με την εξάλειψη των λεπτομερειών αυτές οι εικόνες είναι περίπου όμοιες.
- Κατασκευή της συντηγμένης εικόνας προσέγγισης A_K^F με τον ίδιο τρόπο όπως και των συντηγμένων εικόνων λεπτομέρειας D_k^F .



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

5.1 Εισαγωγή

5.2 Πειραματικά αποτελέσματα

5.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζουμε πειραματικά αποτελέσματα από την εφαρμογή των μεθόδων που περιγράφηκαν στα Κεφάλαια 3 και 4. Γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με χρήση αντικειμενικών μέτρων επίδοσης αφού η χρήση υποκειμενικών μεθόδων στις περισσότερες περιπτώσεις δεν ήταν δυνατή.

5.2 Πειραματικά αποτελέσματα

Στα πειράματα που εκτελέσαμε χρησιμοποιήσαμε διάφορους τύπους εικόνων. Σε όλα τα παραδείγματα έχουμε δύο αρχικές εικόνες x_A και x_B οι οποίες είναι χωρικά ταιριασμένες (registered) και δεν εφαρμόζεται κανενός είδους προεπεξεργασία. Συγκρίνουμε μεταξύ τους διαφορετικές προσεγγίσεις σύντηξης τόσο σε επίπεδο εικονοστοιχείων όσο και σε επίπεδο περιοχών.

Για τη σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων χρησιμοποιήσαμε για τη πολυαναλυτική αποσύνθεση των εικόνων τέσσερις πολυαναλυτικούς μετασχηματισμούς: τη Laplacian πυραμίδα, το Wavelet μετασχηματισμό, τον a-trous Wavelet μετασχηματισμό και τον Dual Tree Complex Wavelet μετασχηματισμό (DTCWT).

Σε όλες τις περιπτώσεις οι συντελεστές της συντηγμένης εικόνας προσέγγισης προκύπτουν από τον μέσο όρο των αντίστοιχων συντελεστών των εικόνων προσέγγισης των αρχικών εικόνων. Για τον συνδυασμό των συντελεστών των εικόνων λεπτομέρειας των πολυαναλυτικών αποσυνθέσεων των αρχικών εικόνων (κανόνας σύντηξης) και τη δημιουργία της συντηγμένης πυραμίδας δοκιμάζονται τρεις διαφορετικοί μέθοδοι:



- Στη πρώτη μέθοδο οι συντελεστές της συντηγμένης εικόνας σε κάθε θέση (συντηγμένη πυραμίδα) προκύπτουν από τους συντελεστές των αρχικών εικόνων με τη μέγιστη απόλυτη τιμή [14].
- Στη δεύτερη μέθοδο που προτάθηκε από τους Li et. al. [18] χρησιμοποιείται μία 3x3 ή 5x5 γειτονιά για να αξιολογήσει ένα τοπικό μέτρο δραστηριότητας που σχετίζεται με το κεντρικό εικονοστοιχείο. Αυτό δίνεται από τη μεγαλύτερη απόλυτη τιμή των συντελεστών στη γειτονιά. Στη περίπτωση που οι συντελεστές από τις δύο διαφορετικές πυραμίδες έχουν διαφορετικές τιμές επιλέγεται ο συντελεστής με το μεγαλύτερο τοπικό μέτρο δραστηριότητας για τη συντηγμένη πυραμίδα. Διαφορετικά, σε όμοιους συντελεστές απλώς βρίσκουμε το μέσο όρο για να πάρουμε τη συντηγμένη τιμή. Στη συνέχεια μετά τη διαδικασία επιλογής, εφαρμόζεται ένα φίλτρο πλειοψηφίας δηλαδή σε κάθε 3x3 ή 5x5 γειτονιά του κάθε επιπέδου της συντηγμένης πυραμίδας ελέγχουμε η πλειοψηφία των συντελεστών της γειτονιάς από ποια αρχική εικόνα έχει προκύψει και ο κεντρικός συντελεστής επιλέγεται από τη πυραμίδα με τη πλειοψηφία.
- Στη τρίτη μέθοδο που προτάθηκε από τους Burt και Kolczynski στο [15] χρησιμοποιείται έναν κανόνα επιλογής συντελεστών βασισμένος σε γειτονιές, όπου υπολογίζεται ένα μέτρο σημαντικότητας:

$$a_s^{(k)}(n) = \sum_{\Delta n \in W^{(k)}} |y_s^{(k)}(n + \Delta n)|^2 \quad (5.1)$$

και ένα ομοιότητας (μέτρο ταιριάσματος):

$$m_{AB}^{(k)}(n) = \frac{2 \sum_{\Delta n \in W^{(k)}} y_A^{(k)}(n + \Delta n) y_B^{(k)}(n + \Delta n)}{a_A^{(k)}(n) + a_B^{(k)}(n)} \quad (5.2)$$

μεταξύ των εισόδων για κάθε εικονοστοιχείο χρησιμοποιώντας μία 3 x 3 ή 5 x 5 γειτονιά $W^{(k)}$. Η διαδικασία σύντηξης είναι το σταθμισμένο άθροισμα:

$$y_F^{(k)}(\cdot) = w_A(d^{(k)}(\cdot))y_A^{(k)}(\cdot) + w_B(d^{(k)}(\cdot))y_B^{(k)}(\cdot), \quad (5.3)$$

όπου τα βάρη υπολογίζονται για κάθε επίπεδο k και εικονοστοιχείο n ως $w_A(d^{(k)}(\cdot)) = 1 - w_B(d^{(k)}(\cdot)) = d^{(k)}(\cdot)$, με:

$$d^{(k)}(\cdot) = \begin{cases} 1 & \text{Αν } m_{AB}^{(k)}(\cdot) \leq T \text{ και } a_A^{(k)}(\cdot) > a_B^{(k)}(\cdot), \\ 0 & \text{Αν } m_{AB}^{(k)}(\cdot) \leq T \text{ και } a_A^{(k)}(\cdot) \leq a_B^{(k)}(\cdot), \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left(\frac{1 - m_{AB}^{(k)}(\cdot)}{1 - T} \right) & \text{Αν } m_{AB}^{(k)}(\cdot) > T \text{ και } a_A^{(k)}(\cdot) > a_B^{(k)}(\cdot), \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - m_{AB}^{(k)}(\cdot)}{1 - T} \right) & \text{Αν } m_{AB}^{(k)}(\cdot) > T \text{ και } a_A^{(k)}(\cdot) \leq a_B^{(k)}(\cdot) \end{cases}$$

για κάποιο κατώφλι T . Στα πειράματα μας χρησιμοποιούμε $T = 0.75$.

Οι προσεγγίσεις που δοκιμάσαμε για σύντηξη εικόνων σε επίπεδο περιοχών είναι η προσέγγιση που παρουσιάζεται στην αναφορά [2] όπου χρησιμοποιείται η Laplacian πυραμίδα



για πολυαναλυτική αποσύνθεση των αρχικών εικόνων καθώς και η παραλλαγμένη εκδοχή που προτείνουμε με διατήρηση συνεκτικότητας (Δ , Σ) στον αλγόριθμο εύρεσης περιοχών. Δοκιμάζουμε φυσικά την προσέγγιση που προτείνουμε για σύντηξη σε επίπεδο περιοχών που χρησιμοποιεί τον a -trous wavelet μετασχηματισμό για πολυαναλυτική αποσύνθεση των αρχικών εικόνων και τον αλγόριθμο εύρεσης περιοχών με διατήρηση συνεκτικότητας. Σε όλες τις προσεγγίσεις που δοκιμάσαμε είτε σε επίπεδο εικονοστοιχείων είτε σε επίπεδο περιοχών κάνουμε αποσύνθεση των αρχικών εικόνων σε 4 επίπεδα. Το αντικειμενικό μέτρο επίδοσης που χρησιμοποιούμε είναι το M_F^{AB} (Εξίσωση 2.9) που προτείνεται από τους Qu και Zhang [42].

Αρχικά, παίρνουμε ως εικόνες εισόδου το συμπληρωματικό ζευγάρι που παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.1((b), (c)). Δημιουργήθηκαν θολώνοντας την αυθεντική εικόνα (Σχήμα 5.1(a)) μεγέθους 256 x 256 εικονοστοιχείων. Οι εικόνες είναι συμπληρωματικές υπό την έννοια ότι το θόλωμα εμφανίζεται στο αριστερό μισό και δεξί μισό αντίστοιχα. Στον Πίνακα ?? παρουσιάζονται τα αντικειμενικά μέτρα επίδοσης για τις διάφορες προσεγγίσεις που ακολουθήσαμε. Σ' αυτή τη περίπτωση η ιδανική εικόνα υπάρχει, άρα μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE) (Εξίσωση 2.7) της ιδανικής εικόνας και της συντηγμένης. Επίσης, υπολογίσαμε το μέτρο επίδοσης (M_F^{AB}) (Εξίσωση 2.9) καθώς και τις μετρικές επίδοσης Q (Εξίσωση 2.16), Q_{IV} (Εξίσωση 2.17) και Q_E (Εξίσωση 2.18). Για τον υπολογισμό των τριών τελευταίων μέτρων παίρνουμε το $\lambda(w)$ όπως στην Εξίσωση 2.15 τους όρους $s(x_A|w)$ και $s(x_B|w)$ να είναι η διακύμανση των εικόνων x_A και x_B αντίστοιχα σε ένα παράθυρο 8 x 8 και για το μέτρο Q_E παίρνουμε $\alpha = 1/2$. Στο Σχήμα 5.1 παρουσιάζονται οι προσεγγίσεις σύντηξης σε επίπεδο εικονοστοιχείων με το μικρότερο RMSE σε σχέση με τον κανόνα σύντηξης για κάθε διαφορετική πολυαναλυτική αποσύνθεση. Στο Σχήμα 5.1(d) παρουσιάζεται το αποτέλεσμα σύντηξης με μέσο όρο, στο Σχήμα 5.1(e) το αποτέλεσμα σύντηξης με Laplacian πυραμίδα και τον κανόνα σύντηξης του Akerman, στο Σχήμα 5.1(f) το αποτέλεσμα σύντηξης με wavelet και το κανόνα του Li, στο Σχήμα 5.1(g) αποτέλεσμα σύντηξης με τον a -trous και το κανόνα του Li, στο Σχήμα 5.1(h) αποτέλεσμα σύντηξης με DTCWT και τον κανόνα του Akerman, στο Σχήμα 5.1(i) αποτέλεσμα σύντηξης με τη μέθοδο της Piella με αλγόριθμο σύντηξης χωρίς διατήρηση συνεκτικότητας (Δ , Σ) ενώ στο Σχήμα 5.1(j) αποτέλεσμα σύντηξης με τη μέθοδο της Piella με αλγόριθμο σύντηξης χωρίς διατήρηση συνεκτικότητας (Δ , Σ), στο Σχήμα 5.1(k) αποτέλεσμα σύντηξης με τη προσέγγιση που προτείνουμε αλλά με αλγόριθμο σύντηξης τον προηγούμενο με Δ , Σ .

Από τον Πίνακα 5.1 φαίνεται ότι η προσέγγιση που προτείνουμε έχει το μικρότερο μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Οι άλλες μετρικές οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν δε μπορούν να οδηγήσουν σε συμπέρασμα για το ποια μέθοδος είναι η καλύτερη παρόλα αυτά στα πειράματα που ακολουθούν και στα οποία δεν υπάρχει η «τέλεια συντηγμένη εικόνα» έτσι ώστε να υπολογιστεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα υπολογίζεται ενδεικτικά η αμοιβαία πληροφορία για κάθε προσέγγιση.

Στο επόμενο πείραμα έχουμε ως αρχικές εικόνες μία MRI Σχήμα 5.2(a) και μία CT Σχήμα 5.2(b). Στον Πίνακα 5.2 μπορούμε να δούμε τις τιμές του μέτρου επίδοσης M_F^{AB} για



τις διάφορες προσεγγίσεις που δοκιμάστηκαν. Σύμφωνα με τον πίνακα τη καλύτερη επίδοση την έχει η προσέγγιση με το μέσο όρο αλλά όπως φαίνεται στην εικόνα στο Σχήμα 5.2(c) η προσέγγιση του μέσου όρου έχει συνέπεια την απώλεια της αντίθεσης. Παρατηρούμε ότι η προσέγγιση που προτείναμε έχει υψηλή τιμή M_F^{AB} .

Το πείραμα που ακολουθεί έχει ως αρχικές εικόνες τις εικόνες στο Σχήμα 5.3((a), (b)). Το πείραμα αυτό αφορά αρχικές εικόνες οι οποίες έχουν διαφορετική εστίαση. Η μία έχει εστίαση στο αναψυκτικό (Σχήμα 5.3(a)) ενώ η άλλη στη κάρτα (Σχήμα (b)). Το αποτέλεσμα της σύντηξης πρέπει να είναι μία εικόνα η οποία θα έχει εστίαση και στα δύο αντικείμενα. Τα αποτελέσματα που πήραμε από τον υπολογισμό του M_F^{AB} (Πίνακας 5.3) δείχνουν ότι οι προσεγγίσεις σύντηξης σε επίπεδο περιοχών υπερέρχονται των προσεγγίσεων σε επίπεδο εικονοστοιχείων.

Οι αρχικές εικόνες του πειράματος που ακολουθεί έχουν και αυτές διαφορετική εστίαση. Η μία εικόνα εστιάζει στο μεγάλο ρολόι (Σχήμα 5.4(a)) ενώ η άλλη στο μικρό (Σχήμα 5.4(b)). Και σε αυτό το πείραμα οι προσεγγίσεις σύντηξης σε επίπεδο περιοχών έχουν υψηλότερο M_F^{AB} . Η προσέγγιση με Laplacian πυραμίδα και αλγόριθμο εύρεσης περιοχών με Δ. Σ. (Σχήμα 5.4(i)) υπερέρχεται των άλλων προσεγγίσεων. Στο Πίνακα 5.4 παρουσιάζονται οι τιμές του μέτρου επίδοσης για τις διάφορες προσεγγίσεις σύντηξης που ακολουθήθηκαν.

Το επόμενο ζευγάρι αρχικών εικόνων παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.5((a), (b)). Οι δύο εικόνες λήφθηκαν με διαφορετικό φωτισμό. Η προσέγγιση σύντηξης με μέσο όρο Σχήμα ((c) έχει το καλύτερο μέτρο επίδοσης (Πίνακας 5.5) παρόλο που είναι εμφανές ότι χάνεται η αντίθεση στη συντηγμένη εικόνα. Οι προσεγγίσεις σύντηξης σε επίπεδο περιοχών (Σχήμα 5.5((h), (i), (j)) έχουν καλά αποτελέσματα με τη προσέγγιση η οποία χρησιμοποιεί τον α-traits μετασχηματισμό και Δ. Σ. στον αλγόριθμο εύρεσης περιοχών να έχει το υψηλότερο M_F^{AB} ανάμεσα τους.

Οι αρχικές εικόνες του επόμενου πειράματος έχουν ληφθεί από διαφορετικά κανάλια ενός υπερφασματικού αισθητήρα. Είναι δορυφορικές εικόνες και παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.6((a), (b)). Στο Πίνακα 5.6 παρουσιάζονται οι τιμές του M_F^{AB} , με τις προσεγγίσεις σε επίπεδο περιοχών να έχουν από τις υψηλότερες τιμές.

Το πείραμα που ακολουθεί αφορά στρατιωτικές εφαρμογές (εντοπισμός χτυπημένων όπλων). Οι αρχικές εικόνες είναι μία ορατού φάσματος (Σχήμα 5.7(a)) και μία υπέρυθη (Σχήμα 5.7(b)). Τα αποτελέσματα υπολογισμού του μέτρου επίδοσης για τις διάφορες προσεγγίσεις που εφαρμόσαμε φαίνονται στον Πίνακα 5.7. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα αυτά η προσέγγιση που προτείναμε (Σχήμα 5.7(j)) έχει την υψηλότερη τιμή.

Το τελευταίο πείραμα που εκτελέσαμε αφορά συστήματα παρακολούθησης. Στο Σχήμα 5.8(a) παρουσιάζεται η ορατού φάσματος αρχική εικόνα ενώ στο Σχήμα 5.8(b) η υπέρυθη αρχική εικόνα. Στον Πίνακα 5.8 παρουσιάζεται το μέτρο επίδοσης M_F^{AB} για τις προσεγγίσεις που πειραματιστήκαμε. Η προσέγγιση σε επίπεδο εικονοστοιχείων που χρησιμοποιεί τη Laplacian πυραμίδα και των κανόνα σύντηξης του Akerman (Σχήμα 5.8(d)) έχει το υψηλότερο μέτρο επίδοσης με τις προσεγγίσεις σύντηξης σε επίπεδο περιοχών να ακολουθούν.

Πρέπει να τονίσουμε ότι τα αντικειμενικά μέτρα επίδοσης που έχουν προταθεί ως τώρα στη βιβλιογραφία δε μπορούν να αξιολογήσουν επαρκώς την επίδοση σύντηξης εικόνων.



Εξάλλου δεν είναι δυνατό κάτι υποκειμενικό όπως η ποιότητα ή σημασιολογική ερμηνεία μιας εικόνας να ποσοτικοποιηθεί. Σε πολλές εφαρμογές ο τελικός χρήστης ή ερμηνευτής της σύντηγμένης εικόνας είναι ο άνθρωπος. Συνεπώς η ανθρώπινη αντίληψη της σύντηγμένης εικόνας έχει μεγάλη σημασία και γι' αυτό το λόγο τα αποτελέσματα της σύντηξης πρέπει να κριθούν με υποκειμενικά μέτρα επίδοσης.





(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)



(i)

5





(j)

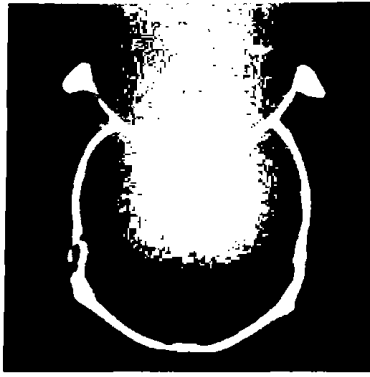
(k)

Σχήμα 5.1: (a) Αυθεντική εικόνα, (b), (c) συμπληρωματικές θολωμένες εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (d) μέσο όρο, (e) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Akerman, (f) wavelet και Κ.Σ. του Li, (g) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, (h) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Akerman, και σε επίπεδο περιοχών με: (i) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (k) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών.

Σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων						
Πολυαναλυτική Αποσύνθεση	Κανόνας Σύντηξης	RMSE	M_F^{AB}	Q	Q_W	Q_E
Average	-	4.9972	6.6873	0.8080	0.8569	0.6123
Laplacian Pyramid	Akerman	3.7553	7.0178	0.8332	0.9037	0.8242
	Burt	3.8162	6.9684	0.8316	0.9034	0.8239
	Li	3.7900	6.9890	0.8324	0.9036	0.8241
Wavelets	Akerman	4.0141	6.6897	0.8059	0.8994	0.8135
	Burt	3.6780	7.2507	0.8206	0.8988	0.8200
	Li	3.4944	7.6297	0.8240	0.8999	0.8223
A-trous	Akerman	3.8394	7.0886	0.8371	0.9047	0.8212
	Burt	3.6217	7.4664	0.8425	0.9048	0.8241
	Li	3.4877	7.6809	0.8388	0.9040	0.8256
DTCWT	Akerman	3.4176	7.5512	0.8269	0.9024	0.8263
	Burt	5.3973	6.0181	0.7122	0.8021	0.5099
	Li	3.4552	7.9143	0.8291	0.9004	0.8234
Σύντηξη σε επίπεδο περιοχών						
Μέθοδος	Κατάτμηση	RMSE	M_F^{AB}	Q	Q_W	Q_E
Piella	χωρίς Δ. Σ.	3.5412	7.7988	0.8248	0.8950	0.8064
	με Δ. Σ.	3.5030	7.8911	0.8272	0.8935	0.8020
Η πρόταση μας	με Δ. Σ.	3.3446	7.7268	0.8226	0.8955	0.8095

Πίνακας 5.1: Σύγκριση μεταξύ διαφορετικών μετρικών επίδοσης για τις αρχικές εικόνες στο Σχήμα 5.1((b), (c))

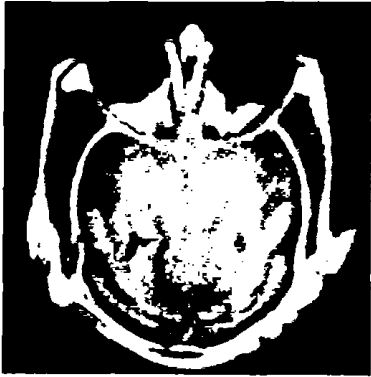




(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



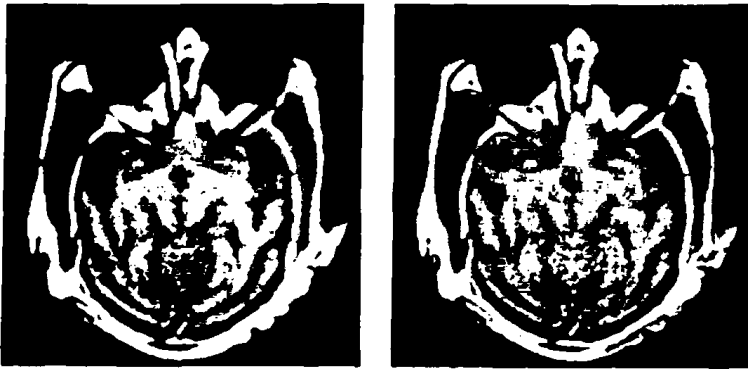
(g)



(h)

51





(i)

(j)

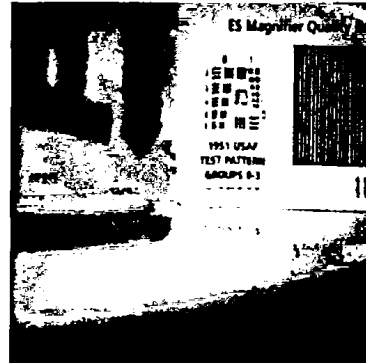
Σχήμα 5.2: (a) MRI εικόνα, (b) CT εικόνα, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Burt, (e) wavelets και Κ.Σ. του Akerman, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Akerman, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών.

Σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων		
Πολυαναλυτική Αποσύνθεση	Κανόνας Σύντηξης	M_F^{AB}
Average	-	5.0966
Laplacian Pyramid	Akerman	1.7288
	Burt	3.9963
	Li	2.4587
Wavelets	Akerman	2.0581
	Burt	1.9643
	Li	1.9565
A-trous	Akerman	2.4768
	Burt	2.4888
	Li	2.5085
DTCWT	Akerman	2.1075
	Burt	1.5064
	Li	2.0384
Σύντηξη σε επίπεδο περιοχών		
Μέθοδος	Κατάτμηση	M_F^{AB}
Piella	Συνδεδεμένη πυραμίδα χωρίς Δ. Σ.	2.6402
	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	2.6112
Η πρόταση μας	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	2.8361

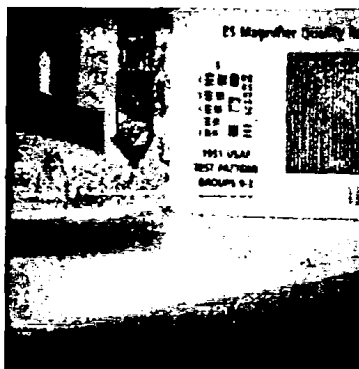
Πίνακας 5.2: Υπολογισμός M_F^{AB} για διάφορες προσεγγίσεις σύντηξης για τις αρχικές εικόνες στο Σχήμα 5.2((a), (b))



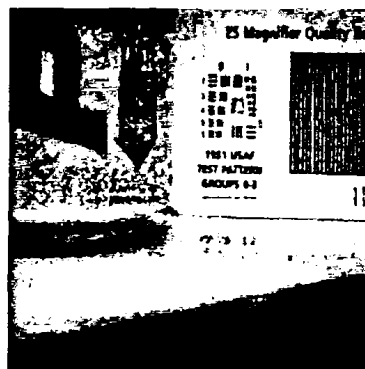
(a)



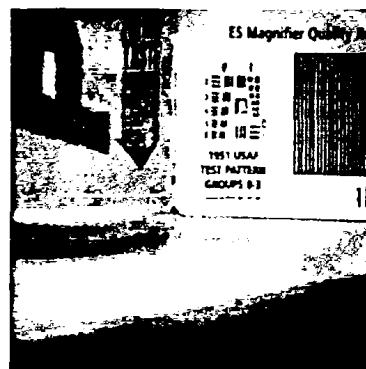
(b)



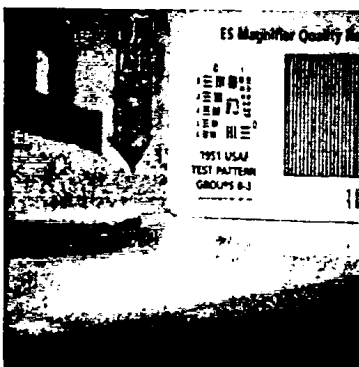
(c)



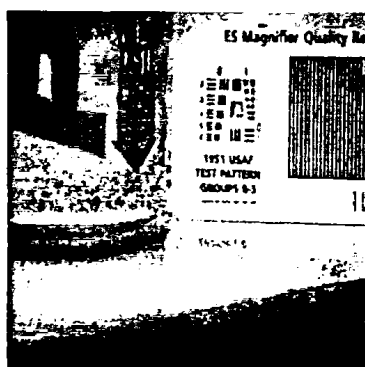
(d)



(e)



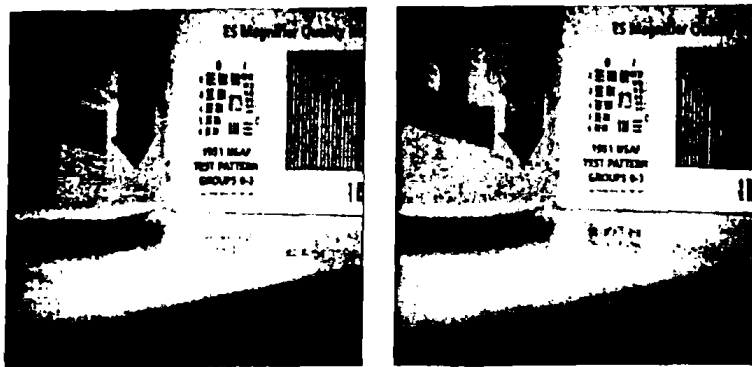
(f)



(g)



(h)



(i)

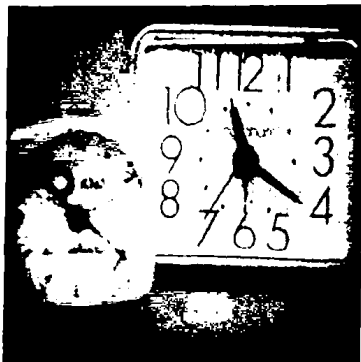
(j)

Σχήμα 5.3: (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Li, (e) wavelets και Κ.Σ. του Burt, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών.

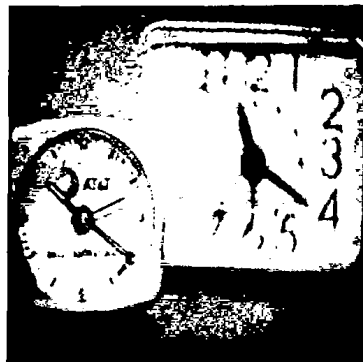
Σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων		
Πολυαναλυτική Αποσύνθεση	Κανόνες Σύντηξης	M_F^{AB}
Average	-	6.8469
Laplacian Pyramid	Akerman	6.7830
	Burt	6.7204
	Li	6.8282
Wavelets	Akerman	6.3902
	Burt	6.6479
	Li	6.6333
A-trous	Akerman	6.8021
	Burt	6.9698
	Li	6.9009
DTCWT	Akerman	6.7820
	Burt	6.1773
	Li	6.7847
Σύντηξη σε επίπεδο περιοχών		
Μέθοδος	Κατάτμηση	M_F^{AB}
Piella	Συνδεδεμένη πυραμίδα χωρίς Δ. Σ.	7.1098
	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	7.0877
Η πρόταση μας	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	6.9579

Πίνακας 5.3: Υπολογισμός M_F^{AB} για διάφορες προσεγγίσεις σύντηξης για τις αρχικές εικόνες στο Σχήμα 5.3((a), (b))

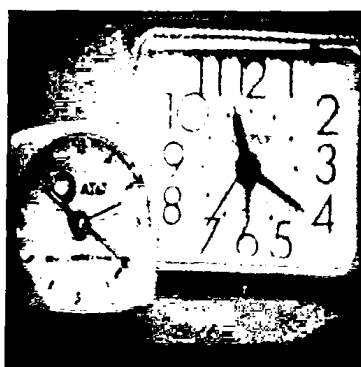




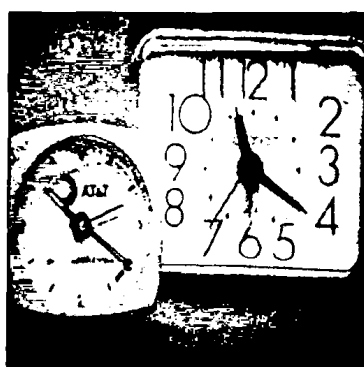
(a)



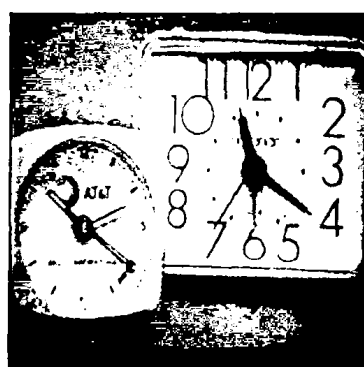
(b)



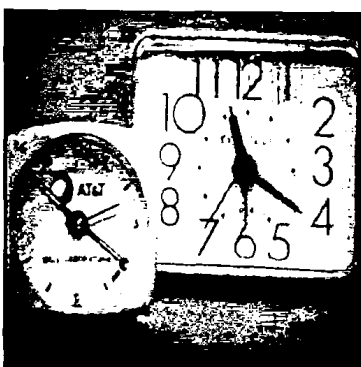
(c)



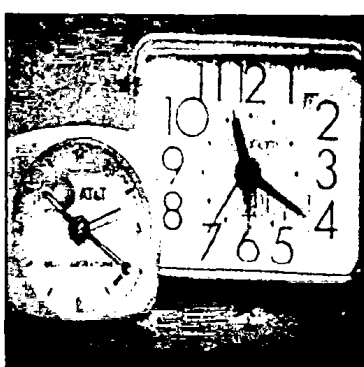
(d)



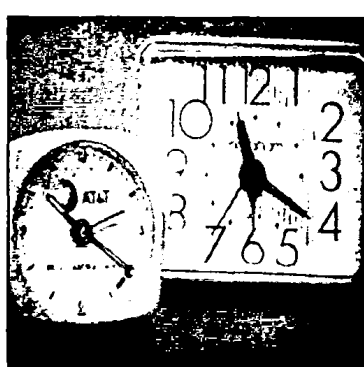
(e)



(f)

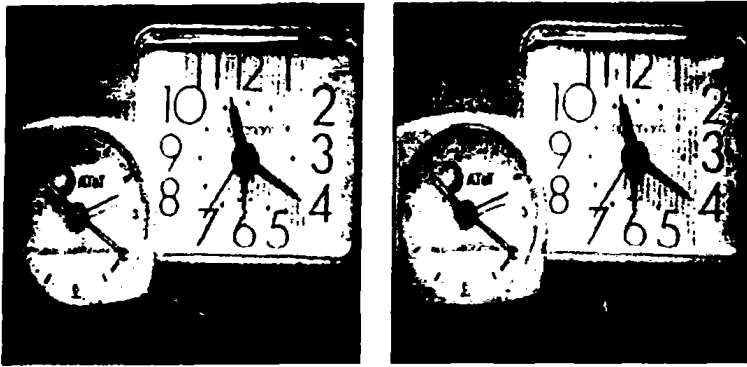


(g)



(h)





(i)

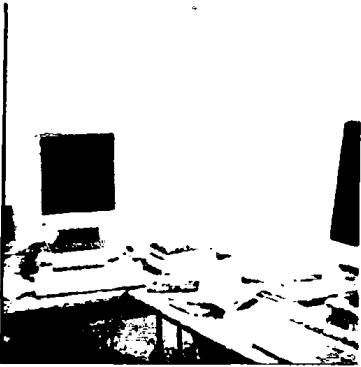
(j)

Σχήμα 5.4: (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Burt, (e) wavelets και Κ.Σ. του Burt, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών.

Σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων		
Πολυαναλυτική Αποσύνθεση	Κανόνας Σύντηξης	M_F^{AB}
Average	-	6.9774
Laplacian Pyramid	Akerman	6.6789
	Burt	6.8694
	Li	6.8644
Wavelets	Akerman	6.2976
	Burt	6.5547
	Li	6.5520
A-trous	Akerman	6.8105
	Burt	6.9177
	Li	6.9422
DTCWT	Akerman	6.7553
	Burt	5.9927
	Li	6.7894
Σύντηξη σε επίπεδο περιοχών		
Μέθοδος	Κατάτμηση	M_F^{AB}
Piella	Συνδεδεμένη πυραμίδα χωρίς Δ. Σ.	7.1025
	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	7.1276
Η πρόταση μας	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	6.9697

Πίνακας 5.4: Υπολογισμός M_F^{AB} για διάφορες προσεγγίσεις σύντηξης για τις αρχικές εικόνες στο Σχήμα 5.4((a), (b))

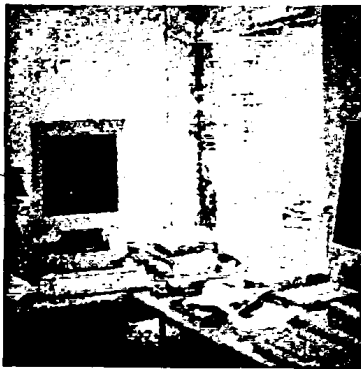




(a)



(b)



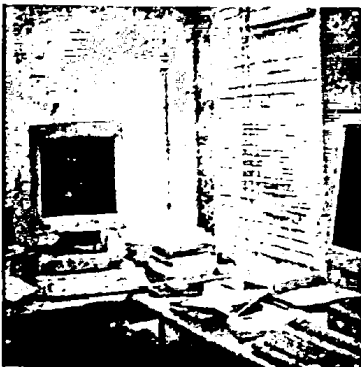
(c)



(d)



(e)



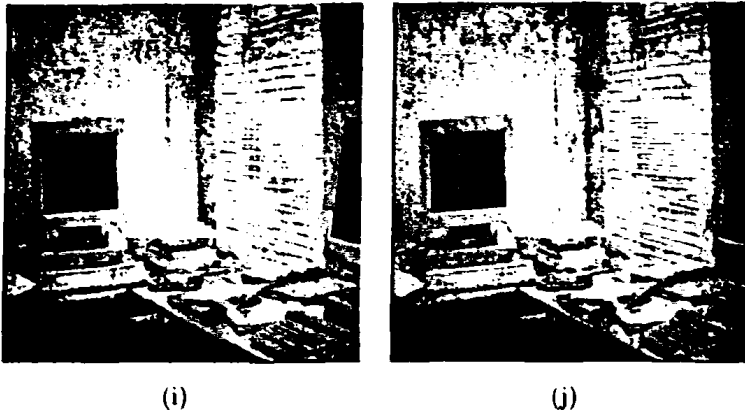
(f)



(g)



(h)



Σχήμα 5.5: (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Akerman, (e) wavelets και Κ.Σ. του Li, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών.

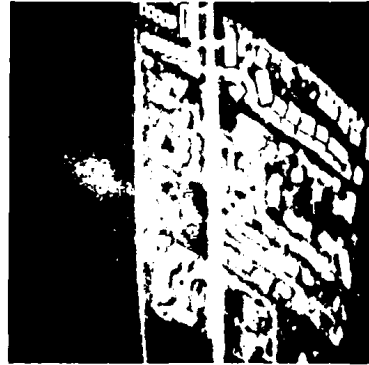
Σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων		
Πολυαναλυτική Αποσύνθεση	Κανόνες Σύντηξης	M_F^{AB}
Average	-	6.8829
Laplacian Pyramid	Akerman	3.8782
	Burt	3.3891
	Li	3.2692
Wavelets	Akerman	3.2941
	Burt	3.2987
	Li	3.2996
A-trous	Akerman	3.3469
	Burt	3.3704
	Li	3.3606
DTCWT	Akerman	3.5486
	Burt	4.3586
	Li	3.5543
Σύντηξη σε επίπεδο περιοχών		
Μέθοδος	Κατάτμηση	M_F^{AB}
Piella	Συνδεδεμένη πυραμίδα χωρίς Δ. Σ.	3.6760
	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	3.6616
Η πρόταση μας	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	3.9778

Πίνακας 5.5: Υπολογισμός M_F^{AB} για διάφορες προσεγγίσεις σύντηξης για τις αρχικές εικόνες στο Σχήμα 5.5((a), (b))

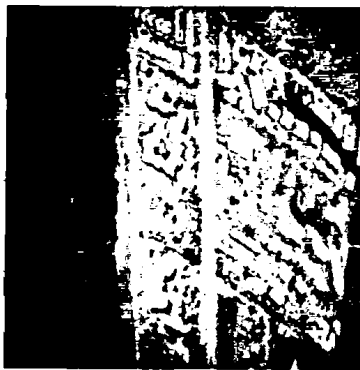




(a)



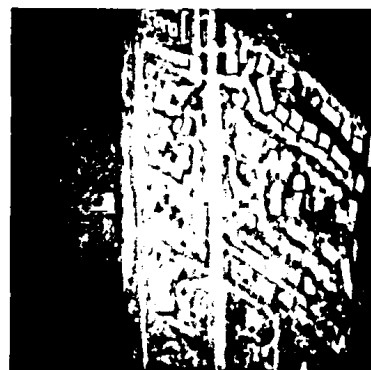
(b)



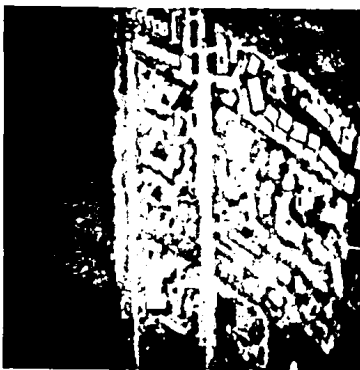
(c)



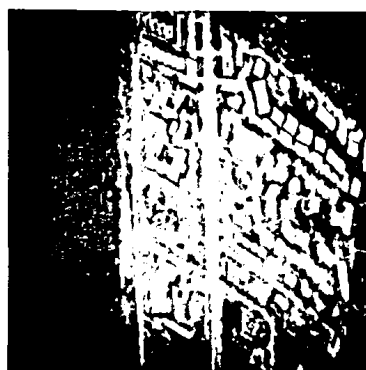
(d)



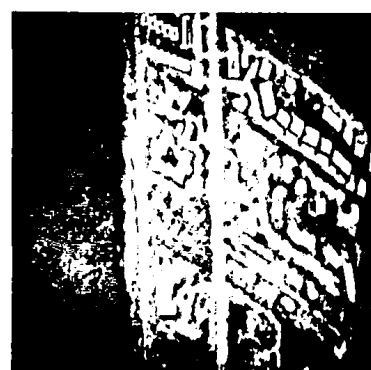
(e)



(f)

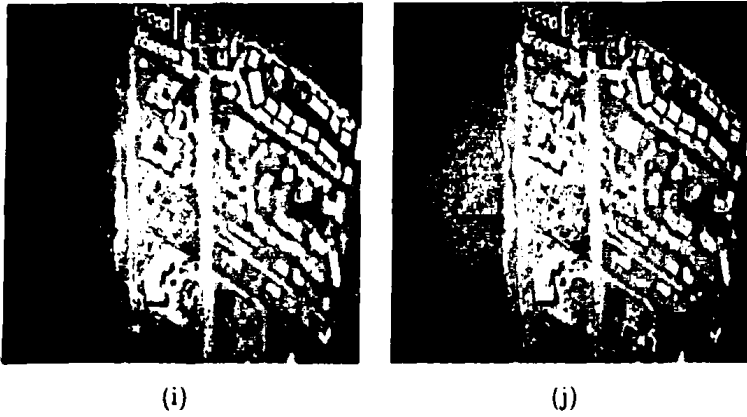


(g)



(h)





Σχήμα 5.6: (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Burt, (e) wavelets και Κ.Σ. του Li, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών.

Σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων		
Πολυαναλυτική Αποσύνθεση	Κανόνας Σύντηξης	M_F^{AB}
Average	-	3.7239
Laplacian Pyramid	Akerman	3.1674
	Burt	3.2471
	Li	3.0617
Wavelets	Akerman	2.8316
	Burt	2.9030
	Li	2.9145
A-trous	Akerman	3.1079
	Burt	3.1619
	Li	3.1732
DTCWT	Akerman	3.0233
	Burt	2.3156
	Li	3.0333
Σύντηξη σε επίπεδο περιοχών		
Μέθοδος	Κατάτμηση	M_F^{AB}
Piella	Συνδεδεμένη πυραμίδα χωρίς Δ. Σ.	3.3229
	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	3.3100
Η πρόταση μας	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	3.3452

Πίνακας 5.6: Υπολογισμός M_F^{AB} για διάφορες προσεγγίσεις σύντηξης για τις αρχικές εικόνες στο Σχήμα 5.6((a), (b))





(f)

(g)

(h)



(i)

(j)

Σχήμα 5.7: (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Burt, (e) wavelets και Κ.Σ. του Akerman, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Akerman, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Akerman, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ .Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ .Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ .Σ. στην εύρεση περιοχών.

5)

Σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων		
Πολυαναλυτική Αποσύνθεση	Κανόνας Σύντηξης	M_F^{AB}
Average	-	4.2013
Laplacian Pyramid	Akerman	0.9627
	Burt	1.7233
	Li	1.4281
Wavelets	Akerman	1.1940
	Burt	1.0404
	Li	1.0014
A-trous	Akerman	1.2946
	Burt	1.2230
	Li	1.2527
DTCWT	Akerman	1.2211
	Burt	0.9810
	Li	1.0446
Σύντηξη σε επίπεδο περιοχών		
Μέθοδος	Κατάτμηση	M_F^{AB}
Piella	Συνδεδεμένη πυραμίδα χωρίς Δ. Σ.	1.2817
	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	1.2648
Η πρόταση μας	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	1.1985

Πίνακας 5.7: Υπολογισμός M_F^{AB} για διάφορες προσεγγίσεις σύντηξης για τις αρχικές εικόνες στο Σχήμα 5.7((a), (b))





(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)



(i)



(j)

Σχήμα 5.8: (a), (b) εικόνες εισόδου, παραδείγματα συντηγμένων εικόνων σε επίπεδο εικονοστοιχείων με: (c) μέσο όρο, (d) Laplacian πυραμίδα και Κ.Σ. του Akerman, (e) wavelets και Κ.Σ. του Li, (f) a-trous μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Burt, (g) DTCW μετασχηματισμό και Κ.Σ. του Li, και σε επίπεδο περιοχών με: (h) Laplacian πυραμίδα χωρίς Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (i) Laplacian πυραμίδα με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών, (j) a-trous μετασχηματισμό με Δ.Σ. στην εύρεση περιοχών.



Σύντηξη σε επίπεδο εικονοστοιχείων		
Πολυαναλυτική Αποσύνθεση	Κανόνας Σύντηξης	M_F^{AB}
Average	-	1.5540
Laplacian Pyramid	Akerman	2.5139
	Burt	1.7646
	Li	1.4334
Wavelets	Akerman	1.3529
	Burt	1.3576
	Li	1.3702
A-trous	Akerman	1.3963
	Burt	1.4127
	Li	1.4117
DTCWT	Akerman	1.4120
	Burt	1.1487
	Li	1.4313
Σύντηξη σε επίπεδο περιοχών		
Μέθοδος	Κατάτμηση	M_F^{AB}
Piella	Συνδεδεμένη πυραμίδα χωρίς Δ. Σ.	1.5394
	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	1.5442
Η πρόταση μας	Συνδεδεμένη πυραμίδα με Δ. Σ.	1.4515

Πίνακας 5.8: Υπολογισμός M_F^{AB} για διάφορες προσεγγίσεις σύντηξης για τις αρχικές εικόνες στο Σχήμα 5.8((a), (b))



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Σε αυτή την εργασία εξετάστηκε το πρόβλημα της σύντηξης εικόνων (ζευγών εικόνων) με ανάλυση σε πολλά επίπεδα (πολυαναλυτική). Καταρχήν έγινε εκτενής αναφορά στην βιβλιογραφία των μεθόδων που έχουν προταθεί μέχρι τώρα στον τομέα. Συζητήθηκαν τα αντικειμενικά μέτρα αξιολόγησης σύντηξης εικόνων αφού από την σύντηξη εικόνων αναμένουμε να έχουμε καλύτερα αποτελέσματα όσον αναφορά την ποιότητα αλλά και τη σημασιολογική ερμηνεία της εικόνας. Τα προβλήματα των υποκειμενικών μεθόδων επίσης συζητήθηκαν αφού ναι μεν είναι καλύτερες αλλά τα άτομα τα οποία θα πρέπει να εξετάσουν τις αρχικές αλλά και την τελική εικόνα θα πρέπει να έχουν υψηλό επίπεδο εξειδίκευσης (π.χ. για ιατρικές εικόνες θα πρέπει να είναι ιατροί ακτινολόγοι). Η μέθοδος στην οποία βασιστήκαμε είναι αυτή που προτείνεται στην αναφορά [2]. Σε αυτή την μέθοδο δύο αρχικές εικόνες ανάλυνται σε πολλά επίπεδα, γίνεται χονδροειδής κατάτμηση (εύρεση περιοχών) στα διάφορα επίπεδα και χρησιμοποιούνται μέθοδοι σύντηξης για χαρακτηριστικά που αφορούν περιοχές πλέον και όχι εικονοστοιχεία. Στην μέθοδο αυτή έγιναν διάφορες βελτιώσεις:

- Ο αλγόριθμος εύρεσης περιοχών μπορεί πλέον να είναι πιο συνεκτικός.
- Χρησιμοποιήθηκε ο *a-trous wavelet* μετασχηματισμός για την ανάλυση των αρχικών εικόνων σε πολλά επίπεδα.

Οι παραπάνω συνδιασμοί μεθόδων χρησιμοποιούνται σε διαφορετικά ζεύγη εικόνων (παρότι αρχικά υπήρχε η σκέψη να γίνουν μόνο σε ιατρικές εικόνες) και τα αποτελέσματα αξιολογούνται με βάση αντικειμενικά μέτρα. Οι διαπιστώσεις δεν είναι ξεκάθαρες.



ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] O. Rockinger. Pixel-level fusion of image sequences using wavelet frames. In *Proceedings of the 16th Leeds Applied Shape Research Workshop*. Leeds University Press, 1996.
- [2] G. Piella. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions. *Information Fusion*, 4(259-280), 2003.
- [3] K. Yamamoto and K. Yamada. Image processing and fusion to detect navigation obstacles. In *Proc. SPIE*, volume 3374, pages 337-346, 1998.
- [4] M. Ulug and C. McCullough. Feature and data level fusion of infrared and visual images. In *Proc. SPIE*, volume 3719, pages 312-318, 1999.
- [5] C. Pohl and J. Van Genderen. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. *Int. Journal Remote Sensing*, 19(5):823-854, 1998.
- [6] A. Toet and J. Walraven. New false colour mapping for image fusion. *Optical Engineering*, 35(3):650-658, 1998.
- [7] M. Pavel and R. Sharma. Model-based sensor fusion for aviation. In *Proc. SPIE*, 1997.
- [8] T. Fechner and G. Godlewsky. Optimal fusion of tv and infrared images using artificial neural networks. In *Proc. SPIE*, 1995.
- [9] P. Burt. The pyramid as structure for efficient computation. *Multiresolution Image Processing and Analysis*, Springer-Verlag, pages 6-35, 1984.
- [10] A. Toet, A. Van Ruyven, and J. Velaton. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid. *Optical Engineering*, 28(7):789-792, 1989.
- [11] A. Toet. Hierarchical image fusion. *Machine Vision and Applications*, 3:3-11, 1990.
- [12] P. Burt and E. Adelson. The laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions Communications*, 31(4):532-540, 1983.
- [13] M. Pavel, J. Larimer, and A. Ahumada. Sensor fusion for synthetic vision. In *AIAA Conf. on Computing and Aerospace*, Baltimore, pages 164-173, 1991.



- [14] A. Akerman. Pyramid techniques for multisensor fusion. In *Proc. SPIE*, 1992.
- [15] P. Burt and R. Kolczynski. Enhanced image capture through fusion. *Proc. 4th International Conference on Computer Vision*, pages 173-182, Berlin 1993.
- [16] C. Anderson. An alternative to the burt pyramid algorithm. *RCA Correspondance*, 1984.
- [17] S. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7):674-693, 1989.
- [18] H. Li, B. S. Manjunath, and S. K. Mitra. Multisensor image fusion using the wavelet transform. *Graph. Models Image Process.*, 57(3):235 245, 1995.
- [19] L. J. Chipman, T. M. Orr, and L. N. Graham. Wavelets and image fusion. In *ICIP '95: Proceedings of the 1995 International Conference on Image Processing (Vol. 3)*, pages 32-48, Washington, DC, USA, 1995. IEEE Computer Society.
- [20] D. Yocky. Image merging and data fusion by means of the discrete twodimensional wavelet transform. *Journal Optical Society of America A*, 12(9):1834 1841, 1995.
- [21] D. Yocky. Multiresolution wavelet decomposition image merger of landsat thematic mapper and spot panchromatic data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62(9):1067-1074, 1996.
- [22] D. A. Yocky. Artifacts in wavelet image merging. *Optical Engineering*, 35:2094-2101, July 1996.
- [23] B. Garguet-Duport, J. Girel, J. Chassery, and G. Pautou. The use of multiresolution analysis and wavelets transform for merging spot panchromatic and multispectral image data. *Photogrammetric Engineering Remote Sensing*, 62(9):1057 1066, 1996.
- [24] M. Uner, L. Ramac, P. Varshey, and P. Alford. Concealed weapon detection: An image fusion approach. *Proc. Enabling Technologies for Law Enforcement and Security Symposium, Proc. SPIE*, 2942, Boston, 1995.
- [25] M. Slimani, L. Ramac, M. Uner, P. Varshney, D. Weiner, M. Alford, D. Ferris, and V. Vannicola. Enhancement and fusion of data for concealed weapons detection. *Proc. SPIE*, 3068:8-19, 1997.
- [26] L. Ramac, M. Uner, P. Varshney, M. Alford, and D. Ferris. Morphological filters and wavelet based image fusion for concealed weapons detection. *Proc. SPIE*, 3376, 1998.
- [27] L. Wang, B. Liu, J. Hu, and B. Zhang. Morphological filters and wavelet based image fusion for concealed weapons detection. *Proc. SPIE*, 3561:393-397, 1998.



- [28] L. Grewe and R. Brooks. Atmospheric attenuation reduction through multi- sensor fusion. *Proc. SPIE*, 3376:102-109, 1998.
- [29] O. Rockinger and T. Fechner. Pixel-level image fusion: The case of image sequences. *Proc. SPIE*, 3374:378-388, 1998.
- [30] H. H. Wang. A new multiwavelet-based approach to image fusion. 21(2):177-192, September 2004.
- [31] P. Hill, N. Canagarajah, and D. Bull. Image fusion using complex wavelets. page Poster Session, 2002.
- [32] Y Chibani and A Houacine. Redundant versus orthogonal wavelet decomposition for multisensor image fusion. *Pattern Recognition*, 36(4):879 887, 2003.
- [33] J. J. Lewis, R. J. O'Callaghan, S. G. Nikolov, D. R. Bull, and C. N. Canagarajah. Region-based image fusion using complex wavelets. In Per Svensson and Johan Schubert, editors, *Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion*, volume I, pages 555-562, Mountain View, CA, Jun 2004. International Society of Information Fusion.
- [34] G. Piella. A region-based multiresolution image fusion algorithm. *ISIF Fusion 2002 conference*, Annapolis, July, 2002.
- [35] G. Piella and H. Heijmans. Multiresolution image fusion guided by a multimodal segmentation. *Proceedings of advanced Concepts of Intelligent Systems*, Ghent, Belgium, September 2002.
- [36] Z. Zhang and R. Blum. A region-based image fusion scheme for concealed weapon detection. In *Proc. 31th Annual Conference on Information Sciences and Systems*, pages 168-173, Mar 1997.
- [37] D. Ryan and R. Tinkler. Night pilotage assesment of image fusion. In *Proc. SPIE*, 1995.
- [38] P. Steele and P. Perconti. Part task investigation of multispectral image fusion using gray scale and synthetic color night vision sensor imagery for helicopter pilotage. In *Proc. SPIE*, 1997.
- [39] A. Toet, J. K. IJspeert, A. M. Waxman, and M. Aguilar. Fusion of visible and thermal imagery improves situational awareness. *Displays*, 18(2):85-95", December 1997.
- [40] A. Toet and J. K. IJspeert. Perceptual evaluation of different image fusion schemes. In *Proc. SPIE, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition X*, pages 427-435, August 2001.



- [41] Y. Chibani and A. Houacine. Multiscale versus multiresolution analysis for multisensor image fusion. *Proc. Eusipco98*, Rhodes, 1998.
- [42] G. Qu and D. Zhang. Information measure for performance of image fusion. *Electron. Lett.*, 38(7):313-315, March 2002.
- [43] C. Ramesh and T. Ranjith. Fusion performance measures and a lifting wavelet transform based algorithm for image fusion. In *Proc. 5th Int. Conf. Information Fusion*, pages 317-320, July 2002.
- [44] Gemma Piella. New quality measures for image fusion. In Per Svensson and Johan Schubert, editors, *Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion*, volume I, pages 542-546, Mountain View, CA, Jun 2004. International Society of Information Fusion.
- [45] Z. Wang and A. C. Bovik. A universal image quality index. *IEEE Signal Processing Letters*, 9(3):81-84, March 2002.
- [46] M. J. Shensa. The discrete wavelet transform: wedding the atrous and mallat algorithm. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 40:2464-2482, October 1992.
- [47] P.J. Burt, T.H. Hong, and A. Rosenfeld. Segmentation and estimation of image region properties through cooperative hierarchical computation. *SMC*, 11(12):802-809, December 1981.
- [48] P. F. M Nacken. Image segmentation by connectivity preserving relinking in hierarchical graph structures. *Pattern Recognition*, 28:907-920, 1995.

