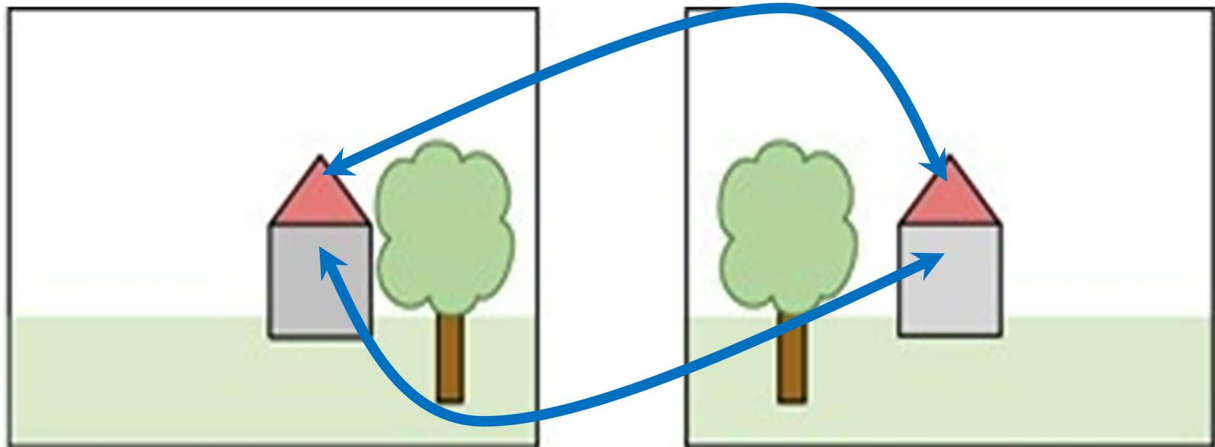




ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ & ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΦΩΤΟΓΡΑΜΜΕΤΡΙΑΣ

ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ
ΣΥΝΟΛΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ
ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΣΥΝΤΑΥΤΙΣΗΣ ΕΙΚΟΝΩΝ
ΚΑΙ ΣΥΝΔΥΑΣΜΟΥ ΤΟΥΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ



ΦΩΣΤΗΡΟΠΟΥΛΟΥ ΜΑΡΙΑ

ΜΑΡΤΙΟΣ 2018

Περίληψη

Σκοπός της διπλωματικής αυτής εργασίας είναι η σύγκριση και αξιολόγηση δύο σημαντικών μεθόδων για την αυτόματη πυκνή συνταύτιση ζεύγους εικόνων, καθώς και η διερεύνηση του συνδυασμού τους. Από την εφαρμογή των μεθόδων αυτών προέκυψαν χάρτες ψηφιακής παράλλαξης, οι οποίοι αξιολογήθηκαν με μέτρο τα ποσοστά των σωστά συνταυτισμένων μη αποκρυπτόμενων εικονοψηφίδων σε σύγκριση με διαθέσιμους αληθείς χάρτες παράλλαξης. Οι βασικές μεθοδοι αυτόματης πυκνής συνταύτισης που εξετάστηκαν εδώ είναι η *τοπική* και η *σύνολη* μέθοδος συνταύτισης (*local matching / global matching*). Ειδικότερα, η τοπική μέθοδος προγραμματίστηκε και εφαρμόστηκε σε 7 στερεοζεύγη επιπολικών εικόνων (από την ευρέως χρησιμοποιούμενη ιστοσελίδα του Middlebury College), με χρήση της συνάρτησης των Απόλυτων Διαφορών (AD) των τιμών έντασης για τον υπολογισμό του κόστους συνταύτισης, ενώ το κόστος συσσωμάτωσης υπολογίστηκε με χρήση τετραγωνικών παραθύρων διαφόρων μεγεθών. Για την εφαρμογή της σύνολης μεθόδου αξιοποιήθηκαν αλγόριθμοι από την βιβλιοθήκη Mrfstereo του Middlebury College, οι οποίοι εφαρμόστηκαν στα ίδια 7 ζεύγη εικόνων, και αξιολογήθηκαν οι διαφορετικές μέθοδοι ελαχιστοποίησης ενέργειας καθώς και οι παράμετροι που υπεισέρχονται. Με βάση αυτά, επελέγησαν η βέλτιστη μέθοδος ελαχιστοποίησης ενέργειας καθώς και οι βέλτιστες μέσες τιμές των παραμέτρων από όλα τα ζεύγη εικόνων. Στην συνέχεια, προγραμματίστηκε και αξιολογήθηκε ο συνδυασμός των προαναφερθεισών μεθόδων με βάση τα αποτελέσματα των βέλτιστων αποτελεσμάτων από την σύνολη και την τοπική μέθοδο (όπου τα αποτελέσματα από την πρώτη εισήχθησαν ως αρχικές τιμές στην δεύτερη). Αυτή η προσέγγιση εφαρμόστηκε σε όλα τα ζεύγη εικόνων, με διαφορετικά παράθυρα για τον υπολογισμό του κόστους συσσωμάτωσης. Τέλος, αξιολογήθηκαν οι χάρτες ψηφιακής παράλλαξης για κάθε μέθοδο και σχολιάστηκαν τα μειονεκτήματα και πλεονεκτήματα κάθε μιας από αυτές. Όλες οι διαδικασίες που προγραμματίστηκαν στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας έγιναν σε περιβάλλον Matlab.

Comparison and Evaluation of Local and Global Matching Methods and of their Combination

M. FOSTIROPOULOU

Diploma Thesis

Department of Surveying, National Technical University of Athens

March 2018

ABSTRACT

The purpose of this Diploma Thesis is the comparison and evaluation of two basic methods for dense image stereo-matching, and the investigation of their possible combination. The implementation and application of the above methods produced disparity maps, which were evaluated via the percentages of correctly matched un-occluded pixels as compared to the available true disparity maps. Local and global matching were the main methods examined here. Local matching has been applied to 7 image pairs (taken from the well-known site of Middlebury College) by using the absolute differences (AD) for computing the matching cost, while cost aggregation has been performed by using windows of several sizes. For the application of global matching, algorithms drawn from the Mrfstereo Library of Middlebury College were used, which were applied on the same 7 stereo pairs. Several energy minimization approaches for global algorithms were then examined, along with the involved parameters. Subsequently, the best energy minimization method and the optimal mean parameter values from all stereo pairs were selected. Next, the combination of these two methods (whereby the output of the global approach was used for initializing the local method), relying on their best results, has been programmed and evaluated. For implementing this combination, windows of several dimensions were applied for computing aggregated costs. Finally, for all stereo pairs and matching methods disparity maps were generated and evaluated. Advantages and disadvantages of all methods examined here were subsequently discussed. All procedures mentioned above have been implemented in Matlab.

Ευχαριστίες

Κλείνοντας αυτόν τον κύκλο, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου Γιώργο Καρρά για την αμέριστη βοήθεια και χρόνο που αφιέρωσε τα τελευταία χρόνια της φοίτησης μου, αλλά και για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε. Ακόμα, ευχαριστώ τον υποψήφιο διδάκτορα του Εργαστηρίου Φωτογραμμετρίας της ΣΑΤΜ Χρήστο Στεντούμη για την σημαντικότερη συμβολή του στην διατύπωση του θέματος και σε θεωρητικά και προγραμματιστικά ζητήματα, όπως επίσης τον απόφοιτο της ΣΑΤΜ Σταύρο Γεωργούση για τις χρήσιμες συμβουλές του σχετικά με την αξιοποίηση της βιβλιοθήκης Mrfstereo και την απόφοιτο της ΣΑΤΜ Έλλη Κάρκαλου για την βοήθειά της. Τέλος, ευχαριστώ πολύ την οικογένειά μου για την αμέριστη ηθική και υλική συμπαράσταση που μου πρόσφερε όλα αυτά τα χρόνια, όπως και τους φίλους μου για τις στιγμές που μοιραστήκαμε.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<i>Περίληψη</i>	<i>i</i>
<i>Abstract</i>	<i>ii</i>
<i>Ευχαριστίες</i>	<i>iii</i>
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1 Το πλαίσιο της εργασίας	1
1.1.1 Γενικά	1
1.1.2 Στάδια διεικονικής συνταύτισης	3
1.1.3 Βασικές μέθοδοι διεικονικής συνταύτισης	4
1.2 Στόχος της Εργασίας	6
1.3 Δομή της Εργασίας	8
2. ΣΤΑΔΙΑ και ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΥΚΝΗΣ ΔΙΕΙΚΟΝΙΚΗΣ ΣΥΝΤΑΥΤΙΣΗΣ	9
2.1 Επιπολική γεωμετρία και επιπολική επανασύσταση εικόνων	9
2.2 Στάδια της διεικονικής πυκνής συνταύτισης	10
2.2.1 Υπολογισμός κόστους συνταύτισης	10
2.2.1.1 Εικόνα χώρου ψηφιακών παραλλάξεων (DSI)	11
2.2.1.2 Μέτρα ομοιότητας	12
2.2.2 Συσσωμάτωση κόστους	16
2.2.3 Υπολογισμός χάρτη παράλλαξης	17
2.2.3.1 Χάρτης ψηφιακής παράλλαξης	17
2.2.3.2 Τοπικές μέθοδοι συνταύτισης (local matching)	18
2.2.3.3 Σύνολες μέθοδοι συνταύτισης (global matching)	19
2.2.3.4 Υποσύνολες μέθοδοι συνταύτισης (SGM)	22
2.2.3.5 Συνδυασμός τοπικών και σύνολων μεθόδων	23
2.2.4 Βελτίωση χάρτη παράλλαξης	24
3. ΕΦΑΡΜΟΓΗ-ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΣΥΝΟΛΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ	25
3.1 Μέτρα αξιολόγησης	25
3.2 Δεδομένα	25
3.3 Μεθοδολογία τοπικής μεθόδου συνταύτισης	29
3.4 Μεθοδολογία σύνολων μεθόδων	29
3.4.1 Χρήση βιβλιοθήκης OpenCV	29
3.4.2 Παράμετροι καθορισμού	30
3.5 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων από τις σύνολες μεθόδους	32
3.5.1 Αξιολόγηση μεθόδων ελαχιστοποίησης σύνολης ενέργειας	32
3.5.2 Αξιολόγηση παραμέτρων	35
3.6 Μεθοδολογία συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου	40
4. ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ και ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΣΥΝΤΑΥΤΙΣΗΣ	43
4.1 Τοπική μέθοδος με διαφορετικά παράθυρα συσσωμάτωσης	43
4.2 Αποτελέσματα συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου για διαφορετικά παράθυρα συσσωμάτωσης και αναζήτησης	46
4.3 Σύγκριση αποτελεσμάτων τοπικής και σύνολης μεθόδου και συνδυασμού τους	49

4.3.1 Ζεύγος εικόνων <i>Teddy</i>	50
4.3.2 Ζεύγος εικόνων <i>Cones</i>	52
4.3.3 Ζεύγος εικόνων <i>Art</i>	54
4.3.4 Ζεύγος εικόνων <i>Dolls</i>	56
4.3.5 Ζεύγος εικόνων <i>Moebius</i>	58
4.3.6 Ζεύγος εικόνων <i>Books</i>	60
4.3.7 Ζεύγος εικόνων <i>Reindeer</i>	62
4.4 Αξιολόγηση και σχολιασμός αποτελεσμάτων	64
5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ και ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ	67
5.1 Γενικά συμπεράσματα	67
5.2 Σκέψεις για περαιτέρω διερεύνηση	68
Βιβλιογραφία	70

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Αυτό το εισαγωγικό κεφάλαιο αφορά το γενικό πλαίσιο της παρούσας εργασίας, κάνοντας αναφορές στην σημασία αλλά και τις δυσκολίες της διαδικασίας συνταύτισης εικόνων. Ακόμα, αναφέρονται επιγραμματικά οι μέθοδοι πυκνής συνταύτισης που χρησιμοποιήθηκαν. Τέλος, διατυπώνεται ο στόχος και παρουσιάζεται η δομή της εργασίας σύμφωνα με τα περιεχόμενά της.

1.1 Το πλαίσιο της εργασίας

1.1.1 Γενικά

Ο ανθρώπινος οφθαλμός μπορεί, γενικά, να αντιλαμβάνεται με ευκολία το σχήμα και το χρώμα ενός αντικειμένου καθώς και, στερεοσκοπικά, την τρισδιάστατη θέση του εντός του χώρου. Αντίθετα, η αναγνώριση αυτών των χαρακτηριστικών ενός αντικειμένου από τον ηλεκτρονικό υπολογιστή με την βοήθεια διαφορετικών οπτικών μέσων (φωτογραφία, άλλες εικόνες, βίντεο) συνιστά ένα πολύ σύνθετο πρόβλημα. Η πολυπλοκότητα της διαδικασίας έγκειται κυρίως στο γεγονός ότι πρόκειται για απλές καταγραφές εντάσεων χωρίς κατ' αρχήν άλλη πληροφορία, αλλά και στο πλήθος των παραγόντων που αλληλεπιδρούν συνδιαμορφώνοντας την τελική εικόνα (γεωμετρία και ανακλαστικότητα αντικειμένου, φωτισμός, σχετική θέση αντικειμένου-παρατηρητή και προοπτικές παραμορφώσεις, αποκρύψεις κ.λπ.), με αποτέλεσμα να καθίσταται εξαιρετικά δύσκολη και απαιτητική η αυτόματη ανάλυση και επεξεργασία της πληροφορίας της εικόνας. Υπ' αυτήν ακριβώς την έννοια, το γενικό πρόβλημα "συνταύτιση εικόνας" (*image matching*) θεωρείται *ελλιπώς ορισμένο (ill-posed)* καθώς, γενικά, οι εικόνες θα είναι τοπικά πολύ διαφορετικές, λόγος για τον οποίο έχουν άλλωστε προταθεί, και εξακολουθούν να προτείνονται, πληθώρα εναλλακτικών προσεγγίσεων ή και συνδυασμοί τους (Hirschmüller, 2011). Έτσι, οι Scharstein & Szeliski (2002) επισημαίνουν πόσο σημαντικές είναι σε αυτό το πλαίσιο οι παραδοχές για την γεωμετρία του χώρου και την οπτική εμφάνιση των αντικειμένων. Με βάση πχ. την υπόθεση ότι ο φυσικός κόσμος συγκροτείται από επιμέρους τοπικά επίπεδες επιφάνειες, οι περισσότεροι αλγόριθμοι (όπως θα αναφερθεί και στα επόμενα) έχουν ενσωματωμένες – έμμεσα ή άμεσα – υποθέσεις ομαλότητας, άνευ των οποίων το πρόβλημα της συνταύτισης θα κατέληγε να είναι "υποδεσμευμένο".

Σε αυτήν λοιπόν την κατεύθυνση, στα τέλη της δεκαετίας του 1960 άρχισε να αναπτύσσεται το επιστημονικό πεδίο της Όρασης Υπολογιστών, η οποία αντιπροσώπευε μια προσπάθεια μίμησης, κατά κάποιον τρόπον, της ανθρώπινης οπτικής αντίληψης με υπολογιστικές μεθόδους καθώς και κατασκευής συστημάτων που θα αντιλαμβάνονταν τον ορατό κόσμο με ανθρώπινη ευφυΐα. Η έρευνα στο πεδίο της Όρασης Υπολογιστών, όσο άλλωστε και της Φωτογραμμετρίας, έχει σημειώσει πολύ σημαντική

πρόοδο τα τελευταία χρόνια. Βασικό κίνητρο για αυτή την έρευνα είναι τα ολοένα και διευρυνόμενα πεδία εφαρμογών της διεικονικής όρασης (από την αυτόνομη οδήγηση και την αυτόνομη πλοήγηση ρομπότ έως τα 3D παιχνίδια), στα οποία απαιτούνται ταχείες (ολοένα και συχνότερα σε πραγματικό χρόνο) αλλά και ακριβείς εκτιμήσεις του βάθους.

Σε αυτό το γενικότερο πλαίσιο, η παρούσα διπλωματική εργασία εστιάζει σε εκείνο το πεδίο της Φωτογραμμετρίας και της Όρασης Υπολογιστών που αναφέρεται στην *αυτόματη συνταύτιση εικόνας (image matching)*. Στόχος μιας τυπικής πυκνής αυτόματης διεικονικής συνταύτισης εικόνων είναι, πρωτίστως, η ανάκτηση της τρίτης διάστασης πλήθους, ή της ολότητας, των σημείων που βρίσκονται στο επικαλυπτόμενο τμήμα ενός ζεύγους εικόνων. Γενικότερα, ζητούμενο στην ψηφιακή συνταύτιση εικόνων είναι η αυτόματη και ακριβής εύρεση ομολογιών μεταξύ δύο, ή και περισσότερων, εικόνων προκειμένου να επιλυθούν κατά *τρόπο αυτόματο* θεμελιώδη προβλήματα της Φωτογραμμετρίας, όπως η αποκατάσταση του εσωτερικού και εξωτερικού προσανατολισμού αλλά και η 3D ανακατασκευή και αναπαράσταση του απεικονιζόμενου αντικειμένου. Αρχικά λοιπόν, για την επίτευξη της συνταύτισης αναγκαία είναι η ύπαρξη (τουλάχιστον) δύο μερικώς επικαλυπτόμενων εικόνων. Και εδώ υπεισέρχεται η κατηγοριοποίηση που διακρίνει την επιλεκτική και πλήρη αποκατάσταση ομολογιών μεταξύ των εικόνων.

Η αυτόματη εύρεση ομολογιών σε περιορισμένο αριθμό εικονοσημείων ονομάζεται *αραιή συνταύτιση εικόνων (sparse matching)* και αφορά τον εντοπισμό διακριτών από το περιβάλλον τους εικονοσημείων – ή άλλων χαρακτηριστικών ενδιαφέροντος (features) – και την αποκατάσταση των αντιστοιχιών τους μεταξύ των εικόνων. Για τον σκοπό της αραιής συνταύτισης έχουν παρουσιαστεί διάφοροι *σημειακοί τελεστές (point operators)* για εξαγωγή αλλά και αντιστοίχιση σημείων ενδιαφέροντος. Οι ευρύτερα εφαρμοζόμενοι σήμερα σημειακοί τελεστές είναι οι Harris, SIFT και SURF, αλλά έχουν παρουσιαστεί και πολλοί άλλοι, όπως πχ. οι Förstner, Brisk, Mser, Mineigen, Fast, ASift και ORB (Φλωρίδη, 2016). Η αραιή συνταύτιση δίνει την δυνατότητα για αποκατάσταση του εσωτερικού και εξωτερικού προσανατολισμού (καθώς και για ταυτόχρονη αραιή 3D αναπαράσταση του αντικειμένου στον χώρο), δηλαδή τελικά για την *αυτόματη διεικονική ή πολυεικονική συνόρθωση δέσμης* (βλ. σχετικά και τις πρόσφατες διπλωματικές εργασίες των Μπούρου, 2015, και Κακογιάννου, 2017).

Από την άλλη μεριά, η ανάγκη για *πλήρη* 3D αναπαράσταση του αντικειμένου, δηλαδή ανάκτηση των ομολογιών για ολόκληρο το πλήθος των σημείων στο επικαλυπτόμενο τμήμα των (προσανατολισμένων) εικόνων, εισάγει πλέον την έννοια της *πυκνής συνταύτισης (dense matching)*, στην οποία άλλωστε και επικεντρώνεται αυτή η διπλωματική εργασία. Όσον αφορά με διαδικασίες *πολυεικονικής πυκνής συνταύτισης (multi-view stereo)* βλ. Furukawa & Hernandez (2013). Αντιθέτως, το ενδιαφέρον εστιάζεται εδώ αποκλειστικά στην *διεικονική πυκνή συνταύτιση εικόνων (dense stereo-*

matching). Σχετικά με την ιστορική εξέλιξη τέτοιων μεθόδων πυκνής συνταύτισης, ειδικά στο πεδίο της Φωτογραμμετρίας, βλ. Grün (2012). Ενδιαφέρουσες γενικότερες επισκοπήσεις, καθώς και συγκρίσεις των μεθόδων, έχουν παρουσιάσει πρόσφατα, μεταξύ άλλων, οι Remondino et al. (2014) και οι Hamzah & Ibrahim (2016).

Η πυκνή λοιπόν (διεικονική εν προκειμένω) συνταύτιση σημείων συνιστά διαδικασία, κατά την οποία η εύρεση ομολογιών δεν εστιάζεται απλώς σε ειδικά σημεία ενδιαφέροντος ή σε γενικώς 'πρόσφορα' σημεία, αλλά σε όλα τα σημεία της εικόνας. Η διεικονική συνταύτιση χρησιμοποιείται, έτσι, για να βρίσκονται ομόλογα pixel σε ζεύγος (επιτολικών) εικόνων, πράγμα που θα επιτρέψει την 3D ανακατασκευή του χώρου με τριγωνισμό (εμπροσθοτομία) βάσει των γνωστών παραμέτρων των μηχανών λήψης και των εξωτερικών προσανατολισμών τους. Τυπικά, από την διαδικασία μιας διεικονικής πυκνής συνταύτισης προκύπτει, κατ' αρχάς, μια εικόνα διαστάσεων ίσων με της αρχικής, στην οποία καταγράφονται σε κλίμακα τόνων του γκριζου (gray-scale) οι τιμές της παράλλαξης για την βέλτιστη αντιστοίχιση των εικονοψηφίδων των δύο εικόνων. Η εικόνα αυτή καλείται *χάρτης ψηφιακής παράλλαξης (disparity map)* καθώς καταγράφει σε κάθε pixel την παράλλαξη που έχει αποδοθεί στην ίδια θέση της αρχικής. Με άλλα λόγια, η συνταύτιση εικόνων αποσκοπεί στην αποκατάσταση ομολογιών για κάθε pixel της μιας εικόνας με την άλλη και, συνεπώς, στην εύρεση μιας τιμής βάθους για κάθε pixel. Μέσω της διαδικασίας της συνταύτισης παράγεται λοιπόν ο *χάρτης ψηφιακής παράλλαξης*, ο οποίος μπορεί συγχρόνως να θεωρηθεί ότι αντιπροσωπεύει και τον *χάρτη βάθους (depth map)* του στερεοζεύγους. Για την βελτίωση των χαρτών παράλλαξης (χαρτών βάθους), δηλαδή των αποτελεσμάτων της συνταύτισης, έχουν διατυπωθεί διάφορες υπολογιστικές μέθοδοι.

1.1.2 Στάδια διεικονικής συνταύτισης

Σε γενικό πλαίσιο, τα τέσσερα επιμέρους στάδια στα οποία συντελούνται οι διαδικασίες πυκνής (διεικονικής) συνταύτισης είναι συνοπτικά τα εξής, σύμφωνα με την κλασική πλέον ταξινόμια των Scharstein & Szeliski (2002):

1. **Εύρεση κόστους ομοιότητας / συνταύτισης (similarity / matching cost computation)**

Αυτό το βήμα αφορά το κεντρικό πρόβλημα αντιστοίχισης των pixel. Όλοι οι διατυπωμένοι αλγόριθμοι αντιστοίχισης βασίζονται στην ποσοτικοποίηση της *ομοιότητας* των θέσεων της μιας εικόνας ως προς την άλλη. Υπάρχουν μέτρα ομοιότητας τα οποία προσεγγίζουν τα υπό εξέταση σημεία ένα προς ένα, όπως για παράδειγμα οι *απόλυτες διαφορές (absolute differences – AD)* ή οι *τετραγωνικές διαφορές (squared differences – SD)* των τιμών έντασης, ενώ άλλα λειτουργούν σε περιοχές οριζόμενες με παράθυρα, διαφόρων σχημάτων και διαστάσεων, περί το εκάστοτε σημείο. Συνήθετα μεταξύ των τελευταίων είναι το *άθροισμα των απόλυτων διαφορών (sum of*

squared differences – SAD) ή και το άθροισμα των τετραγωνικών διαφορών (*sum of squared differences SSD*), όπως επίσης και ο κανονικοποιημένος συντελεστής συσχέτισης (*normalized cross-correlation coefficient – NCC*).

2. Υπολογισμός αθροίσματος συνολικού κόστους συνταύτισης ανά περιοχές της εικόνας (κόστος συσσωμάτωσης – cost aggregation)

Το κόστος συσσωμάτωσης αφορά το άθροισμα (ή τον μέσο όρο) των επιμέρους κόστων συνταύτισης που έχουν ήδη προκύψει σε μια ορισμένη περιοχή οριζόμενη από τα εκάστοτε εφαρμοζόμενα παράθυρα. Το τελικό άθροισμα του κόστους των εικονοψηφίδων στις οποίες εφαρμόζεται το παράθυρο αποδίδεται ως νέα τιμή κόστους στην εξεταζόμενη εικονοψηφίδα. Στις περιπτώσεις όπου υπάρχει (αφού, όπως θα αναφερθεί στην συνέχεια, σε ορισμένες μεθόδους παραλείπεται), η φάση αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς για τον υπολογισμό της τιμής παράλλαξης/βάθους λαμβάνονται υπόψιν οι τιμές έντασης της περιβάλλουσας περιοχής.

3. Υπολογισμός παράλλαξης (parallax computation)

Εδώ ορίζεται η τελική αντιστοίχιση εικονοψηφίδων των δύο εικόνων. Η επιλογή γίνεται με βάση το προηγούμενο στάδιο, δηλαδή το κόστος συσσωμάτωσης. Η καταγεγραμμένη τιμή είναι η διαφορά/απόσταση των αντιστοιχούμενων pixel, δηλαδή το βάθος που αντιστοιχεί σε κάθε σημείο.

4. Βελτίωση παράλλαξης (parallax refinement)

Για την βελτίωση των υπολογισμένων τιμών παράλλαξης, στην τελική αυτή φάση εισάγονται σε πολλούς αλγόριθμους πρόσθετες παραδοχές ομαλότητας, οι χάρτες υφίστανται επεξεργασία με μεθόδους υποψηφιδικής παρεμβολής (sub-pixel interpolation), εφαρμόζονται τεχνικές απομάκρυνσης χονδροειδών σφαλμάτων και πλήρωσης κενών (hole-filling) κ.λπ.

Είναι προφανές βέβαια ότι δεν υιοθετούν όλοι οι αλγόριθμοι το ακριβές μοντέλο της περιγραφείσας διαδικασίας.

1.1.3 Βασικές μέθοδοι διεικονικής συνταύτισης

Στην βιβλιογραφία συναντώνται δύο, κατ' αρχήν, βασικές κατηγορίες αλγορίθμων πυκνής συνταύτισης, οι οποίες διακρίνουν τις μεθόδους σε τοπικές (*local*) και σύνολες (*global*) (Scharstein & Szeliski, 2002, Szeliski, 2011), οι οποίες και ορίζουν το αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Θεωρείται έτσι ότι, γενικά, ένας αλγόριθμος διεικονικής συνταύτισης αντιπροσωπεύει μια από τις δύο αντίστοιχες προσεγγίσεις του προβλήματος της βελτιστοποίησης: την τοπική και την σύνολη (Hamzah & Ibrahim, 2016). Στην διάκριση αυτή υπεισέρχεται και ο τρόπος (ρητός ή έμμεσος) με τον οποίο ενυπάρχουν στον αντίστοιχο αλγόριθμο δεσμεύσεις ομαλότητας

(συνέχειας) της παράλλαξης (δηλαδή του αναγλύφου της 3D σκηνής). Βέβαια έχουν παρουσιαστεί και αρκετοί συνδυασμοί των πρωταρχικών αυτών προσεγγίσεων, όπως πχ. εκείνοι της υποσύνολης (*semi-global*) συνταύτισης (Hirschmüller, 2005, Facciolo et al., 2015). Η αναφορά στις μεθόδους εδώ είναι συνοπτική, αναλυτικότερα περιγράφονται αυτές στα επόμενα. Σημειώνεται πάντως ότι σε όλες τις βασικές αυτές μεθόδους έχουν ήδη ολοκληρωθεί διπλωματικές εργασίες στην ΣΑΤΜ (Φλωρίδη, 2013, Μαλτέζος, 2013, Καρκάλου, 2015, Γεωργούσης, 2016).

- **Τοπικές μέθοδοι (local methods)**

Οι μέθοδοι αυτές αφορούν τον υπολογισμό της παράλλαξης σε ένα δεδομένο κάθε φορά σημείο, ο οποίος εξαρτάται αποκλειστικά από τις τιμές της έντασης εντός συγκεκριμένου παραθύρου περί το σημείο. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται κάποιας μορφής τοπική βελτιστοποίηση των παραλλάξεων. Η προσέγγιση αυτή χρησιμοποιεί τον απλούστερο τρόπο εύρεσης της παράλλαξης, καταγράφοντας τελικά ως αντιστοιχούμενη στο *pixel* τιμή εκείνη που δίνει το μικρότερο ή μεγαλύτερο (σύμφωνα με το επιλεγμένο μέτρο ομοιότητας) κόστος συνταύτισης. Το σημαντικότερο βήμα σε αυτούς τους αλγορίθμους είναι η επιλογή του μέτρου ομοιότητας καθώς και ο υπολογισμός του κόστους συσσωμάτωσης. Οι τοπικές μέθοδοι απαιτούν σημαντικά μικρότερο χρόνο εκτέλεσης αλλά, γενικά, είναι λιγότερο ακριβείς από τις σύνολες.

- **Σύνολες μέθοδοι (global methods)**

Οι υπολογιστικές μέθοδοι που έχουν αναπτυχθεί προσεγγίζουν εδώ την γεωμετρία της εικόνας στην ολότητα της, δηλαδή βελτιστοποιούνται οι παραλλάξεις όχι τοπικά αλλά στο σύνολο της εικόνας. Η βελτιστοποίηση των παραλλάξεων γίνεται με χρήση συναρτήσεων οι οποίες ορίζονται για όλες τις εικονοψηφίδες της εικόνας αναφοράς. Οι βέλτιστες τιμές παράλλαξης προσεγγίζονται συνήθως με συναρτήσεις της ψηφιακής παράλλαξης d που επιχειρούν ελαχιστοποίηση της σύνολης ενέργειας της εικόνας $E(d)$. Κατά κανόνα, σε αυτές τις προσεγγίσεις δεν υπάρχει φάση συσσωμάτωσης, αντιθέτως επιζητείται να υπολογιστούν τιμές ψηφιακής παράλλαξης που ελαχιστοποιούν μια σύνολη συνάρτηση κόστους, η οποία συνδυάζει όρους δεδομένων κόστους παράλλαξης και όρους *ομαλότητας/συνέχειας* (το οποίο εν πρώτοις βελτιώνει αισθητά το όλο αποτέλεσμα, δευτερευόντως όμως παραβλέπονται ορισμένες πληροφορίες της εικόνας, όπως για παράδειγμα οι ασυνέχειες βάθους). Υπογραμμίζεται ότι είναι ο δεύτερος όρος (εκείνος της ομαλότητας) που συνδέει εμμέσως όλα τα *pixel* μεταξύ τους και ακριβώς αποδίδει στην συνάρτηση τον “σύνολο” χαρακτήρα της. Άπαξ και οριστεί η σύνολη ενέργεια, μπορούν πλέον να εφαρμοστούν διάφοροι αλγόριθμοι για την εύρεση ενός (τοπικού) ελαχίστου. Η βασική διάκριση των σύνολων μεθόδων ορίζεται ακριβώς από την εφαρμοζόμενη τεχνική ελαχιστοποίησης, πχ. Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία – MRF, μέθοδοι *graph-cut*, *belief propagation*, δυναμικός προγραμματισμός (Scharstein & Szeliski, 2002). Σε γενικό πλαίσιο, οι σύνολες μέθοδοι υιοθετούν αναλυτικά μοντέλα για να περιγράψουν την διαδικασία συνταύτισης, και

αυτό οδηγεί σε χάρτες παράλλαξης υψηλής ποιότητας. Ωστόσο, λόγω της πολυπλοκότητας της όλης διαδικασίας απαιτείται πολύ μεγαλύτερος χρόνος εκτέλεσης.

- **Υποσύνολες μέθοδοι (semi-global methods – SGM)**

Στο ενδιάμεσο αυτών των βασικών κατηγοριών απαντώνται ορισμένοι επαναληπτικοί αλγόριθμοι, οι οποίοι δεν ορίζουν ρητά μια σύνολη συνάρτηση προς ελαχιστοποίηση αλλά προσομοιώνουν, κατά τα δυνατόν, επαναληπτικούς αλγορίθμους ελαχιστοποίησης. Οι σύνολες προσεγγίσεις εκτιμούν λοιπόν την ψηφιακή παράλλαξη ορίζοντας μια προς ελαχιστοποίηση ενέργεια, η οποία κατά κανόνα εισάγει έναν όρο συνταύτισης και έναν όρο ομαλότητας στον χάρτη των ψηφιακών παραλλάξεων. Για επιτάχυνση των υπολογισμών, η φωτογραμμετρική κοινότητα έχει αναπτύξει προσεγγίσεις *υποσύνολης* συνταύτισης, οι οποίες υπολογίζουν τοπικά βέλτιστες λύσεις σε διαφορετικές κατευθύνσεις και τις συσσωματώνουν (Hirschmüller, 2005). Αυτό έχει αποδειχθεί αποτελεσματική στρατηγική για ελαχιστοποίηση μιας σύνολης ενέργειας όπου η 2D δέσμευση ομαλότητας προσεγγίζεται, απλούστερα, ως ο μέσος όρος προβλημάτων 1D βελτιστοποίησης σε επιλεγμένες διευθύνσεις. Η προσέγγιση SGM θεωρείται μεταξύ των βέλτιστων αλγορίθμων διεικονικής συνταύτισης, συνδυάζοντας πλευρές τοπικής και σύνολης προσέγγισης για συνταύτιση ανά pixel με καλό ισοζύγιο μεταξύ χρόνου εκτέλεσης και ακρίβειας, ειδικά σε όρια αντικειμένων και λεπτούς σχηματισμούς (Hirschmüller, 2011). Η μέθοδος SGM, που έχει προσφάτως εξεταστεί αλλού (Καρκάλου, 2015, Stentoumis et al., 2015, Karkalou et al., 2017), δεν απασχόλησε την παρούσα εργασία.

1.2 Στόχος της Εργασίας

Στόχος της παρούσας εργασίας ήταν κατ' αρχάς η σύγκριση και αξιολόγηση αποτελεσμάτων από συγκεκριμένες υλοποιήσεις τοπικών και σύνολων αλγορίθμων. Παράλληλα, επιδιώχθηκε να διερευνηθεί η αποδοτικότητα ενός πιθανού συνδυασμού τους.

Οι τοπικές μέθοδοι βασίζονται σε παράθυρα των εικόνων και, συνεπώς, ο υπολογισμός της εκάστοτε τιμής της ψηφιακής παράλλαξης εξαρτάται αποκλειστικά από τις τιμές έντασης εντός προδιαγεγραμμένης περιοχής της εικόνας, ενώ συνήθως υιοθετούν έμμεσα παραδοχές ομαλότητας χρησιμοποιώντας ευρύτερες περιοχές συσσωμάτωσης (aggregating support). Με την έννοια αυτή μπορεί να θεωρηθεί ότι, κατ' αρχήν τουλάχιστον, οι τεχνικές αυτές επιτρέπουν καλύτερη τοπική προσαρμογή των παραλλάξεων. Θεωρούν όμως, σιωπηρά, ότι όλα τα pixel μέσα στο παράθυρο έχουν την ίδια απόσταση από την μηχανή λήψης, υποθέτουν δηλαδή μια "επίπεδη μετωπική" (fronto-parallel) επιφάνεια αντικειμένου. Έτσι, κεκλιμένες επιφάνειες και κυρίως απότομες μεταβολές και ασυνέχειες βάθους παραβιάζουν την υπόθεση σταθερής παράλλαξης προκαλώντας σφάλματα ("θόλωση" ορίων των αντικειμένων ή υπερβολική εξομάλυνση). Το πρόβλημα μπορεί εν μέρει να αντιμετωπιστεί με κατάλληλη τοπική

προσαρμογή των παραθύρων ή με μη παραμετρικά κόστη (όπως αναφέρεται στα επόμενα). Στην παρούσα εργασία, πάντως, εφαρμόστηκαν απλά τετραγωνικά παράθυρα συσσωμάτωσης, ενιαία για ολόκληρη την εικόνα.

Από την άλλη μεριά, οι χάρτες ψηφιακής παράλλαξης από απλές τοπικές μεθόδους δεν παύουν να εμπεριέχουν και σφάλματα με την μορφή μη αντιστοιχισμένων ρixel, ενώ η τοπική συσσωμάτωση με διαδικασίες άθροισης ή μέσου όρου τις καθιστά ευαίσθητες στον θόρυβο, σε διαφορές κατά την λήψη και τον φωτισμό, όσο και σε 'ασαφείς' ('αδιευκρίνιστες' ή 'αμφίβολες') περιοχές της εικόνας, δηλαδή σε περιοχές ομοιογενείς ή χωρίς ιδιαίτερη υφή (Hamzah & Ibrahim, 2016). Σε αυτές τις περιπτώσεις, όπως βέβαια και σε περιπτώσεις επαναλαμβανόμενων προτύπων, αναμένεται ότι οι τοπικές μέθοδοι θα εμφανίζουν χονδροειδή σφάλματα παράλλαξης (outliers). Οι σύνολες μέθοδοι αντιμετωπίζουν τέτοια ενδεχόμενα επιβάλλοντας την ομαλότητα (συνέχεια) του όλου χάρτη ψηφιακής παράλλαξης ώστε να εξασφαλίσουν "λογικές" εκτιμήσεις ακόμα και σε τέτοιες προβληματικές περιοχές (Facciolo et al., 2015).

Μια σκέψη ήταν, λοιπόν, εδώ να επιχειρηθεί ένας συνδυασμός των τοπικών και σύνολων αλγορίθμων. Έτσι, εφαρμόζεται αρχικά μια σύνολη μέθοδος προκειμένου να δημιουργηθεί ένας πρώτος χάρτης παράλλαξης της εικόνας αναφοράς. Σε δεύτερη φάση εφαρμόζεται τοπική μέθοδος στην εικόνα αναφοράς, από την οποία επίσης υπολογίζονται πιθανά κόστη συνταύτισης για κάθε ρixel. Τέλος, για κάθε ρixel αναζητείται το βέλτιστο κόστος συσσωμάτωσης σε *περιορισμένο εύρος παραλλάξεων περί την τιμή του χάρτη παράλλαξης που έχει προκύψει από την εφαρμογή της σύνολης μεθόδου*. Με τον τρόπο αυτό η σύνολη μέθοδος αξιοποιείται εδώ για να εξασφαλίστούν αρχικές τιμές για την τοπική μέθοδο.

Σημειώνεται πάντως πως οι υπάρχουσες υλοποιήσεις των σύνολων μεθόδων κρίνεται ότι αδυνατούν, μέχρι στιγμής τουλάχιστον, να ανταποκριθούν ικανοποιητικά σε εικόνες υψηλής ανάλυσης και με πολλά επίπεδα παράλλαξης (βάθους). Έτσι, εξαιτίας αυτής της υπολογιστικής τους πολυπλοκότητας έχουν γενικά χρησιμοποιηθεί μόνο σε εικόνες μικρής ανάλυσης, και εκτιμάται πως δεν φαίνονται ακόμη έτοιμες να διαχειριστούν αποτελεσματικά πχ. τις μεγάλες όγκου τηλεπισκοπικές εικόνες (Conejo et al., 2014, Hamzah & Ibrahim, 2016). Συνεπώς, μια ρεαλιστική υλοποίηση του προαναφερθέντος συνδυασμού μεθόδων θα σήμαινε την χρήση της σύνολης μεθόδου σε εικόνες μειωμένης ανάλυσης για την απόκτηση αρχικών τιμών παράλλαξης.

Από πλευράς υλοποίησης, προγραμματίστηκε σε περιβάλλον Matlab αλγόριθμος τοπικής μεθόδου με μέτρο ομοιότητας τις απόλυτες διαφορές (AD), με 4 διαφορετικά παράθυρα συσσωμάτωσης. Οι αλγόριθμοι των σύνολων μεθόδων αντλήθηκαν από την βιβλιοθήκη Mrfstereo του Middlebury College, δοκιμάστηκαν δε και αξιολογήθηκαν σε 7 διαφορετικά ζεύγη με διαφορετικούς συνδυασμούς παραμέτρων. Σε επόμενη φάση προγραμματίστηκε ο συνδυασμός των δύο μεθόδων και αξιολογήθηκαν τα αποτελέσματά τους για τα διάφορα παράθυρα συσσωμάτωσης. Τέλος, έγινε μια συ-

νολική σύγκριση των χαρτών παράλλαξης όλων των μεθόδων που εξετάστηκαν.

1.3 Δομή της Εργασίας

Η όλη εργασία δομείται σε **5** κεφάλαια. Στο παρόν εισαγωγικό κεφάλαιο αναφέρθηκαν αρχικά θεωρητικά στοιχεία σχετικά με την διαδικασία της διεικονικής πυκνής συνταύτισης εικόνων. Το **Κεφάλαιο 2** αναλύει τους όρους υπό τους οποίους μπορεί να επιτευχθεί η πυκνή συνταύτιση και τα στάδια της διαδικασίας υλοποίησής της. Σε κάθε στάδιο περιγράφονται τα σχετικά μέτρα που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία. Στην συνέχεια παρουσιάζονται λεπτομερέστερα η *τοπική* και η *σύνολη μέθοδος συνταύτισης*, με τους σχετικούς αλγορίθμους. Ακόμα διατυπώνεται η τεχνική *συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου* που προγραμματίστηκε για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας. Στο **Κεφάλαιο 3** αναφέρεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για τις τρεις προσεγγίσεις (τοπική, σύνολη και συνδυασμός τους), ενώ αξιολογούνται οι αποδόσεις των αλγορίθμων και παραμέτρων της σύνολης μεθόδου συνταύτισης για συγκεκριμένα ζεύγη εικόνων. Στο **Κεφάλαιο 4** παρουσιάζονται και αξιολογούνται τα αποτελέσματα από κάθε μέθοδο για συνολικά 7 ζεύγη εικόνων (του Middlebury dataset). Τέλος, το **Κεφάλαιο 5** περιλαμβάνει τελικά συμπεράσματα σχετικά με τις προσεγγίσεις που εξετάστηκαν, καθώς και ορισμένες προτάσεις για περαιτέρω έρευνα. Η εργασία ολοκληρώνεται με την **Βιβλιογραφία** που χρησιμοποιήθηκε.

2. ΣΤΑΔΙΑ και ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΥΚΝΗΣ ΔΙΕΙΚΟΝΙΚΗΣ ΣΥΝΤΑΥΤΙΣΗΣ

Στο κεφάλαιο αυτό αναφέρεται αρχικά η γεωμετρία της επιπολικής επανασύστασης στερεοζευγών και η σημασία της για την υλοποίηση της συνταύτισης. Κυρίως, αναλύονται τα στάδια της διαδικασίας διεικονικής συνταύτισης, και οι τεχνικές και τα μέτρα με τα οποία μπορεί να υλοποιηθεί το καθένα. Στο πλαίσιο αυτό, παρουσιάζεται η θεωρητική βάση των αλγορίθμων κάθε μεθόδου συνταύτισης.

2.1 Επιπολική γεωμετρία και επιπολική επανασύσταση εικόνων

Η διεικονική πυκνή συνταύτιση εικόνων (αντιστοίχιση κάθε pixel της μιας εικόνας με το ομόλογό του στην άλλη για την απόδοση, τελικά, σε αυτά μιας τιμής βάθους) εφαρμόζεται γενικά, για προφανείς λόγους, σε επιπολικές εικόνες. Κάτι τέτοιο προϋποθέτει γνώση του σχετικού (ή του εξωτερικού) προσανατολισμού του ζεύγους και την βάση αυτού επιπολική επανασύστασή του. Η αναφορά λοιπόν στην επιπολική γεωμετρία και επιπολική επανασύσταση κρίνεται σε αυτό το σημείο της εργασίας αναγκαία, έστω και επιγραμματικά καθώς οι εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν για αξιολόγηση των μεθόδων ήταν ήδη επιπολικές. (Σημειώνεται πάντως ότι πλήρης διαδικασία επιπολικής επανασύστασης, ή κανονικοποίησης, ζεύγους εικόνων είχε προγραμματιστεί στο μάθημα “Φωτογραμμετρία III”.)

Η γεωμετρία του ζεύγους βρίσκεται στον πυρήνα σημαντικών προβλημάτων της Φωτογραμμετρίας. Αναγκαία είναι η κατανόησή της και στο πλαίσιο της πυκνής συνταύτισης, αφού γενικά προϋπόθεση για την συνταύτιση και τρισδιάστατη αναπαραγωγή του απεικονιζόμενου αντικειμένου είναι η *επιπολική επανασύσταση* των εικόνων. Η χρησιμότητα των επιπολικών (κανονικοποιημένων) εικόνων έγκειται εν προκειμένω στο ότι διευκολύνουν σημαντικά την εύρεση ομολογιών: θεωρητικά, περιορίζουν την αναζήτηση της ομολογίας επί της αντίστοιχης επιπολικής ευθείας στην άλλη εικόνα, δηλαδή δεσμεύονται τα ομόλογα σημεία να βρίσκονται στην ίδια σειρά i των εικόνων αναφοράς και αναζήτησης. Στην πράξη βέβαια, επειδή αναπόφευκτα υπάρχουν εναπομένουσες παραλλάξεις στην διεύθυνση y της εικόνας, χρησιμοποιείται γενικά για την συνταύτιση μικρός αριθμός σειρών εκατέρωθεν της επιπολικής γραμμής.

Η έννοια της επιπολικής γεωμετρίας αφορά την προβολική σχέση που ενυπάρχει μεταξύ δύο επικαλυπτόμενων εικόνων (Hartley & Zisserman, 2003, Kraus, 2003, Καλησπεράκης, 2010, Αδάμ, 2011). Τα βασικά στοιχεία που την περιγράφουν είναι:

- Η *βάση του στερεοζεύγους*, δηλαδή η ευθεία του χώρου που ορίζεται από τα δύο προβολικά κέντρα O και O' των εικόνων, οι οποίες έχουν πίνακες στροφής R_1 και R_2 .
- Το *επιπολικό επίπεδο σημείου του χώρου*, το οποίο διαμορφώνεται από την

βάση του ζεύγους, το σημείο του χώρου και τα δύο ομόλογα εικονοσημεία.

- Οι *επιπολικές ευθείες*, δηλαδή οι τομές του επιπολικού επιπέδου με τα επίπεδα των εικόνων.
- Οι *πόλοι του στερεοζεύγους*, δηλαδή τα σημεία τομής των εικόνων με την βάση. Ανάλογα με τον σχετικό προσανατολισμό του ζεύγους οι επιπολικές ευθείες μπορούν να έχουν διάφορες θέσεις ή διευθύνσεις, συγκλίνοντας πάντοτε στους αντίστοιχους πόλους.

Κατά την λήψη, τα συστήματα αναφοράς των δύο εικόνων βρίσκονται σε τυχαία θέση μεταξύ τους και ως προς την βάση. Η επιπολική επανασύσταση μετασχηματίζει τα συστήματα των εικόνων μεταξύ τους όσο και ως προς την βάση, ώστε τελικά οι εικόνες να είναι πλέον συνεπίπεδες και οι άξονες x των εικόνων να ταυτίζονται (και να είναι, άρα, παράλληλοι στην βάση). Τότε κάθε ζεύγος ομόλογων επιπολικών εικόνων συμπίπτει με την ίδια σειρά i των δύο εικόνων.

Έτσι, οι εικόνες πρέπει να μετασχηματιστούν ώστε να έχουν μοναδιαίο πίνακα στροφής στο σύστημα του προσανατολισμού τους, το οποίο επιτυγχάνεται με την χρήση των αντίστροφων πινάκων στροφής τους $\mathbf{R}_1^T, \mathbf{R}_2^T$ (στην περίπτωση σχετικού προσανατολισμού προφανώς είναι $\mathbf{R}_1^T = \mathbf{I}$) και του πίνακα στροφής \mathbf{R}_B της βάσης στο χρησιμοποιούμενο σύστημα αναφοράς. Ο τελικός πίνακας μετασχηματισμού $\mathbf{R}_{επ}$ κάθε εικόνας θα είναι:

$$\mathbf{R}_{επ} = \mathbf{R}_B \mathbf{R}^T$$

Προϊόν του μετασχηματισμού είναι οι επιπολικές εικόνες του ζεύγους, που πλέον ανταποκρίνονται στην *κανονική περίπτωση του ζεύγους* στο σύστημα της βάσης του. Έτσι, τα ομόλογα σημεία μπορούν να τριγωνιστούν (εμπροσθοτομία) με τις απλές εξισώσεις της παράλλαξης.

2.2 Στάδια της διεικονικής πυκνής συνταύτισης

Η διεικονική πυκνή συνταύτιση έχει διερευνηθεί συστηματικά σε κάθε της στάδιο προκειμένου να επιτευχθούν κατά το δυνατόν καλύτερα αποτελέσματα σε ακρίβεια αλλά και ταχύτητα εκτέλεσης. Σε αυτό το σημείο θα περιγραφούν αναλυτικά τα στάδια της διαδικασίας της συνταύτισης για την παραγωγή χαρτών παράλλαξης, καθώς και οι διάφορες μεθοδολογίες που έχουν αναπτυχθεί με βάση την υπάρχουσα βιβλιογραφία (Scarstein & Szeliski, 2002).

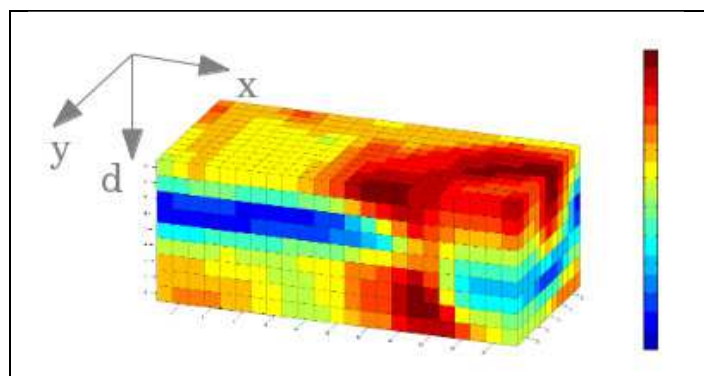
2.2.1 Υπολογισμός κόστους συνταύτισης

Το κόστος συνταύτισης (ή αλλιώς κόστος ομοιότητας ή κόστος αντιστοίχισης) αφορά την ραδιομετρική εξέταση των εικονοψηφίδων της αριστερής και δεξιάς εικόνας προκειμένου να οριστεί, σε ένα συγκεκριμένο εύρος παραλλάξεων, ο βαθμός ομοιότητάς

τους. Κατά αυτήν την έννοια βασικό στοιχείο των αλγορίθμων συνταύτισης αποτελεί ο ορισμός ενός μέτρου διαφοροποίησης/ομοιότητας, το οποίο αποτελεί μια ένδειξη για την πιθανότητα μια εικονοψηφίδα της εικόνας αναφοράς να είναι ομολογη μιας εικονοψηφίδας στην εικόνα αναζήτησης. Η αναζήτηση της ομολογίας γίνεται πάνω στην επιπολική γραμμή. Το εύρος των παραλλάξεων στο οποίο γίνεται η διερεύνηση του βέλτιστου κόστους ομοιότητας ορίζεται από εκτίμηση της μικρότερης και μεγαλύτερης τιμής βάθους (άρα και τιμής παράλλαξης) που μπορεί μια εικονοψηφίδα να έχει στον χάρτη ψηφιακής παράλλαξης. Το εύρος αυτό είναι, φυσικά, μεταβλητό ανάλογα με τις διαφοροποιήσεις βάθους που παρουσιάζονται κατά την απεικόνιση του αντικειμένου. Εάν δεν μπορεί να εκτιμηθεί η διαφορά βάθους τότε μπορεί να χρησιμοποιηθεί ολόκληρο το μήκος της επιπολικής γραμμής για την αναζήτηση ομολογίας.

2.2.1.1 Εικόνα χώρου ψηφιακών παραλλάξεων (DSI)

Η εικόνα του χώρου ψηφιακών παραλλάξεων (*Disparity Space Image – DSI*) αποτελεί μια δομή δεδομένων που αναπαριστά την συνάρτηση συνταύτισης (Yang et al., 1993, Intille & Bobick, 1994). Συγκεκριμένα, πρόκειται για έναν τρισδιάστατο πίνακα δεδομένων, του οποίου οι οριζόντιοι άξονες x, y ορίζονται αντίστοιχα από το μέγεθος των εικόνων κατά x (κατά στήλες j) και κατά y (κατά γραμμές i), ενώ η τρίτη διάσταση ορίζεται από το εύρος των προς εξέταση παραλλάξεων d . Η τιμή που αποθηκεύεται σε κάθε θέση (x, y, d) του πίνακα αντιπροσωπεύει το κόστος συνταύτισης της συγκεκριμένης εικονοψηφίδας (x, y) για την αντίστοιχη τιμή παράλλαξης d (Εικ. 2.1).



Εικόνα 2.1: Οπτικοποίηση της κατανομής της τιμής κόστους ανά τιμή d της παράλλαξης. Ο πίνακας (x, y, d) περιλαμβάνει τις τιμές που δίνει η συνάρτηση κόστους για κάθε εικονοψηφίδα x, y ανά πιθανή τιμή d ψηφιακής παράλλαξης (από την υπό εκπόνηση διδακτορική διατριβή του Χ. Στεντούμη).

Σε κάθε επίπεδο xy του DSI η τιμή παράλλαξης d είναι έτσι σταθερή. Αυτός ο τρισδιάστατος χώρος κόστους ψηφιακών παραλλάξεων μπορεί να οπτικοποιηθεί, σε κάθε επίπεδο xy , με τιμές έντασης ανάλογες του κόστους. Έτσι, για δεδομένη τιμή ψηφια-

κής παράλλαξης d δημιουργείται ένας δισδιάστατος πίνακας μεγέθους ίσου με της εικόνας, ο οποίος αποθηκεύει τα κόστη συνταύτισης κάθε εικονοψηφίδας. Τα επίπεδα x_d ($\gamma =$ σταθερό) του DSI παρουσιάζουν τα κόστη συνταύτισης που προκύπτουν στο ορισμένο εύρος παραλλάξεων σε κάθε επιπολική γραμμή. Με αυτόν τον τρόπο μπορούν να υπολογισθούν και να οπτικοποιηθούν οι ασυνέχειες βάθους κατά την απεικόνιση του αντικειμένου. Η παρουσία ασυνεχειών στο διάγραμμα ελάχιστου κόστους υποδηλώνει ύπαρξη ασυνέχειας στην φυσική επιφάνεια του αντικειμένου και απότομη μεταβολή παράλλαξης (Φλωρίδη, 2013).

2.2.1.2 Μέτρα ομοιότητας

Οι υπάρχουσες μέθοδοι υπολογισμού του κόστους συνταύτισης διακρίνονται στις παραμετρικές, τις μη παραμετρικές και τις πιο σύνθετες.

Ο υπολογισμός του κόστους συνταύτισης που βασίζεται στην τιμή φωτεινότητας γίνεται είτε σε επίπεδο εικονοψηφίδων (pixel-based) είτε με επιφανειακή συνταύτιση σε επίπεδο παραθύρων (window-based). Στις τοπικές μεθόδους ο υπολογισμός του κόστους συνταύτισης πραγματοποιείται κυρίως με χρήση παραθύρων που εκμεταλλεύονται την γειτονιά κάθε εικονοψηφίδας υπολογίζοντας τελικά ένα “συσσωματωμένο” κόστος συνταύτισης. Οι μέθοδοι που υπολογίζουν το κόστος συνταύτισης σε επίπεδο εικονοψηφίδων εφαρμόζονται κυρίως στις σύνολες μεθόδους. Τα βασικότερα μετρα ομοιότητας παρουσιάζονται στην συνέχεια.

- **Απόλυτες διαφορές (AD)**

Αυτό το μέτρο ομοιότητας εξετάζει τις απόλυτες διαφορές των τιμών φωτεινότητας των εικονοψηφίδων της εικόνας αναφοράς από τις τιμές φωτεινότητας των εικονοψηφίδων της εικόνας αναζήτησης για όλες τις πιθανές τιμές παράλλαξης. Αποτελεί ίσως το πιο απλό κριτήριο για την εύρεση του κόστους συνταύτισης. Ως ομόλογο σημείο επιλέγεται εκείνο με το μικρότερο κόστος συνταύτισης. Η εξίσωση που το περιγράφει είναι:

$$C_{AD}(p, d) = |(I_L(p) - I_R(p - d))|$$

όπου $C_{AD}(p, d)$ το υπολογιζόμενο κόστος συνταύτισης της εικονοψηφίδας p για ορισμένη παράλλαξη d , $I_L(p)$ η τιμή φωτεινότητας της εικονοψηφίδας p στην εικόνα αναφοράς και $I_R(p-d)$ η τιμή φωτεινότητας της εικονοψηφίδας στην θέση $p-d$ στην εικόνα αναζήτησης.

- **Άθροισμα απόλυτων διαφορών (SAD)**

Αυτό το μέτρο λειτουργεί επίσης με την συνάρτηση των απόλυτων διαφορών, όμως με χρήση παραθύρων περιλαμβάνοντας, έτσι, και γειτονικά του εξεταζόμενου pixel. Βασίζεται στην υπόθεση ότι γειτονικά pixel θα έχουν παρόμοια (κοντινή) παράλλαξη. Τα παράθυρα μπορούν να είναι διαφόρων μεγεθών, τετραγωνικά, ορθογώνια ή άλ-

λων σχημάτων. Το μέγεθος και σχήμα των παραθύρων έχουν σημασία. Η αύξηση του μεγέθους του παραθύρου αυξάνει υπό όρους την αξιοπιστία της λύσης αφού αντλείται πληροφορία από μεγαλύτερο τμήμα της εικόνας, όμως σε μεγάλα παράθυρα ενδέχεται να υπάρχουν σημαντικές προοπτικές παραμορφώσεις. Αντίστροφα, το μικρό παράθυρο μπορεί να είναι ακριβέστερο, σε πολλές περιπτώσεις ωστόσο απαιτεί πολύ καλές αρχικές τιμές προκειμένου να μην οδηγήσει σε τοπικά μέγιστα. Συμπερασματικά, θα έλεγε κανείς ότι δεν υπάρχει τυποποιημένη εκτίμηση για το βέλτιστο μέγεθος και σχήμα παραθύρου, αυτά επιλέγονται παράθυρα ανάλογα με τα χαρακτηριστικά κάθε περίπτωσης. Ο τύπος υπολογισμού είναι ο εξής:

$$C_{SAD}(p, d) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (|I_L(p) - I_R(p - d)|)$$

- **Τετράγωνα διαφορών (SD)**

Εδώ υπολογίζονται οι τετραγωνικές διαφορές των τιμών φωτεινότητας των πιθανών ομόλογων εικονοψηφίδων. Σε αυτήν την περίπτωση δίνεται περισσότερο βάρος στις μεγαλύτερες τιμές διαφορών εις βάρος των μικρότερων (Φλωρίδη, 2013). Ο τύπος υπολογισμού είναι:

$$C_{SD}(p, d) = (I_L(p) - I_R(p - d))^2$$

- **Άθροισμα τετραγώνων διαφορών (SSD)**

Στην ίδια λογική με το άθροισμα των απόλυτων διαφορών, αυτό το μέτρο ομοιότητας χρησιμοποιεί παράθυρα προκειμένου να συμπεριλάβει τις τιμές των γειτονικών εικονοψηφίδων για τον υπολογισμό του κόστους ομοιότητας. Υπολογίζεται ως εξής:

$$C_{SSD}(p, d) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n ((I_L(p) - I_R(p - d))^2)$$

- **Κανονικοποιημένος συντελεστής συσχέτισης (NCC)**

Πρόκειται για την κανονικοποιημένη έκφραση της συμμεταβλητότητας (με αναγωγή στους μέσους όρους και τις τυπικές αποκλίσεις). Υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης ρ των τόνων του γκριζου των rixel στις διαφορετικές θέσεις του παραθύρου αναφοράς $1 \times N$ που 'κινείται' εντός του παραθύρου αναζήτησης. Το ομόλογο σημείο επιλέγεται με βάση την μέγιστη θέση συσχέτισης. Η τιμή του ρ υπολογίζεται ως εξής:

$$C_{NCC(p,d)} = \frac{\sigma_{12}}{\sigma_1 * \sigma_2} = \frac{\sum_{j=1}^N (I_L(p) - \bar{I}_L) * (I_R(p - d) - \bar{I}_R)}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (I_L(p) - \bar{I}_L)^2 * \sum_{j=1}^N (I_R(p - d) - \bar{I}_R)^2}}$$

Στα προαναφερθέντα μέτρα ομοιότητας γίνεται προφανώς χρήση κατωφλίου στις τιμές του κόστους συνταύτισης, ώστε να λαμβάνεται υπόψη ο θόρυβος που εμπεριέχεται στις εικόνες αλλά και να αποφεύγονται οι πολύ εσφαλμένες ομολογίες.

Οι μη παραμετρικές μέθοδοι συνταύτισης δεν αφορούν τις τιμές φωτεινότητας αυτές καθαυτές αλλά τις μεταξύ τους σχέσεις. Επειδή λοιπόν εξαρτώνται μόνο από την διάταξη ή την σχέση των εντάσεων και όχι από τις ίδιες τις τιμές τους, μπορούν να αντεπεξέρχονται σε όλες τις ραδιομετρικές αλλαγές που διατηρούν αυτή την σειρά ή σχέση (Zebih & Woodfill, 1994). Οι αλγόριθμοι αυτοί μετασχηματίζουν αρχικά και τις δύο εικόνες, εφαρμόζοντας συνήθως κάποιο φίλτρο, και στην συνέχεια υπολογίζεται το κόστος συνταύτισης. Παρουσιάζονται ορισμένα φίλτρα που έχουν προταθεί.

- **Μετασχηματισμός Rank**

Η μέθοδος αυτή κατατάσσει τοπικά τις εικονοψηφίδες κατ' αύξουσα τιμή έντασης σε ένα ορισμένων διαστάσεων παράθυρο περί κάθε εξεταζόμενο pixel. Έστω p το υπό εξέταση pixel, $I(p)$ η τιμή φωτεινότητάς του και $N(p)$ ο αριθμός των pixel περί το εξεταζόμενο σε τετραγωνικό παράθυρο διάστασης g . Στην συνέχεια εξετάζονται οι τιμές έντασης του παραθύρου και συγκρίνεται η τιμή του κεντρικού pixel με κάθε μια από αυτές (έστω p' το εκάστοτε pixel του παραθύρου). Το εξεταζόμενο παίρνει pixel παίρνει τελικά την τιμή της σειράς κατάταξής του εντός του παραθύρου. Ο μετασχηματισμός Rank περιγράφεται μαθηματικά ως εξής:

$$R(P) = \|\{P' \in N(P) \mid I(P') < I(P)\}\|$$

Ο υπολογισμός του κόστους συνταύτισης γίνεται με την μέθοδο των απόλυτων διαφορών στις μετασχηματισμένες πλέον εικόνες.

- **Μετασχηματισμός Census**

Σε αυτόν τον δεύτερο μη παραμετρικό μετασχηματισμό δημιουργείται μια σειρά δεδομένων στην γειτονική περιοχή του υπό εξέταση pixel (επιφανειακά μέσω παραθύρων), η οποία αποτελεί μια σειρά bit βάσει της σχέσης $I(p') < I(p)$. Συγκεκριμένα, εάν η τιμή έντασης του κεντρικού pixel είναι μεγαλύτερη της τιμής έντασης ενός pixel p' του παραθύρου αποθηκεύεται η τιμή 1. Στην αντίθετη περίπτωση αποθηκεύεται η τιμή 0. Η συνάρτηση σύγκρισης των τιμών είναι η εξής:

$$\zeta(I(P), I(P')) = \begin{cases} 0, & I(P) \leq I(P') \\ 1, & I(P) > I(P') \end{cases}$$

Η μαθηματική έκφραση του μετασχηματισμού Census είναι:

$$T(P) = \otimes_{P' \in N(P)} \zeta(I(p), I(P'))$$

όπου με \otimes εκφράζεται η σύνδεση των bit.

Για τον υπολογισμό του κόστους συνταύτισης στις μετασχηματισμένες εικόνες χρησι-

μπορείται η απόσταση *Hamming*. Ως απόσταση Hamming μεταξύ δύο συμβολοσειρών ίδιου μήκους ορίζεται ο αριθμός των θέσεων στις οποίες τα αντίστοιχα σύμβολα είναι διαφορετικά. Η απόσταση Hamming μετράει τον ελάχιστο αριθμό αντικαταστάσεων που χρειάζονται ώστε να μετατραπεί η μια σειρά στην άλλη ή αλλιώς τον αριθμό των διαφορών που μετέτρεψαν την μια σειρά στην άλλη. Για σειρές bit είναι ταυτόσημο με το τελεστή XOR, και ορίζεται ως εξής:

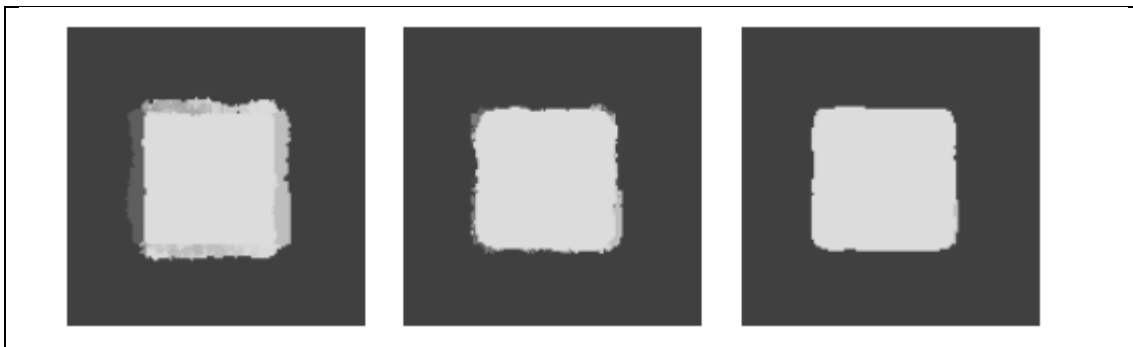
$$H(\vec{u}_1, \vec{u}_2) \equiv \vec{u}_1 \oplus \vec{u}_2$$

Επομένως, η απόσταση Hamming προσαρμοσμένη για τον υπολογισμό του κόστους ομοιότητας εκφράζεται μαθηματικά ως:

$$C_{CENSUS}(p, d) = H(T_L(p), T_R(p - d))$$

όπου $T_L(p)$ και $T_L(p - d)$ οι σειρές bit που δημιουργήθηκαν από τον μετασχηματισμό Census για το εκάστοτε κεντρικό pixel στην εικόνα αναφοράς και την εικόνα αναζήτησης, αντίστοιχα.

Σε γενικές γραμμές, οι μη παραμετρικές συναρτήσεις βελτιώνουν σημαντικά την εύρεση των παραλλάξεων στα σημεία της εικόνας που εμφανίζουν ασυνέχειες βάθους. Αυτό συμβαίνει ακριβώς επειδή μελετούν τις ραδιομετρικές μεταβολές συμπεριλαμβανομένης και της διάταξης των εικονοψηφίδων. Σύμφωνα με τους Zebih & Woodfill (1994), ο κανονικοποιημένος συντελεστής συσχέτισης μειονεκτεί απέναντι στον μετασχηματισμό Rank. Το πλεονέκτημα του μετασχηματισμού Census έναντι του Rank είναι ότι μπορεί να διατηρεί την πληροφορία της διάταξης των εικονοψηφίδων. Στην Εικ. 2.2 φαίνονται οι σημαντικές διαφοροποιήσεις στις ακμές.



Εικόνα 2.2: Παραλλάξεις. Αριστερά: NCC, κέντρο: μετασχηματισμός Rank, δεξιά: μετασχηματισμός Census

Έκτοτε έχουν προταθεί διάφορες τροποποιήσεις των προαναφερθέντων μετασχηματισμών. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι ο Τροποποιημένος Μετασχηματισμός Census (Fröba & Ernst, 2004) όπου οι τιμές στην γειτονιά του εξεταζόμενου κεντρικού pixel συγκρίνονται με τον μέσο όρο των τιμών έντασης των pixel της γειτονιάς. Ακόμα

έχει προταθεί από τους Stentoumis et al. (2015) η εφαρμογή του μετασχηματισμού Census σε εικόνες κλίσης, η οποία φαίνεται ότι βελτιώνει σημαντικά τα αποτελέσματα σε περιπτώσεις γενικής ραδιομετρικής μεταβολής στην εικόνα, όπως αλλαγές στον φωτισμό ή στην έκθεση.

2.2.2 Συσσωμάτωση κόστους

Η συσσωμάτωση κόστους (cost aggregation) υπολογίζεται βάσει της τρισδιάστατης εικόνας χώρου ψηφιακών παραλλάξεων (DSI). Το κόστος συνταύτισης που έχει υπολογισθεί για κάθε εικονοψηφίδα συσσωματώνεται με τα κόστη των γειτονικών. Το συσσωματωμένο κόστος αποτελεί λοιπόν το άθροισμα των κοστών συνταύτισης όλων των pixel που περιλαμβάνονται στο παράθυρο συσσωμάτωσης. Η συσσωμάτωση εφαρμόζεται κυρίως στις τοπικές μεθόδους, ενώ στις σύνολες συνήθως παραλείπεται. Αξίζει να αναφερθεί ότι ως διαδικασία αποσκοπεί στην βελτίωση της ακρίβειας των αποτελεσμάτων των τοπικών αλγορίθμων πυκνής συνταύτισης, μέσω της μείωσης του θορύβου που προκύπτει λόγω εσφαλμένης συνταύτισης, καθώς και στην βελτίωση της ανοχής στις ακμές των αντικειμένων (Tombari et al., 2008). Στο τέλος της διαδικασίας της συσσωμάτωσης δημιουργείται ένα καινούργιο DSI, το οποίο περιλαμβάνει τα συσσωματωμένα κόστη για κάθε pixel ανά τιμή παράλλαξης d . Οι αλγόριθμοι που έχουν προταθεί διαφοροποιούνται ως προς το σχήμα των παραθύρων και τον τρόπο εφαρμογής τους. Συνοπτικά κατατάσσονται σε τρεις κατηγορίες:

- **Συσσωμάτωση κόστους με σταθερό ορθογωνικό παράθυρο**

Γίνεται χρήση ενός ορθογωνικού παραθύρου συγκεκριμένου μεγέθους, το οποίο διατρέχει το DSI και έχει ως κεντρικό, κάθε φορά, στοιχείο το υπό εξέταση pixel. Στην συνέχεια αθροίζονται τα κόστη συνταύτισης όλων των pixel του παραθύρου και αποθηκεύεται η τιμή του αθροίσματος. Πολλές φορές χρησιμοποιείται κάποιο κατώφλι στις επιτρεπτές τιμές κόστους προκειμένου να αποφευχθούν εσφαλμένες ομολογίες.

- **Συσσωμάτωση κόστους με μεταβλητού σχήματος παράθυρο (cross-based)**

Η προσέγγιση αυτή επιδιώκει κυρίως να αντιμετωπίσει τα προβλήματα που προκύπτουν λόγω των ασυνεχειών βάθους στις ακμές του αντικειμένου. Η χρήση ορθογωνικών παραθύρων δεν μπορεί να παρακάμψει τα σφάλματα που προκύπτουν λόγω των ασυνεχειών βάθους, έτσι οι Zhang et al. (2009) πρότειναν την χρήση κατάλληλα μεταβλητού μεγέθους και σχήματος παραθύρων κατά τον υπολογισμό του κόστους συσσωμάτωσης κάθε εικονοψηφίδας.

- **Τροποποιημένη Συσσωμάτωση κόστους με μεταβλητού σχήματος παράθυρο (modified cross-based)**

Η μέθοδος αυτή (Stentoumis et al., 2012) και αποτελεί μια τροποποίηση της συσσωμάτωσης με μεταβλητού σχήματος παράθυρο. Ειδικότερα, η διαφοροποίηση έγκειται στην χρήση μεταβλητού κατωφλίου το οποίο μειώνεται όσο αυξάνεται η απόσταση

του pixel από το pixel αναφοράς.

2.2.3 Υπολογισμός χάρτη παράλλαξης

Η επιλογή της μεθόδου υπολογισμού των τελικών παραλλάξεων για κάθε pixel αποτελεί πολύ σημαντικό μέρος της διαδικασίας. Υπάρχουν απλούστερες και συνθετότερες μέθοδοι για το συγκεκριμένο στάδιο. Ωστόσο, πριν από την ανάλυση των μεθόδων αυτών είναι σκόπιμο να γίνει μια αναφορά στον χάρτη ψηφιακής παράλλαξης.

2.2.3.1 Χάρτης ψηφιακής παράλλαξης

Ο χάρτης ψηφιακής παράλλαξης (disparity map) είναι μια ψηφιακή εικόνα, η οποία έχει ως τιμές τις υπολογισθείσες τιμές παράλλαξης για κάθε εικονοψηφίδα. Αποτελεί έναν πίνακα που προβάλλει τις παραλλάξεις, δηλαδή ουσιαστικά τις ανομοιότητες βάθους (εξού και χάρτης βάθους: depth map), οι οποίες οπτικοποιούνται υπό μορφή διαφορών έντασης. Προφανώς, ο χάρτης παράλλαξης είναι ραδιομετρικά αντίθετος από τον χάρτη βάθους (μεγάλες παραλλάξεις = μικρά βάθη).

Η οριζόντια κατά x παράλλαξη (p_x) ορίζεται ως η κατά τον άξονα x μετατόπιση ενός σημείου στην μια επιπολική εικόνα σε σχέση με την άλλη. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, μετά το πέρας της επιπολικής επανασύστασης οι εικόνες αντιπροσωπεύουν την κανονική περίπτωση του στερεοζεύγους, δηλαδή θεωρητικά θα έχει εξαλειφθεί η κατά y παράλλαξη (p_y). Επομένως, οι εικονοσυντεταγμένες θα διαφέρουν μόνο κατά x. Η σχέση λοιπόν που περιγράφει την παράλλαξη είναι:

$$p = (x_1 - x_{01}) - (x_2 - x_{02})$$

δηλαδή είναι η διαφορά των εικονοσυντεταγμένων ανηγμένων στα αντίστοιχα πρωτεύοντα σημεία (x_{01} και x_{02}). Ωστόσο η κατά x παράλλαξη (parallax) δεν συμπίπτει πάντοτε με την ψηφιακή παράλλαξη (disparity). Αυτό συμβαίνει γιατί το πρωτεύον σημείο των δύο κανονικοποιημένων εικόνων δεν βρίσκεται κατ' ανάγκη στην ίδια θέση κατά x ($j_{01} \neq j_{02}$). Αντιθέτως, η ψηφιακή παράλλαξη d εκφράζεται ως η απλή διαφορά των ψηφιακών εικονοσυντεταγμένων:

$$d = j_{\alpha p} - j_{\delta \epsilon x}$$

Άρα η διαφορά παράλλαξης και ψηφιακής παράλλαξης είναι σταθερή ($j_{02} - j_{01}$).

Είναι σημαντικό να υπενθυμιστεί ότι παραλλάξεις μπορούν προφανώς να υπολογισθούν μόνο για τα σημεία που υπάρχουν και στις δύο εικόνες. Σημεία που δεν φαίνονται και στις δύο εικόνες είτε θα βρίσκονται στο μη επικαλυπτόμενο τμήμα των εικόνων είτε θα αποτελούν σημεία απόκρυψης. Όπως αναφέρθηκε, οι χάρτες ψηφιακής παράλλαξης οπτικοποιούνται στην κλίμακα του γκριζου (0-255). Οι μικρές τιμές

παράλλαξης (μεγάλο βάθος) εμφανίζονται με σκούρο χρώμα, ενώ οι μεγάλες τιμές παράλλαξης απεικονίζονται με τις πιο ανοιχτές αποχρώσεις του γκριζου.

Προς διευκόλυνση των διαδικασιών αξιολόγησης των ψηφιακών παραλλάξεων, όσο και της υπολογιζόμενης 3D πληροφορίας, στην περίπτωση των εικόνων που υπάρχουν σε ιστοτόπους ειδικούς για την αξιολόγηση αλγορίθμων αφαιρούνται τα σημεία αποκρύψεων. Έτσι, το μη επικαλυπτόμενο τμήμα της εικόνας, και κυρίως οι αποκρύψεις, οπτικοποιούνται στον *χάρτη αποκρύψεων (occlusion map)*, όπως φαίνεται στην Εικ. 2.3.



Εικόνα 2.3: Αριστερά: εικόνα αναφοράς, κέντρο: ψηφιακός χάρτης παράλλαξης εικόνας αναφοράς, δεξιά: χάρτης αποκρύψεων εικόνας αναφοράς.

2.2.3.2 Τοπικές μέθοδοι συνταύτισης (local matching)

Η τοπική συνταύτιση είναι γνωστή και ως επιφανειακή ή παραθυρική συνταύτιση (area-based / window-based). Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι ο υπολογισμός της παράλλαξης για δεδομένο pixel εξαρτάται αποκλειστικά από τις τιμές έντασης εντός ενός, κατ' αρχήν προκαθορισμένου, παραθύρου υποστήριξης (support window). Κάνουν έτσι, έμμεσα, και κάποιες παραδοχές τοπικής ομαλότητας/συνέχειας της επιφάνειας καθώς το κόστος συσσωματώνεται μέσω αθροίσματος ή μέσης τιμής σε ολόκληρο το παράθυρο υποστήριξης. Ο υπολογισμός των τελικών ψηφιακών παραλλάξεων ισοδυναμεί απλώς με επιλογή για κάθε pixel της τιμής που συνδέεται με το ελάχιστο συσσωματωμένο κόστος, δηλαδή πρόκειται για τοπική βελτιστοποίηση του τύπου "winner-takes-all" (WTA). Οι τοπικές μέθοδοι υιοθετούν γενικά όλα τα διακριτά βήματα της ταξινόμησης των Scharstein & Szeliski (2002). Ασχολούμενες μόνο με την τοπική πληροφορία, οι μέθοδοι αυτές αντιπροσωπεύουν τον πιο απλό τρόπο υπολογισμού του χάρτη ψηφιακής παράλλαξης, αυξάνοντας με αυτόν τον τρόπο την ταχύτητα εκτέλεσης του αλγορίθμου. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, οι περιορισμοί αυτών των προσεγγίσεων αφορούν κυρίως τα σφάλματα που προκύπτουν σε περιοχές ραδιομετρικά ομοιογενείς και σε αποκρύψεις, ειδικά όταν χρησιμοποιούνται απλά ορθογωνικά παράθυρα συσσωμάτωσης. Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας προ-

γραμματίστηκε και εφαρμόστηκε ο λογική WTA.

2.2.3.3 Σύνολες μέθοδοι συνταύτισης (global matching)

Ο Hirschmüller (2011) παρατηρεί ότι πραγματική λύση του προβλήματος είναι δυνατή μόνο με την *ατομική συνταύτιση μεμονωμένων pixel* αντί για συνταύτιση παραθύρων. Προφανώς όμως τα μεμονωμένα pixel δεν περιέχουν επαρκή πληροφορία για μονοσήμαντη συνταύτιση. Σε αυτό το ερώτημα απαντούν οι μέθοδοι σύνολης συνταύτισης εισάγοντας επιπλέον και *δέσμευση ομαλότητας (συνέχειας)* για ολόκληρη την εικόνα, η οποία επιβάλλει ποινές στις ασυνέχειες.

Οι σύνολες μέθοδοι συνταύτισης (που, όπως ήδη αναφέρθηκε, συχνά παραλείπουν το βήμα της συσσωμάτωσης του κόστους) αντιμετωπίζουν την απόδοση τιμών παράλλαξης ως πρόβλημα ελαχιστοποίησης μιας συνάρτησης σύνολης ενέργειας (global energy function) για όλες τις τιμές παράλλαξης. Αφού βρεθούν αρχικές παραλλάξεις (με κάποια απλή μέθοδο υπολογισμού κόστους), πραγματοποιείται βελτιστοποίηση της παράλλαξης σε μια συνάρτηση οριζόμενη για όλες τις *εικονοψηφίδες της εικόνας αναφοράς* με παράλληλη χρήση κάποιας συνάρτησης ομαλότητας. Στόχος των εν λόγω μεθόδων είναι η εύρεση τοπικού ελάχιστου της συνάρτησης της σύνολης ενέργειας ώστε, τελικά, να αποδοθεί τιμή παράλλαξης σε κάθε εικονοψηφίδα.

Έτσι, η συνάρτηση της ενέργειας αποτελείται από δύο όρους. Ο πρώτος όρος αφορά κάποια οριζόμενη ποινή για τις τιμές παράλλαξης που δεν είναι συμβατές με τα δεδομένα (το κόστος συνταύτισης που προέκυψε από το ζεύγος εικόνων), ενώ ο δεύτερος ενσωματώνει τις παραδοχές ομαλότητας. Ειδικότερα, ο πρώτος όρος της συνάρτησης αθροίζει όλα τα ανά pixel κόστη συνταύτισης (ή συσσωμάτωσης σε κάποιες περιπτώσεις) σε ολόκληρη την εικόνα:

$$E_{data}(d) = \sum_{(x,y)} C(x, y, d)$$

όπου C το (αρχικό είτε το συσσωματωμένο) κόστος συνταύτισης. Ο όρος $E_{data}(d)$ των δεδομένων αναφέρεται στο πόσο καλά συμφωνεί η συνάρτηση παράλλαξης d με το αρχικό ζεύγος εικόνων και είναι μέτρο για το πόσο ταιριάζει η συνάρτηση παράλλαξης με το ζεύγος εικόνων. Είναι δηλαδή δείκτης για την διαφοροποίηση της υπολογιζόμενης τιμής ψηφιακής παράλλαξης από εκείνη των δεδομένων (το κόστος συνταύτισης που έχει υπολογιστεί από το ζεύγος εικόνων μέσω του DSI). Στην ουσία, επιβάλλονται ποινές σε λύσεις που δεν είναι συμβατές με τα αρχικά δεδομένα.

Ο δεύτερος όρος $E_{smooth}(d)$ αντιπροσωπεύει την υπόθεση ομαλότητας που ρητά υποθέτει ο αλγόριθμος επιβάλλοντας δεσμεύσεις συνέχειας με τα γειτονικά pixel. Ο όρος αυτός αποσκοπεί στο να διατηρείται ομαλή η διαδοχή των τιμών παράλλαξης στα pixel της ίδιας περιοχής. Ο χάρτης παράλλαξης δημιουργείται, έτσι, καθώς, η ενέργεια ομαλότητας $E_{smooth}(d)$ 'ωθει' γειτονικά pixel προς παρόμοιες τιμές παράλλαξης (Hamzah & Ibrahim, 2016). Για καταστεί η βελτιστοποίηση υπολογιστικά πιο διαχειρίσιμη, ο όρος συχνά περιορίζεται στην απλή μέτρηση των διαφορών παραλλάξεων σε γειτονικά pixel (Scharstein and Szelinski, 2002):

$$E_{smooth} = \sum_{(x,y)} d(d(x,y) - d(x+1,y)) + d(d(x,y) - d(x,y+1))$$

Το άθροισμα των δύο αυτών μέτρων αποδίδει την *σύνολη* ενέργεια. Ζητούμενο είναι να βρεθεί μια συνάρτηση ψηφιακής παράλλαξης d , η οποία ελαχιστοποιεί την σύνολη ενέργεια του τύπου:

$$E = E_{data} + \lambda E_{smooth}$$

όπου ο παράγων λ αντιπροσωπεύει το σχετικό βάρος του όρου ομαλότητας.

Οι αλγόριθμοι ελαχιστοποίησης ενέργειας που αναφέρονται στην βιβλιογραφία σχετικά με το εξεταζόμενο πρόβλημα είναι οι εξής (Szelinski et al., 2006):

- **Iterated conditional modes (ICM)**

Η συγκεκριμένη μέθοδος χρησιμοποιεί κάποια εκτιμώμενη αρχική τιμή παράλλαξης και στην συνέχεια για κάθε pixel δίνει την τιμή εκείνη όπου η συνάρτηση ενέργειας έχει τοπικό ελάχιστο. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να πραγματοποιηθεί σύγκλιση. Ο αλγόριθμος απαιτεί μικρό χρόνο εκτέλεσης, ωστόσο είναι ιδιαίτερα ευαίσθητος στην εκτιμώμενη αρχική τιμή.

- **Graph-Cuts**

Οι συνηθέστεροι και αποτελεσματικότεροι αλγόριθμοι σύνολων μεθόδων είναι τα *graph-cuts*, τα οποία αποτελούνται από δύο αλγορίθμους, τους *Swap* και *Expansion*. Αυτοί οι αλγόριθμοι, οι οποίοι προτάθηκαν από τους Boykov et al. (2001), Boykov & Kolmogorov (2004), Kolmogorov & Zabini (2004) πραγματοποιούν 2D βελτιστοποίηση. Αρχικά, επιχειρείται να βρεθεί για κάθε εικονοψηφίδα μια "ετικέτα" (label) f , η οποία αντιστοιχεί στην τιμή της ψηφιακής παράλλαξης, τέτοια ώστε να ελαχιστοποιείται η σύνολη ενέργεια (Γεωργούσης, 2016). Το σημαντικότερο βήμα στις σύνολες μεθόδους είναι η επιλογή της συνάρτησης E_{smooth} , δεδομένου ότι έχουν προταθεί πολλές διαφορετικές συναρτήσεις. Στις μεθόδους *graph-cuts* η συνάρτηση εξομάλυνσης που χρησιμοποιείται είναι η εξής:

$$E_{smooth} = \sum_{\{p,q\} \in N} V_{\{p,q\}}(f_p, f_q)$$

όπου N ο αριθμός των γειτονικών εικονοψηφίδων και $V_{\{p,q\}}$ ένα μέτρο ομαλότητας μεταξύ των δυο γειτονικών εικονοψηφίδων. Για τον υπολογισμό του $V_{\{p,q\}}$ εκτιμάται το βάρος κάθε pixel στις κατά x (w_x) και κατά y (w_y) διευθύνσεις. Τα βάρη αυτά υπολογίζονται βάσει δύο παραμέτρων, του κατωφλίου κλίσης (τ_g) και της τιμής ποινής των ομαλών περιοχών $w_{penalty}$. Μαθηματικά αυτό εκφράζεται ως εξής:

$$w_x(x, y) = \begin{cases} w_{penalty}, & \sum (I_c(x, y) - I_c(x + 1, y))^2 < 3 * \tau_g^2 \\ 1, & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad c \in \{R, B, G\}$$

$$w_y(x, y) = \begin{cases} w_{penalty}, & \sum (I_c(x, y) - I_c(x, y + 1))^2 < 3 * \tau_g^2 \\ 1, & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad c \in \{R, B, G\}$$

όπου I_c η τιμή έντασης για κάθε συγκεκριμένη εικονοψηφίδα στην εικόνα αναφοράς. Το $w_{penalty}$ θα είναι μεγαλύτερο της μονάδας. Σε δεύτερο στάδιο, πρέπει να οριστεί το κόστος μέγιστης εξομάλυνσης s_{max} , το οποίο αντιπροσωπεύει ένα κατώφλι, προκειμένου να αποκοπούν οι πολύ μεγάλες τιμές κόστους. Με βάση τους πίνακες βαρών, τα κατώφλια τ_g και s_{max} , ορίζεται το μέτρο ομαλότητας $V_{\{p,q\}}$ ως εξής:

$$V_{\{p,q\}} = \begin{cases} s_{max} * w, & |f_p - f_q| \geq s_{max} \\ |f_p - f_q| * w, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

Οι αλγόριθμοι *Swar* και *Expansion* διαφέρουν ως προς τους περιορισμούς του συγκεκριμένου μέτρου ομαλότητας $V_{\{p,q\}}$. Ο αλγόριθμος *Swar* λειτουργεί για τα ημιμετρικά (semi-metric) V , ενώ ο *Expansion* λειτουργεί για τα μετρικά (metric) V . Το V καλείται μετρικός όρος ομαλότητας στο αυθαίρετα ορισμένο σύνολο ετικετών L όταν ισχύει:

$$V(\alpha, \beta) = 0 \Leftrightarrow \alpha = \beta$$

$$V(\alpha, \beta) = V(\beta, \alpha) \geq 0$$

$$V(\alpha, \beta) \leq V(\alpha, \gamma) + V(\gamma, \beta)$$

για κάθε ετικέτα $\alpha, \beta, \gamma \in L$. Εάν ισχύουν μόνο ο πρώτος και ο τρίτος όρος, τότε το V καλείται ημιμετρικός όρος ομαλότητας. Η λειτουργία των δύο αλγορίθμων είναι παρόμοια, με την διαφοροποίηση ότι ο *a-b-swar* (Boykon & Kolmogorov, 2004) αφορά ένα ζεύγος ετικετών κάθε φορά, ενώ ο *a-Expansion* αφορά μια τιμή ετικέτας. Ωστόσο, και οι δύο αυτοί αλγόριθμοι έχουν δώσει πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα και με σχετικά καλή ταχύτητα εκτέλεσης.

- **Belief Propagation**

Ο αλγόριθμος *Belief Propagation* (Tarpen & Freeman, 2003) έχουν δώσει και αυτοί πολύ καλά αποτελέσματα στο πλαίσιο της ελαχιστοποίησης της ενέργειας στο σύνολο της εικόνας. Πραγματοποιούν 2D βελτιστοποίηση και είναι στηριγμένοι στα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία (MRF). Σε γενικές γραμμές, η λογική τους δεν διαφοροποιείται

σημαντικά σε σχέση με τους αλγόριθμους *graph-cuts*. Δημιουργούνται αρχικά κάποιες συναρτήσεις, οι οποίες ορίζονται από συγκεκριμένους παράγοντες που αποτελούν τις πιθανότητες συνταύτισης. Η διαδικασία αφορά ορισμένες επαναληπτικές διαδικασίες, κατά τις οποίες οι γειτνιάζουσες εικονοψηφίδες “συνομιλούν” μεταξύ τους, μεταφέρουν δηλαδή μήνυμα σχετικά με την πιθανή τιμή τους. Οι επαναλήψεις συμβαίνουν μέχρι να επέλθει σύγκλιση, να επέλθει δηλαδή κάποια “ομοφωνία”, από τις εικονοψηφίδες που στέλνουν την πληροφορία, για την πιθανή θέση του εξεταζόμενου. Με αυτόν τον τρόπο καθορίζονται οι οριακές πιθανότητες (*marginal probabilities*) όλων των μεταβλητών. Τα μηνύματα που προέρχονται από τις γειτονικές εικονοψηφίδες ανανεώνονται διαρκώς και αποθηκεύεται η μέγιστη τιμή πιθανότητας.

Οι προαναφερθέντες αλγόριθμοι ελήφθησαν από την πλατφόρμα αλγορίθμων συνταύτισης <http://vision.middlebury.edu/MRF/code/> και αξιολογήθηκαν ώστε να διακριθούν εκείνοι με την βέλτιστη συμπεριφορά στις εφαρμογές που έγιναν εδώ.

- **Δυναμικός προγραμματισμός (dynamic programming – DP)**

Η συνάρτηση ελαχιστοποίησης ενέργειας υπολογίζεται εδώ σε στάδια, όπου η μετάβαση από στάδιο σε στάδιο καθορίζεται μέσω ενός αριθμού δεσμεύσεων. Η διαφοροποίηση σε αυτούς τους αλγορίθμους έγκειται στο ότι χρησιμοποιούν ορισμένες δεσμεύσεις σχετικά με την διάταξη των εικονοψηφίδων κατά μήκος των επιτολικών γραμμών, κατά τις οποίες καθορίζεται η ελάχιστη σε κόστος διαδρομή στο DSI. Για την μείωση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας γίνεται χρήση κατωφλίων ως προς την μέγιστη και ελάχιστη ανομοιότητα βάθους. Συνήθως απαιτούν μεγάλο υπολογιστικό χρόνο αλλά είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικοί σε περιοχές με χαμηλή υφή. Ένα μειονέκτημά τους εντοπίζεται στις περιοχές με αποκρύψεις όπου δυσκολεύονται να υπολογίσουν το βέλτιστο κόστος.

Καταλήγοντας, πρέπει κανείς να επαναλάβει ότι οι σύνολες μέθοδοι θεωρούνται πολύ απαιτητικές υπολογιστικά. Πέραν αυτού, είναι γενικά εφαρμόσιμες (όπως άλλωστε και οι τοπικές μέθοδοι) σε απλά ζεύγη εικόνων, δηλαδή οι όποιες γεωμετρικές δεσμεύσεις επιβάλλονται μόνο κατά την συγχώνευση (*fusion*) 3D νεφών σημείων που έχουν προκύψει από μεμονωμένα ζεύγη ή με κάποιες ‘ογκομετρικές’ (*volumetric*) τεχνικές. Άρα έχουν περιορισμένες δυνατότητες να αντλήσουν την γεωμετρική πληροφορία που εγγενώς υπάρχει σε πολυεικονικές μεθόδους (Remondino et al., 2014).

2.2.3.4 Υποσύνολες μέθοδοι συνταύτισης (SGM)

Όπως έχει ήδη σημειωθεί, η υποσύνολη μέθοδος δεν εφαρμόστηκε στην παρούσα εργασία. Υπενθυμίζεται απλώς ότι συνιστά μια συνδυαστική προσέγγιση τοπικών και συνολικών αλγορίθμων, που επιδιώκει να ελαχιστοποιήσει μια συνάρτηση ενέργειας $E(d)$ επιλύοντας έναν αριθμό μονοδιάστατων προβλημάτων ελαχιστοποίησης. Αρχικά υπολογίζονται, με κάποιο μέτρο ομοιότητας, τα βέλτιστα κόστη συνταύτισης

για όλες τις εικονοψηφίδες, και κατόπιν προσδιορίζεται η συνάρτηση ενέργειας, η οποία σύμφωνα με τον Hirschmüller (2005) συνδυάζει το κόστος συσχέτισης με δύο όρους ομαλότητας. Ο πρώτος επιβάλλει ποινή P_1 για τα ρίxel των οποίων οι ανομοιότητες παράλλαξης διαφέρουν 1 και επιτρέπει καλή προσαρμογή του χάρτη ανομοιοτήτων βάθους σε πλάγιες ή καμπύλες επιφάνειες (Μαλτέζος, 2013, Καρκάλου, 2015). Ο δεύτερος όρος επιβάλλει ποινή P_2 ($P_2 > P_1$) στις περιοχές όπου υπάρχουν ασυνέχειες βάθους. Στην συνέχεια υπολογίζεται το τελικό κόστος συσσωμάτωσης ως το άθροισμα του κόστους από όλες τις κατευθύνσεις (4 ή 8), οι οποίες αποτελούν μονοπάτια ελάχιστου κόστους.

Έχουν ήδη παρουσιαστεί και αρκετές παραλλαγές της SGM (πχ. Facciolo et al., 2015). Ιδιαίτερα θα πρέπει όμως να επισημανθεί η δημοσίευση των Bethmann & Luhmann (2015). Αυτή διαφέρει από το αρχικό SGM κατά το ότι το κόστος υπολογίζεται *απευθείας στον 3D χώρο του αντικειμένου*, σε πυκνό δίκτυο voxel, με χρήση τιμών έντασης από όλες τις εικόνες αντί υπολογισμού του κόστους ανά ζεύγος. Έτσι, η διαδικασία ελαχιστοποίησης μεταφέρεται στον χώρο του αντικειμένου, ώστε το προϊόν της υποσύνολης βελτιστοποίησης να αναφέρεται πλέον σε χάρτες βάθους που υποδεικνύουν απευθείας τις 3D θέσεις των βέλτιστων ομολογιών. Αυτό αντιπροσωπεύει ουσιαστική απλοποίηση σε σύγκριση με άλλες τεχνικές *πολυεικονικής* συνταύτισης.

2.2.3.5 Συνδυασμός τοπικών και σύνολων μεθόδων

Όπως έχει ήδη αναφερθεί στην Ενότητα 1.2, ένας στόχος της εργασίας αυτής ήταν να συγκρίνει μια σύνολη και μια τοπική προσέγγιση. Επιπλέον, επελέγη να ελεγχθεί και μια συνδυαστική εφαρμογή τους προκειμένου να εντοπιστούν, ει δυνατόν, πιθανές βελτιώσεις των αποτελεσμάτων ή προβλήματα.

Αρχικά εφαρμόζεται σύνολη μέθοδος συνταύτισης εκ της οποίας προκύπτει αρχικός χάρτης παράλλαξης. Ακόμα, υπολογίζονται ανεξάρτητα τα κόστη συνταύτισης, τα κόστη συσσωμάτωσης καθώς και το DSI συσσωμάτωσης ακριβώς όπως θα συνέβαινε σε μια τοπική μέθοδο. Σε αυτό όμως το σημείο, για την εύρεση της βέλτιστης παράλλαξης χρησιμοποιούνται ως αρχικές τιμές για κάθε εικονοψηφίδα οι αντίστοιχες παραλλάξεις που προέκυψαν από την εφαρμογή του σύνολου αλγορίθμου. Με την αρχικοποίηση αυτή των παραλλάξεων το εύρος αναζήτησης περιορίζεται πλέον στην γειτονική περιοχή της αρχικής τιμής παράλλαξης που ορίστηκε από την σύνολη μέθοδο. Επομένως αναζητείται επί της επιπολικής γραμμής το μικρότερο κόστος συσσωμάτωσης σε ένα ορισμένο (μικρό) εύρος εικονοψηφίδων περί την αρχική τιμή ώστε να παραχθεί ο τελικός χάρτης παράλλαξης.

Είναι προφανές ότι υπήρχαν πολλές εναλλακτικές δυνατότητες για να υλοποιηθεί αυτή η ιδέα (διαφορετικά μέτρα ομοιότητας, διαφορετικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης, διαφορετικά μεγέθη και σχήματα παραθύρων κ.λπ.). Έτσι, αναπόφευκτα έγιναν

συγκεκριμένες επιλογές. Το πιο σημαντικό ίσως ερώτημα αφορούσε εν προκειμένω το εύρος παραλλάξεων περί την αρχική τιμή επί της επιπολικής, στο οποίο θα αναζητηθεί η ομολογία στην τελική εφαρμογή της τοπικής μεθόδου. Χρησιμοποιήθηκαν δύο παράθυρα. Το ένα ήταν “λογικού” μεγέθους (1x7), αντιστοιχώντας περίπου στο 10% του συνολικού εύρους παράλλαξης των ζευγών που χρησιμοποιήθηκαν. Αυτό θεωρήθηκε ότι επιτρέπει ικανοποιητική ελευθερία στην αναζήτηση των ομολογιών. Το δεύτερο παράθυρο ήταν πολύ αυστηρό (1x3), “υπερδεσμεύοντας” κατά κάποιον τρόπο την αναζήτηση. Η λογική εδώ ήταν να φανεί εάν η συνταύτιση είναι δυνατόν να βελτιωθεί με πολύ μικρή μετακίνηση περί τις τιμές παράλλαξης της σύνολης μεθόδου. Τα αποτελέσματα βρίσκονται στο Κεφάλαιο 4.

2.2.4 Βελτίωση χάρτη παράλλαξης

Η τεχνικές που αναφέρθηκαν προηγουμένως καταλήγουν σε μια τελική αντιστοίχιση εικονοψηφίδων των δύο εικόνων. Έτσι προκύπτουν ακέραιες τιμές παράλλαξης για κάθε εικονοψηφίδα, οι οποίες στο σύνολό τους οπτικοποιούν τον ψηφιακό χάρτη παράλλαξης. Ανάμεσα σε αυτές υπάρχουν βέβαια και λανθασμένες τιμές, που προκύπτουν είτε από την χρησιμοποιούμενη μέθοδο συνταύτισης ή υπολογισμού του χάρτη παράλλαξης είτε λόγω θορύβου είτε λόγω των συνθηκών έκθεσης και φωτισμού. Υπάρχουν, έτσι, ορισμένες τεχνικές που επιτρέπουν βελτίωση των χαρτών ψηφιακής παράλλαξης, όπως έχει ήδη αναφερθεί. Πέραν πχ. των δυνατοτήτων εφαρμογής φίλτρων για απομάκρυνση χονδροειδών σφαλμάτων (φίλτρο μεσαίας τιμής) ή φίλτρων εξομάλυνσης (φίλτρα μέσου όρου και Gauss) είτε τεχνικών υποψηφιδικής παρεμβολής και πλήρωσης κενών κ.λπ., εδώ θα επισημανθεί ο έλεγχος *αμφίδρομης συμβατότητας* (*left-right consistency*), ο οποίος προσφέρεται ειδικά για διεικονικές μεθόδους.

Για την εφαρμογή της συγκεκριμένης τεχνικής είναι απαραίτητη η εξαγωγή χαρτών παράλλαξης από την αριστερή και την δεξιά εικόνα, καθώς η λογική βασίζεται στην αμφίδρομη ομολογία ενός σημείου και στις δύο εικόνες. Έστω ότι $d_{αρ}(i,j)$ είναι η υπολογισμένη παράλλαξη στην θέση (i,j) της αριστερής εικόνας. Η παράλλαξη $d_{δεξ}$ στην θέση $(i,j-d_{αρ})$ της δεξιάς εικόνας πρέπει θεωρητικά να είναι ίση με την $d_{αρ}(i,j)$ της αριστερής. Ορίζεται λοιπόν κάποιο κατώφλι μέγιστης αποδεκτής διαφοράς παραλλάξεων Δd (συνήθως $|\Delta d| \leq 1$). Η μέθοδος αμφίδρομης συμβατότητας (Banks & Corke, 2001, Stentoumis et al., 2014,) είναι πολύ σημαντική καθώς έτσι αξιολογείται η ποιότητα των παραγόμενων χαρτών βάθους, αλλά επιπλέον ανιχνεύονται και οι περιοχές όπου υπάρχουν αποκρύψεις. Τα σημεία με ασύμβατες ομολογίες θεωρούνται πρωτίστως αποκρύψεις. Δευτερευόντως, οφείλονται στον θόρυβο των εικόνων, σε λανθασμένες εκτιμήσεις λόγω διαφορετικού φωτισμού κ.λπ.

3. ΕΦΑΡΜΟΓΗ-ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΣΥΝΟΛΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ

3.1 Μέτρα αξιολόγησης

Πολύ σημαντικό στάδιο για την ερμηνεία των αποτελεσμάτων όλων των μεθόδων και των αλγορίθμων που εφαρμόζονται είναι τα μέτρα με τα οποία αυτά αξιολογούνται. Αξιολόγηση με στατιστικά μεγέθη γίνεται εδώ με σύγκριση του παραγόμενου με τον αληθή χάρτη παράλλαξης. Η λογική είναι ότι οι υπολογισμένες τιμές πρέπει να προσεγγίζουν κατά πολύ τις αληθείς τιμές παράλλαξης. Στην βιβλιογραφία έχουν προταθεί αρκετές στατιστικές μέθοδοι αξιολόγησης των παραγόμενων χαρτών παράλλαξης, όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (rms) και το ποσοστό των σωστά συνταυτισθέντων pixel.

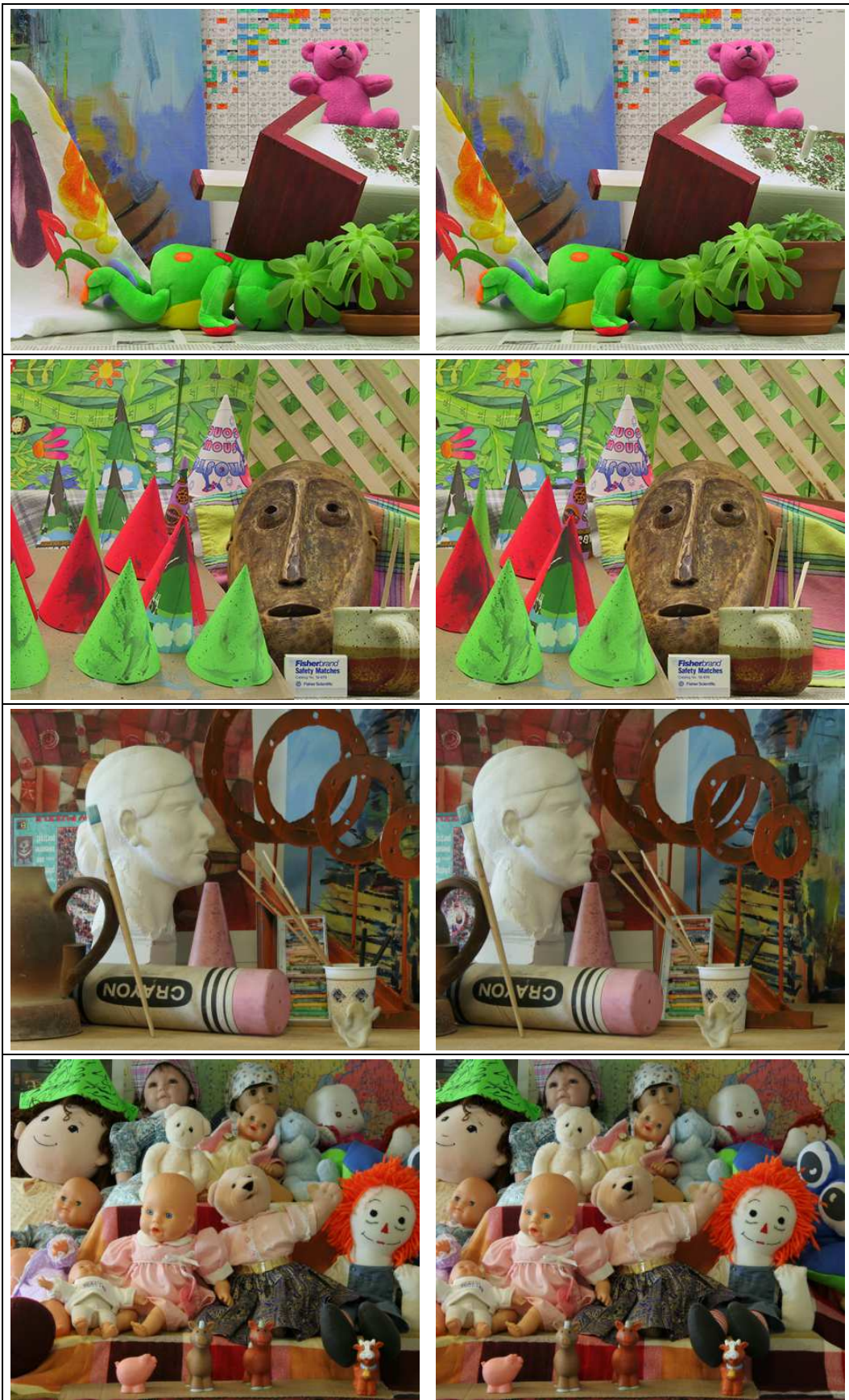
Όλα οι παραγόμενοι χάρτες στην παρούσα διπλωματική εργασία αξιολογήθηκαν κατά βάση με υπολογισμό του ποσοστού συνταυτισθεισών εικονοψηφίδων, που θα καλείται πλέον για λόγους συντομίας *ποσοστό επιτυχίας*. Σε αυτό το μέτρο αξιολόγησης υπολογίζεται αρχικά η διαφορά των παραλλάξεων του παραγόμενου από τον αληθή χάρτη παράλλαξης. Εάν η διαφορά αυτή είναι 0 ή ± 1 (δηλαδή ορίστηκε ανοχή 1 pixel), τότε η εικονοψηφίδα κατατάσσεται στα σωστά συνταυτισθέντα pixel. Σε αντίθετη περίπτωση κατατάσσεται στα εσφαλμένως συνταυτισθέντα. Πρέπει να σημειωθεί ότι στο ποσοστό δεν συμπεριλήφθηκαν τα σημεία απόκρυψης, δηλαδή οι εικονοψηφίδες που δεν φαίνονται και στις δύο εικόνες. Αυτό επιτεύχθηκε με χρήση του χάρτη αποκρύψεων (occlusion map), ο οποίος σε κάποια ζεύγη ήταν δεδομένος, ενώ σε άλλα δημιουργήθηκε.

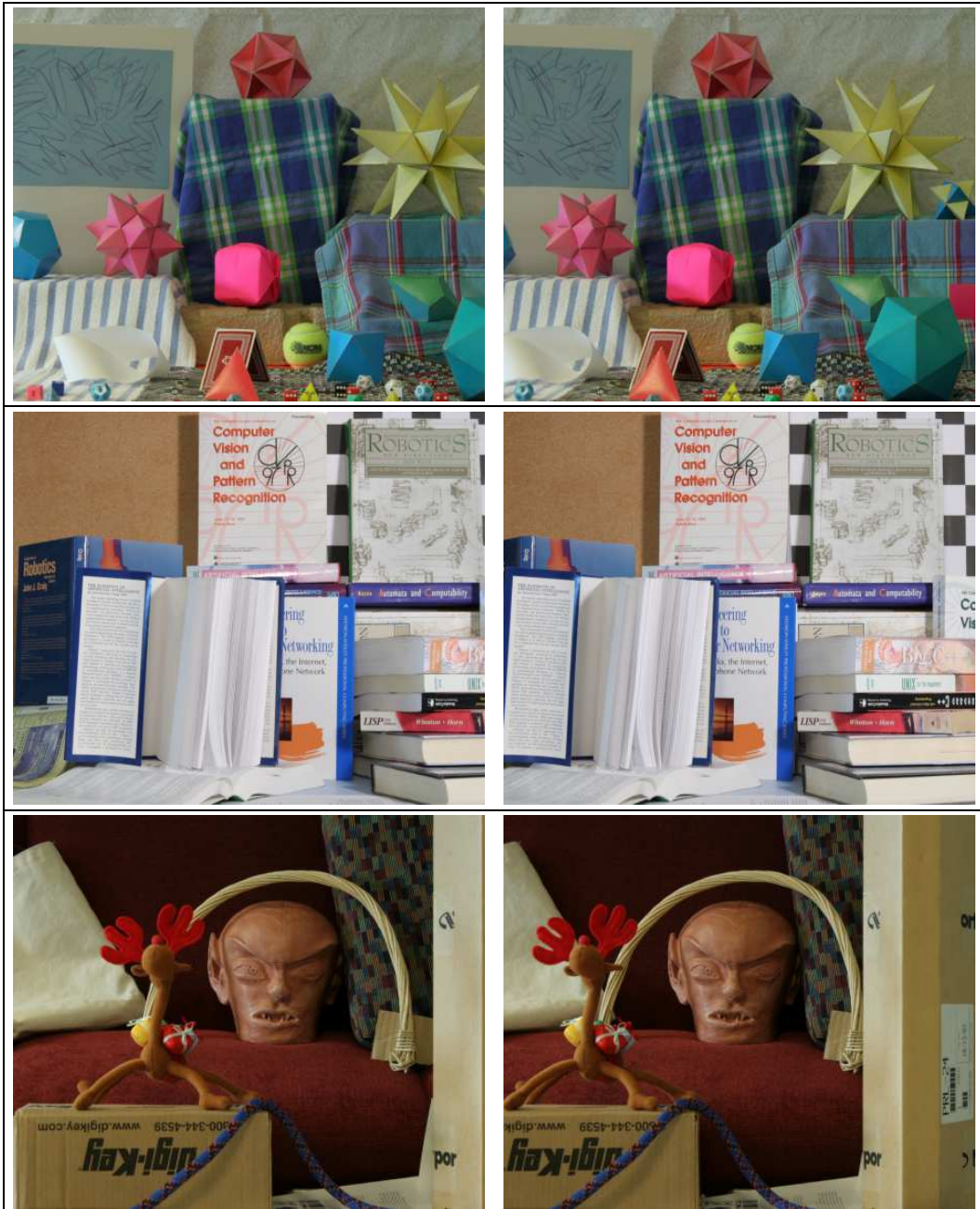
Η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων αξιολόγησης έγινε με δημιουργία ενός έγχρωμου αντιγράφου του χάρτη παράλλαξης. Σωστά συνταυτισμένες εικονοψηφίδες παίρνουν την τιμή της παράλλαξης και στα 3 χρωματικά κανάλια, δηλαδή χρωματίζονται σε τόνους του γκριζου σύμφωνα με την τιμή της παράλλαξης. Οι εικονοψηφίδες που δεν έχουν συνταυτιστεί σωστά με αποκλίσεις >1 χρωματίζονται πράσινες, ενώ εκείνες με τιμή <-1 χρωματίζονται κόκκινες. Σε κάποιες περιπτώσεις χρησιμοποιήθηκαν πάντως για την αξιολόγηση και τα στατιστικά στοιχεία των διαφορών παράλλαξης.

3.2 Δεδομένα

Για τις εφαρμογές επελέγησαν συνολικά 7 επιπολικά στερεοζεύγη (διαφορετικής δυσκολίας) από τον γνωστό ιστότοπο Middlebury College που προτείνεται για αξιολογήσεις τεχνικών πυκνής συνταύτισης. Είναι τα ζεύγη *Teddy* και *Cones* της συλλογής 'dataset 2003' (<http://vision.middlebury.edu/stereo/data/scenes2003/>) και τα ζεύγη *Art*, *Dolls*, *Moebius*, *Books*, *Reindeer* από την κατοπινή συλλογή 'dataset 2005' (<http://vision.middlebury.edu/stereo/data/scenes2005/>). Όλες οι εικόνες παρουσιάζονται στην Εικ. 3.1. Τα δύο τελευταία ζεύγη χρησιμοποιήθηκαν μόνο στις εφαρμογές

του επόμενου κεφαλαίου.





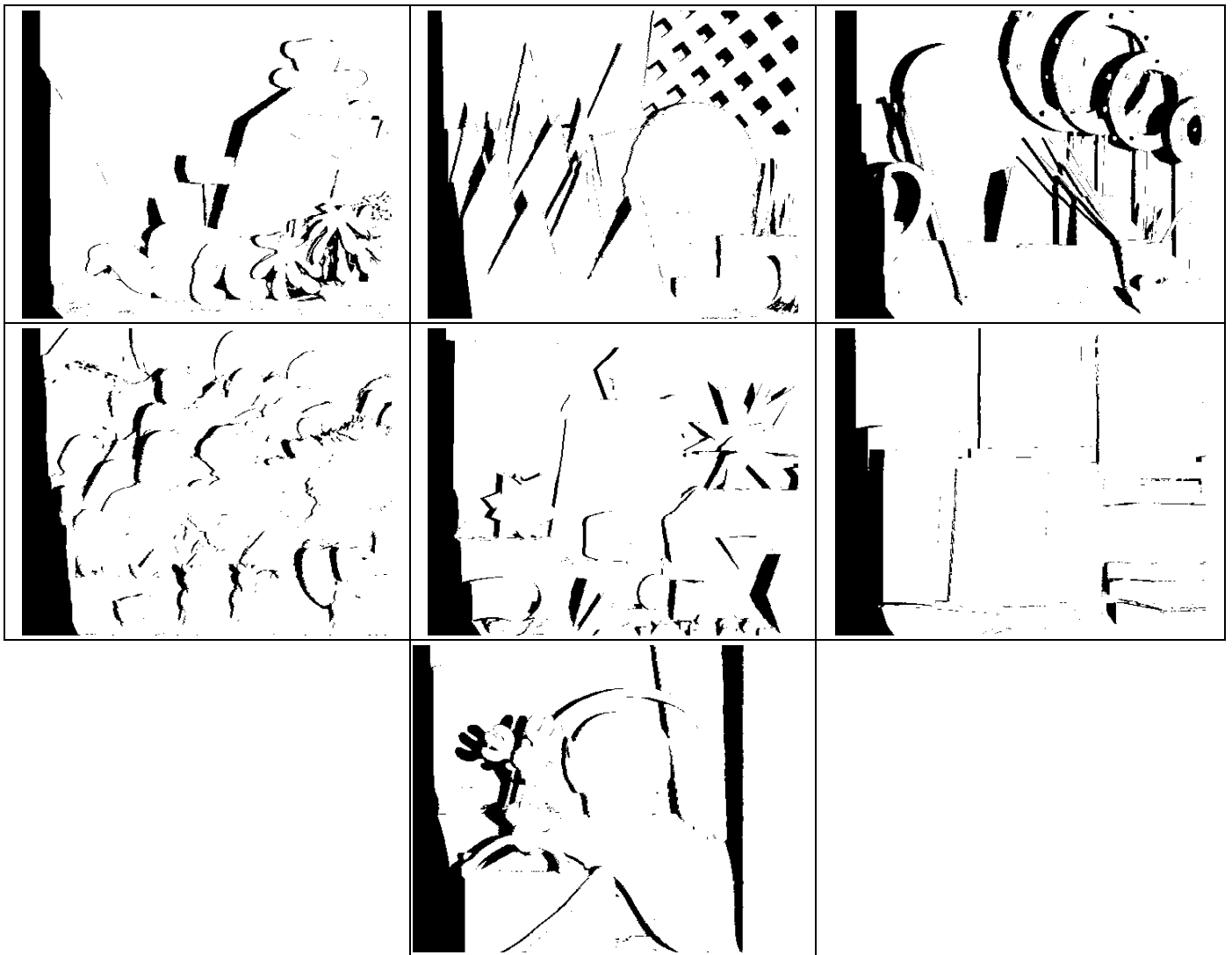
Εικόνα 3.1. Ζεύγη επιπολικών εικόνων. Από επάνω προς τα κάτω: *Teddy, Cones, Art, Dolls, Moebius, Books* και *Reindeer*.

Οι εικόνες διατίθενται σε διαφορετικές κλίμακες. Εδώ επελέγησαν εικόνες μικρότερης ανάλυσης ώστε να είναι ταχύτερη η όλη διαδικασία της συνταύτισης. Οι κλίμακες των εικόνων που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και τα αντίστοιχα εύρη Δd των ψηφιακών παραλλάξεων για κάθε ζεύγος φαίνονται στον πίνακα της επόμενης σελίδας.

Τα αρχικά δεδομένα περιελάμβαναν, εκτός από τις επιπολικές εικόνες, τους αληθείς χάρτες παράλλαξης και για τις δύο εικόνες κάθε ζεύγους, ενώ στην περίπτωση των δύο πρώτων ζευγών (του 'dataset 2003') διατίθενται και οι προαναφερθέντες χάρτες απόκρυψης. Για τις εικόνες του 'dataset 2005' οι χάρτες απόκρυψης δημιουργήθηκαν για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας από τους αληθείς χάρτες παράλλαξης της α-

ριστερής και της δεξιάς εικόνας. Θεωρήθηκε ότι για ένα pixel (i_α, j_α) του χάρτη παράλληλης της αριστερής εικόνας πρέπει η αντίστοιχη θέση στην δεξιά θα είναι $j_\beta = j_\alpha - d_\alpha$, όπου d_α η παράλλαξη d στον χάρτη παράλληλης της αριστερής εικόνας. Αν δεν ικανοποιείται αυτή η συνθήκη, θεωρείται πως πρόκειται για σημείο απόκρυψης. Όλοι οι χάρτες απόκρυψης φαίνονται στην Εικ. 3.2.

Ζεύγος εικόνων	Ανάλυση εικόνας	Μέγιστο εύρος παράλληλης
<i>Teddy</i>	$\frac{1}{4}$	60
<i>Cones</i>		60
<i>Art</i>	$\frac{1}{3}$	74
<i>Dolls</i>		73
<i>Moebius</i>		73
<i>Books</i>		73
<i>Reindeer</i>		67



Εικόνα 2. Χάρτες απόκρυψης (αριστερή εικόνα).

3.3 Μεθοδολογία τοπικής μεθόδου συνταύτισης

Για την υλοποίηση της τοπικής μεθόδου συνταύτισης και την παραγωγή χαρτών παράλλαξης προγραμματίστηκε σε περιβάλλον Matlab η διαδικασία διεικονικής πυκνής συνταύτισης με χρήση της επιλογής *winner takes all* (WTA). Το μέτρο ομοιότητας που χρησιμοποιήθηκε ήταν εκείνο των απόλυτων διαφορών (AD). Επελέγη το μέτρο αυτό για την εφαρμογή της τοπικής μεθόδου γιατί το ίδιο εφαρμόστηκε και στις σύνολες μεθόδους (εφόσον δεν δινόταν άλλη επιλογή από τους διαθέσιμους αλγορίθμους ελαχιστοποίησης της ενέργειας), ενώ για τον υπολογισμό του κόστους συσσωμάτωσης χρησιμοποιήθηκαν τέσσερα παράθυρα τετραγωνικού σχήματος και διαφορετικού μεγέθους (3x3, 5x5, 7x7 και 11x11). Η επιλογή της παράλλαξης έγινε λοιπόν βάσει της μικρότερης τιμής συσσωματωμένου κόστους για κάθε εικονοψηφίδα. Η διαδικασία η οποία ακολουθήθηκε για τον προγραμματισμό της μεθόδου είναι η ακόλουθη:

- Υπολογισμός κόστους συνταύτισης με την μέθοδο των απόλυτων διαφορών στο δεδομένο εύρος παραλλάξεων για κάθε εικονοψηφίδα
- Δημιουργία DSI με διαστάσεις $m \times n \times d$ (γραμμές \times στήλες \times εύρος παραλλάξεων)
- Υπολογισμός κόστους συσσωμάτωσης με χρήση τετραγωνικού παραθύρου για κάθε pixel
- Δημιουργία DSI με τα συσσωματωμένα κόστη
- Αναζήτηση στην γραμμή του DSI συσσωμάτωσης του ελάχιστου κόστους συσσωμάτωσης
- Υπολογισμός της παράλλαξης βάσει του ελάχιστου κόστους συσσωμάτωσης
- Δημιουργία χάρτη ψηφιακής παράλλαξης
- Αναγωγή του χάρτη παράλλαξης σε κλίμακα που να καλύπτει ολόκληρο το εύρος τόνων του γκριζου (για οπτικοποίηση).

3.4 Μεθοδολογία σύνολων μεθόδων

3.4.1 Χρήση βιβλιοθήκης OpenCV

Για την εφαρμογή σύνολων μεθόδων αξιοποιήθηκε η βιβλιοθήκη ανοιχτού κώδικα OpenCV (Open Source Computer Vision Library). Η βιβλιοθήκη αυτή περιλαμβάνει περί τους 2500 αλγορίθμους, οι οποίοι αφορούν τα πεδία της Όρασης Υπολογιστών (Computer Vision) και της “υπολογιστικής μάθησης” (machine learning). Είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθεί σε όλα τα λειτουργικά συστήματα (Windows, Linux, MacOS, Android). Η διεπαφή μπορεί να είναι σε C, C++, Java και Python.

Οι σύνολοι αλγόριθμοι που εφαρμόστηκαν εδώ είναι υλοποιημένοι σε γλώσσα προγραμματισμού C++, ενώ το προγραμματιστικό περιβάλλον στο οποίο εκτελέστηκαν

ονομάζεται Cygwin64. Η πλατφόρμα αυτή χρησιμοποιήθηκε προκειμένου να μπορέσουν να εκτελεστούν οι κώδικες σε περιβάλλον Windows. Οι κώδικες είναι συνολικά πέντε. Εφαρμόστηκαν σε επτά ζεύγη εικόνων.

3.4.2 Παράμετροι καθορισμού

Οι μέθοδοι ελαχιστοποίησης σύνολης ενέργειας (όπως αυτές παρουσιάστηκαν προηγουμένως), των οποίων οι αλγόριθμοι εφαρμόστηκαν εδώ, είναι οι εξής:

- *Iterated Conditional Modes (ICM)*
- *Graph-Cuts*
 - *a-Expansion*
 - *a-b-Swap*
- *Sequential tree-reweighted message passing (TRW-S)* (Wainwright et al., 2005, Kolmogorov., 2006)
- *Max Product Belief Propagation* (Tappen & Freeman, 2003)
 - *BP-S*
 - *BP-M*

Ο αλγόριθμος περιλαμβάνει έναν κεντρικό κώδικα, ο οποίος δέχεται όλες τις παραμέτρους που αφορούν το εξεταζόμενο ζεύγος εικόνων καθώς και τις τιμές κατωφλίων και ποινών. Η επιλογή της μεθόδου ελαχιστοποίησης ενέργειας δηλώνεται ως παράμετρος και εφαρμόζεται ως διαφορετική συνάρτηση. Παρουσιάζονται συνοπτικά οι οριζόμενες παράμετροι [*Mrfstereo* v. 1.0 – (c) Daniel Scharstein, 10/4/2006]:

- *Εύρος παράλλαξης (nD)*

Αποτελεί ένα κατώφλι που ορίζει το μέγιστο αποδεκτό εύρος παραλλάξεων. Κατά αυτόν τον τρόπο δεσμεύεται η περιοχή αναζήτησης της ομόλογης εικονοψηφίδας σε αυτό το εύρος παραλλάξεων. Το εύρος καθορίστηκε στα ζεύγη εικόνων βάσει του αληθούς χάρτη παράλλαξης.

- *Birchfield-Tomasi (b)*

Ο επιλογή της παραμέτρου δίνει την δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος υπολογισμού κοστών συνταύτισης Birchfield-Tomasi. Αυτή υπολογίζει (μέσω κάποιου μετρου ομοιότητας) τα κόστη συνταύτισης των δύο εικονοψηφίδων με χρήση γραμμικής παρεμβολής στις γειτονικές. Θεωρείται λιγότερο ευαίσθητη στην επίδραση της δειγματοληψίας του σήματος της εικόνας όταν η ένταση μεταβάλλεται απότομα.

- *Χρήση τετραγωνικών διαφορών*

Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί από προεπιλογή την μέθοδο των “απόλυτων διαφορών” (AD). Με αυτή την παράμετρο μπορούν να οριστούν ως μέτρο ομοιότητας οι “τετραγωνικές διαφορές” (SD).

- *Κατώφλι διαφορών (t)*

Πρόκειται για περιορισμό που τίθεται στα υπολογιζόμενα κόστη συνταύτισης. Διατηρεί μόνο όσες διαφορές είναι μικρότερες ή ίσες με το κατώφλι έντασης που τίθεται.

- *Μέθοδος ελαχιστοποίησης ενέργειας (a)*

Επιλέγεται μια από τις προαναφερθείσες προσεγγίσεις για ελαχιστοποίηση της σύνολης ενέργειας.

- *Μέγιστο κατώφλι εξομάλυνσης (m)*

Ορίζεται ένα κατώφλι (μέγιστο κόστος εξομάλυνσης), το οποίο αποκόπτει υπερβολικά μεγάλες τιμές του κόστους, επιφέροντας μια μικρή εξομάλυνση του όρου αυτού.

- *Σχετικό βάρος όρου ομαλότητας*

Είναι ένας συντελεστής της E_{smooth} που ορίζει το βάρος συμμετοχής της εξομάλυνσης στον υπολογισμό της σύνολης ενέργειας.

- *Κατώφλι κλίσης (g)*

Ορίζεται ένα κατώτερο όριο κλίσης τ_g (κάθε ένταση κλίσης πρέπει να είναι μεγαλύτερη από αυτό).

- *Βάρος ποινής (ρ)*

Σε περίπτωση όπου $g < \tau_g$, εφαρμόζεται μια ποινή ως πολλαπλασιαστής εξομάλυνσης (πολλαπλασιάζεται ο όρος ομαλότητας)

Ο δεύτερος όρος της συναρτησης ενέργειας προσθέτει, λοιπόν, μια ποινή για όλα τα pixel με γείτονες διαφορετικής παράλλαξης. Έτσι, επιτρέπονται οι ασυνέχειες εάν η συνταύτιση ανά pixel είναι ισχυρότερη από την ποινή (Hirschmüller, 2011). Ειδικότερα, για να εκτιμηθεί ο όρος εξομάλυνσης των δεδομένων (E_{smooth}) υπολογίζονται τα κατά x και y βάρη κάθε pixel για βέλτιστη τελική συνταύτιση σε περιοχές έντονων κλίσεων. Αυτά προκύπτουν βάσει των προαναφερθέντων δύο παραμέτρων (κατώφλι κλίσης τ_g και ποινή ρ ομαλών περιοχών). Η τιμή της ποινής ορίζει το σχετικό βάρος των pixel που εμφανίζουν φτωχή υφή ως προς εκείνα σε ακμές ή ασυνέχειες. Αν όλα τα pixel θεωρηθούν ισοβαρή, υπάρχει βέβαια το ενδεχόμενο περαιτέρω υποβάθμισης της συνταύτισης σε περιοχές ασυνέχειας (Γεωργούσης, 2016). Συμπερασματικά, η σύνολη συνταύτιση στην πλήρη της εκδοχή λαμβάνει ορισμένες πρόνοιες προκειμένου να αποφευχθεί κατά το δυνατόν η “υπερεξομάλυνση”.

Οι παράμετροι αυτές επηρεάζουν διαφορετικά κάθε εξεταζόμενο ζεύγος, καθώς συνδυάζονται με την γεωμετρία της εικόνας, τις ανομοιότητες βάθους, τον φωτισμό και τις ραδιομετρικές διαφορές. Προκειμένου να εξαχθούν συμπεράσματα για τις τιμές των παραμέτρων που ταιριάζουν καλύτερα σε όλα τα ζεύγη εικόνων, δοκιμάστηκαν αυτές και αξιολογήθηκαν για διαφορετικά ζεύγη και σε διάφορους συνδυασμούς. Οι αλγόριθμοι εκτελέστηκαν με την μέθοδο των απόλυτων διαφορών με χρήση γραμμικής παρεμβολής. Οι παράμετροι που εξετάστηκαν είναι: *κατώφλι διαφορών έντασης*

(t), σχετικό βάρος όρου ομαλότητας (l), κατώφλι κλίσης (g) και βάρος ποινή κλίσεων (p), καθώς και η μέθοδος ελαχιστοποίησης της ενέργειας (a).

3.5 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων από τις σύνολες μεθόδους

Η εφαρμογή διαφορετικών συνδυασμών παραμέτρων έγινε προκειμένου να εξαχθεί ο βέλτιστος χάρτης παράλλαξης για κάθε ζεύγος εικόνων (ώστε να γίνει η σύγκριση των μεθόδων υπολογισμού χάρτη παράλλαξης), να διαπιστωθεί κατά πόσον επηρεάζει κάθε παράμετρος την συνάρτηση υπολογισμού ελάχιστης ενέργειας και να επιλεγούν οι μέσες τιμές των παραμέτρων που βελτιώνουν καλύτερα όλα συνολικά τα ζεύγη. Οι εικόνες των ζευγών από τα προαναφερθέντα δύο dataset της πλατφόρμας αξιολόγησης αλγορίθμων του Middlebury College δίδονται στις κλίμακες 1, $\frac{1}{2}$ και $\frac{1}{3}$. Επιλέχθηκε η ανάλυση $\frac{1}{3}$ για την επίτευξη μικρότερου υπολογιστικού χρόνου. Για κάθε παράμετρο εξετάστηκαν οι ακόλουθες τιμές:

Παράμετρος	Εξετασθείσες τιμές παραμέτρων			
t	10	16	20	24
l	10	15	20	25
g	5	10	15	20
p	1	2	3	4

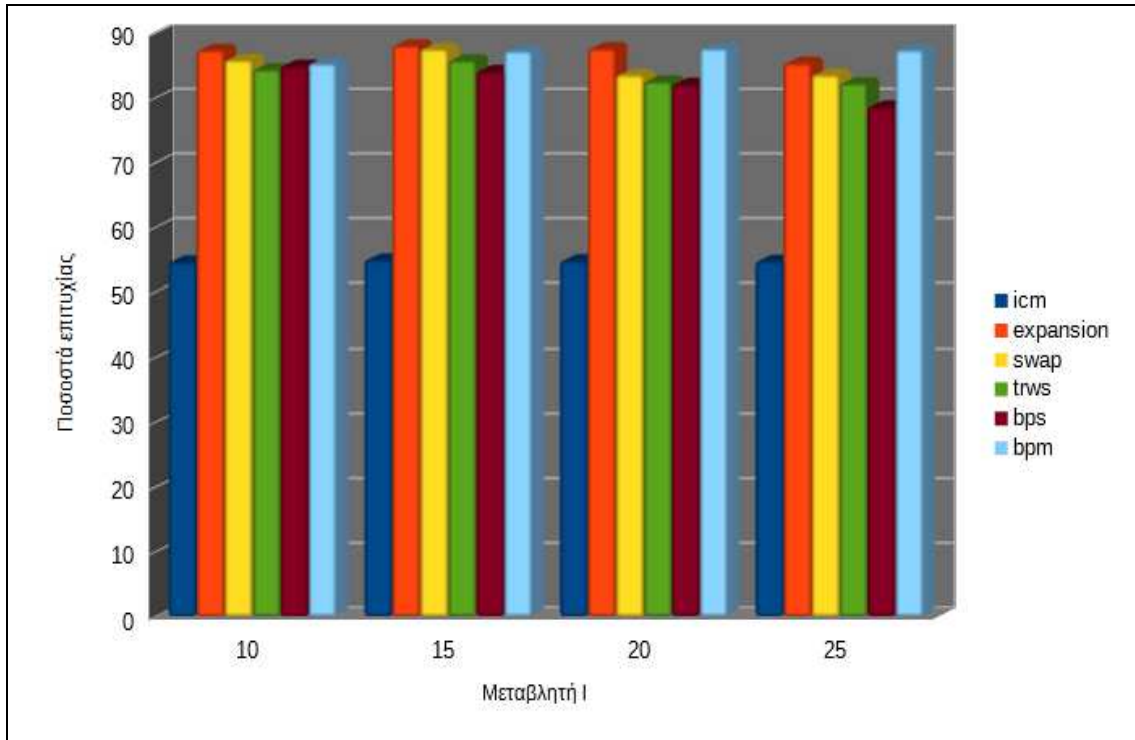
Τα εύρη των τιμών ορίστηκαν βάσει δοκιμών που έγιναν με διάφορες τιμές, αλλά και βάσει υπάρχουσών βέλτιστων τιμών συγκεκριμένα για το ζεύγος εικόνων *Teddy* του dataset 2003 (<http://vision.middlebury.edu/MRF/results/teddy/index.html>.)

3.5.1 Αξιολόγηση μεθόδων ελαχιστοποίησης σύνολης ενέργειας

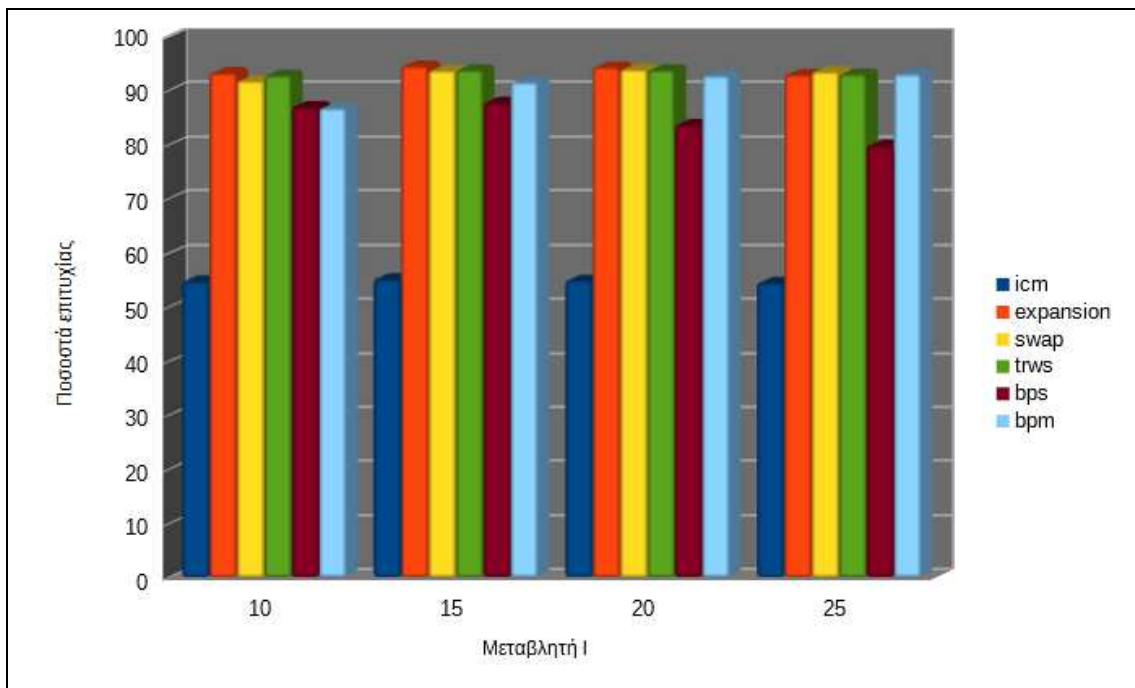
Η σύγκριση και αξιολόγηση των μεθόδων ελαχιστοποίησης σύνολης ενέργειας εφαρμόστηκε στα ζεύγη εικόνων *Teddy*, *Cones* και *Art*. Στο τελευταίο δεν εφαρμόστηκε η μέθοδος ICM καθώς οι επιδόσεις της στα δύο άλλα ζεύγη ήταν αρκετά ασθενέστερες σε σχέση με εκείνες των υπόλοιπων μεθόδων.

- ***Teddy* και *Cones***

Σε αυτά τα ζεύγη εικόνων, οι τιμές των παραμέτρων βάσει των οποίων εξετάστηκαν οι διάφοροι αλγόριθμοι διατηρήθηκαν σταθερές για τις προαναφερθείσες βέλτιστες τιμές (που ήταν: $t = 16$, $g = 10$, $p = 3$). Το βάρος του όρου ομαλότητας (l) εξετάστηκε συναρτήσει των μεθόδων ελαχιστοποίησης ενέργειας για τέσσερις διαφορετικές τιμές (10, 15, 20 και 25). Το εύρος των τιμών παραλλάξεων (n) είναι 60 (0-59). Τα διαγράμματα των Εικ. 3.3 και Εικ. 3.4 αναφέρονται στα ποσοστά επιτυχίας κάθε αλγορίθμου συναρτήσει της παραμέτρου l .



Εικόνα 3.3: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης ζεύγους Teddy, που προκύπτουν από εφαρμογή αλγορίθμων ελαχιστοποίησης ενέργειας συναρτήσεως της μεταβλητής I.



Εικόνα 3.4: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης ζεύγους Cones που προκύπτουν από εφαρμογή αλγορίθμων ελαχιστοποίησης ενέργειας συναρτήσεως της μεταβλητής I.

Το πρώτο διάγραμμα παρουσιάζει τα ποσοστά επιτυχίας που προέκυψαν από το ζεύγος Teddy με δοκιμή των έξι διαφορετικών μεθόδων ελαχιστοποίησης ενέργειας συναρτήσεως ενός εύρους τιμών της παραμέτρου I. Παρατηρείται ότι η μέθοδος ICM δι-

νει ιδιαίτερα χαμηλά ποσοστά επιτυχίας συγκρινόμενη με τις υπόλοιπες. Αντιθέτως, η μέθοδος Expansion φαίνεται να αποδίδει, συνολικά, ελαφρώς καλύτερα από όλους τους άλλους αλγορίθμους, παρ' ότι σε ορισμένες περιπτώσεις (δηλαδή για διάφορα l) οι τεχνικές SWAP και BP-S δίνουν παρόμοια ή και κάπως καλύτερα αποτελέσματα. Στο δεύτερο διάγραμμα (ζεύγος Cones) τα αποτελέσματα είναι ανάλογα, καθώς η μέθοδος Expansion υπερτερεί ελαφρώς έναντι των άλλων. Για τα ζεύγη Teddy και Cones οι καλύτερες τιμές βρέθηκαν για $l = 15$. Στην συνέχεια παρουσιάζονται πίνακες με τα αναλυτικά ποσοστά επιτυχίας (Εικ. 5 και Εικ. 6).

TEDDY		Σχετικό Βάρος Όρου Ομαλότητας			
Μέθοδος/ l		10	15	20	25
Global Αλγόριθμοι	ICM	54,8029	55,1151	54,9587	54,9241
	EXPANSION	87,4495	88,1481	87,6493	85,4112
	SWAP	85,9127	87,5951	83,5998	83,6107
	TRWS	84,4532	85,843	82,5663	82,3076
	BPS	84,9801	84,1999	82,2236	78,7079
	BPM	85,377	87,2811	87,7112	87,4762

Εικόνα 3.5: Ποσοστά επιτυχίας για το ζεύγος Teddy κάθε μεθόδου ελαχιστοποίησης ενέργειας ως προς το σχετικό βάρος όρου ομαλότητας.

CONES		Σχετικό Βάρος Όρου Ομαλότητας			
Μέθοδος/ l		10	15	20	25
Global Αλγόριθμοι	ICM	54,8532	55,2735	54,9664	54,5433
	EXPANSION	93,3	94,5722	94,3582	92,9756
	SWAP	91,8201	93,7315	93,9163	93,5363
	TRWS	92,8562	93,8197	93,8184	93,0638
	BPS	87,0975	87,8702	83,7604	79,9001
	BPM	86,7821	91,6047	92,8091	93,0739

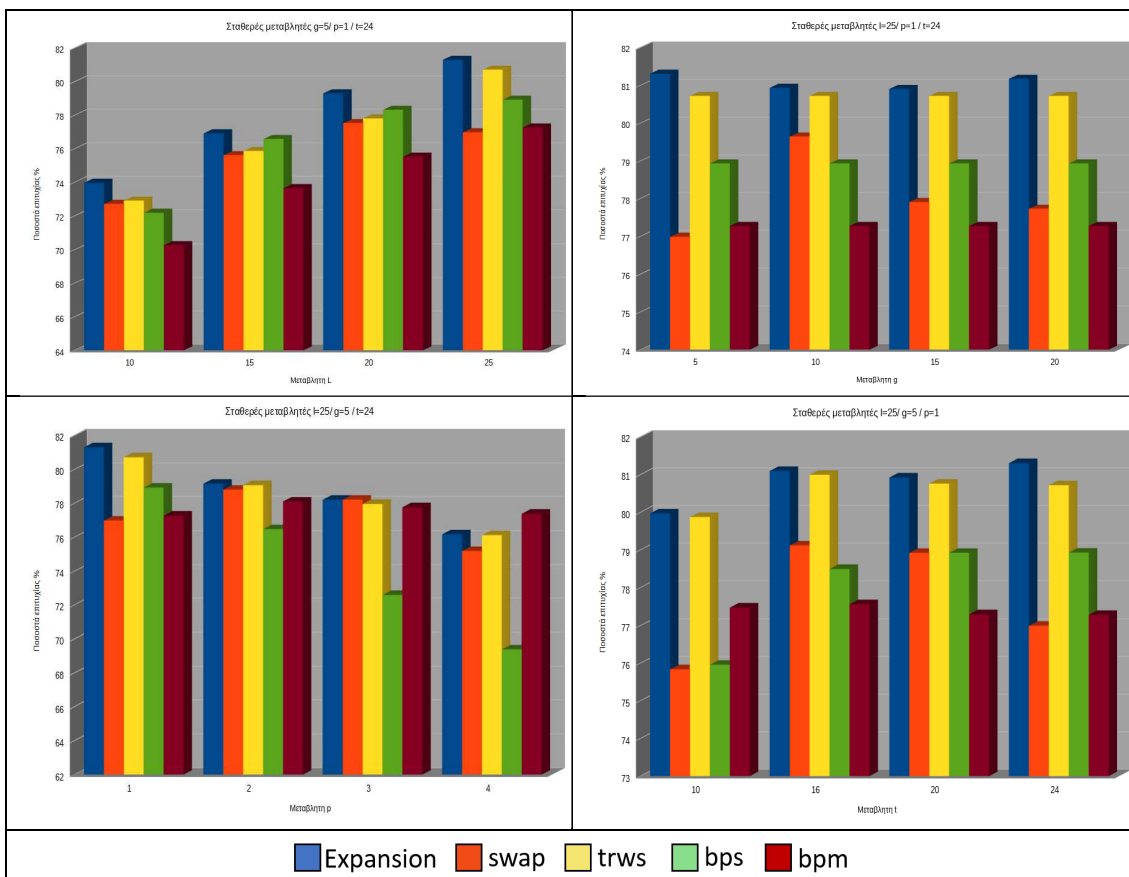
Εικόνα 3.6: Ποσοστά επιτυχίας για το ζεύγος Cones κάθε μεθόδου ελαχιστοποίησης ενέργειας ως προς το σχετικό βάρος όρου ομαλότητας.

- **Art**

Στο ζεύγος αυτό ελέγχθηκαν οι επιδόσεις των μεθόδων ελαχιστοποίησης ενέργειας όσο και οι εξεταζόμενες παράμετροι. Η αξιολόγηση έγινε και εδώ μέσω του ποσοστού των pixels με τιμές στον χάρτη παράλλαξης που διαφέρουν από τις αντίστοιχες του αληθούς το πολύ κατά 1. Στα διαγράμματα της Εικ. 3.7 φαίνονται τα ποσοστά επιτυχίας που έδωσε κάθε αλγόριθμος συναρτήσει μεταβλητών παραμέτρων. Ο αλγόριθμοι graph-cuts (Expansion, swap) καθώς και η μέθοδος δυναμικού προγραμματισμού trw-s έδωσαν υπέρτερα αποτελέσματα για τους περισσότερους συνδυασμούς παραμέτρων, ενώ ειδικότερα ο αλγόριθμος Expansion απέδωσε τις βέλτιστες τιμές συνταύτισης. Οι τιμές των παραμέτρων που επιλέχθηκαν για την απόδοση των ανωτέρω διαγραμμάτων στο συγκεκριμένο ζεύγος εικόνων ήταν εκείνες που έδωσαν το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας για όλες τις μεθόδους και όλους τους συνδυασμούς

παραμέτρων ($l = 25, g = 5, p = 1, t = 24$).

Στα διαγράμματα αυτά παρατηρείται ότι, γενικά, η μεταβολή κάθε παραμέτρου επηρεάζει με διαφορετικό τρόπο την κάθε μέθοδο ελαχιστοποίησης σύνολης ενέργειας. Επομένως, κάθε μέθοδος δέχεται διαφορετική επιρροή και αποδίδει διαφορετικό βάρος σε κάθε παράμετρο. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι το διάγραμμα των μεθόδων ελαχιστοποίησης ενέργειας συναρτήσεως της μεταβλητής p , όπου η μέθοδος $br\text{-}m$ παρουσιάζει πολύ βελτιωμένα αποτελέσματα, παρ' ότι στο σύνολο των συνδυασμών τα αποτελέσματά της δεν είναι ικανοποιητικά. Τελικά, στα επόμενα ζεύγη εικόνων θεωρήθηκε δεδομένο ότι στην πλειοψηφία των περιπτώσεων η μέθοδος *Expansion* αποδίδει καλύτερα, όπως προέκυψε από το ζεύγος *Art* αλλά και από τα ζεύγη *Teddy* και *Cones*.



Εικόνα 3.7: Διαγράμματα απεικόνισης ποσοστών επιτυχίας σύνολων αλγορίθμων συναρτήσεως της μεταβλητής l (πάνω αριστερά), g (πάνω δεξιά), t (κάτω αριστερά) και p (κάτω δεξιά).

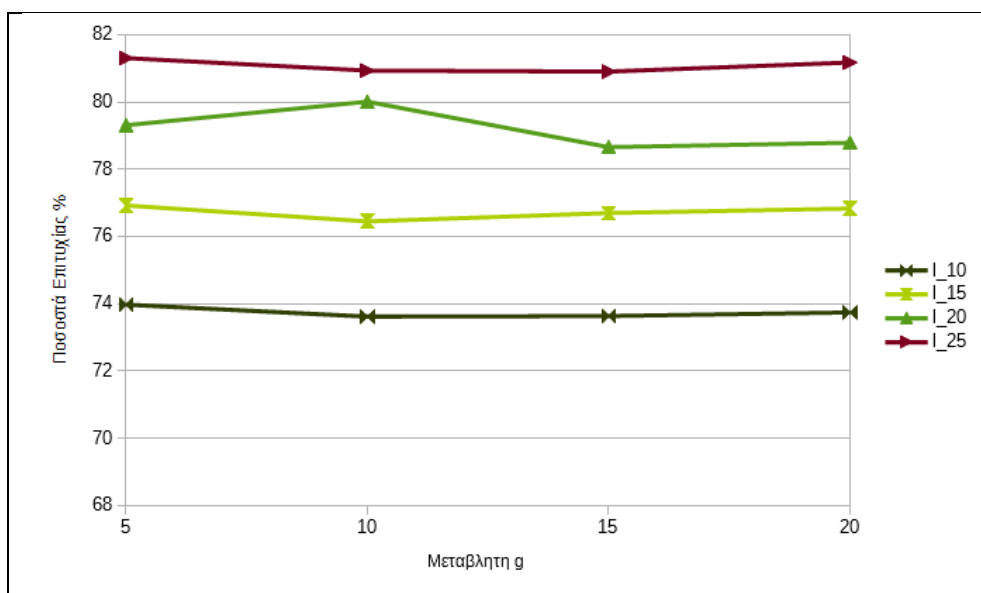
3.5.2 Αξιολόγηση παραμέτρων

Για την βελτιστοποίηση των τεσσάρων προαναφερθεισών παραμέτρων χρησιμοποιήθηκαν τα ζεύγη *Art*, *Dolls* και *Moebius* του 'dataset 2005'. Βάσει των προηγηθέντων

αποτελεσμάτων κρίθηκε λοιπόν ότι ο αλγόριθμος *Expansion* έχει τις καλύτερες επιδόσεις, επομένως όλες οι παράμετροι εξετάστηκαν μόνο με αυτήν την μέθοδο. Στα διαγράμματα που έπονται απεικονίζονται οι μεταβολές δύο, κάθε φορά, μεταβλητών ενώ παράλληλα διατηρούνται σταθερές οι υπόλοιπες δύο.

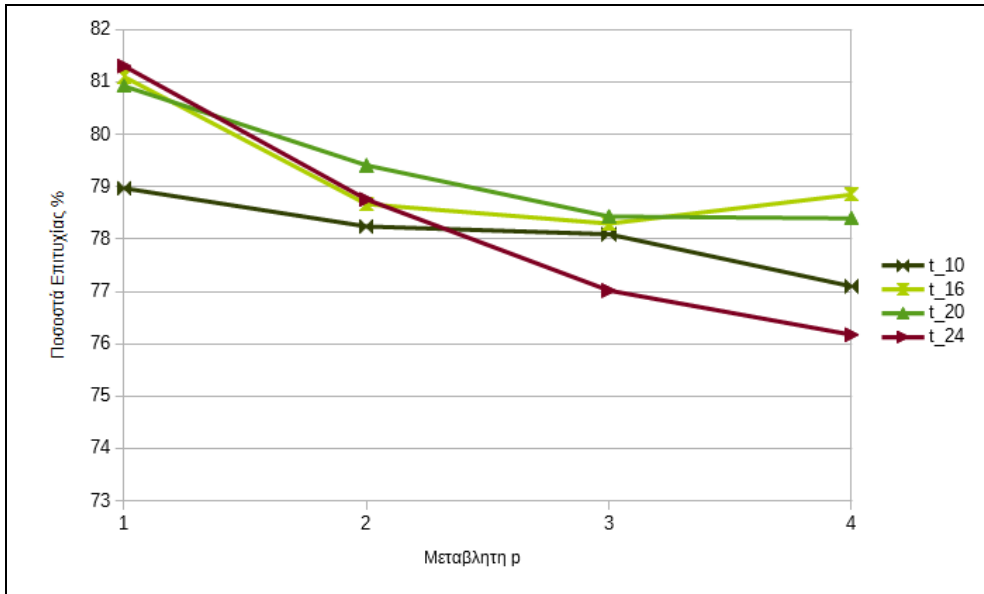
- **Ζεύγος Art**

Οι καλύτερες τιμές που προέκυψαν από όλους τους συνδυασμούς παραμέτρων ήταν $l = 25$, $g = 5$, $t = 24$ και $p = 1$. Λόγω της δυσκολίας να αναπαρασταθούν τα διαγράμματα ως προς την μεταβολή όλων των παραμέτρων, παρουσιάζονται εδώ ανά δύο. Στο πρώτο διάγραμμα (Εικ. 3.8), με σταθερές τιμές $t = 24$ και $p = 1$, παρατηρείται αύξηση του ποσοστού επιτυχίας όσο αυξάνει η τιμή της μεταβλητής l και μάλιστα με διακριτή διαφορά. Αντιθέτως, οι διαφορές των ποσοστών συναρτήσει της μεταβλητής g είναι πολύ μικρές, παρουσιάζοντας ωστόσο μια βελτίωση για την τιμή $g = 5$.



Εικόνα 3.8: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης ζεύγους Art που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεταβλητής l συναρτήσει της μεταβλητής g .

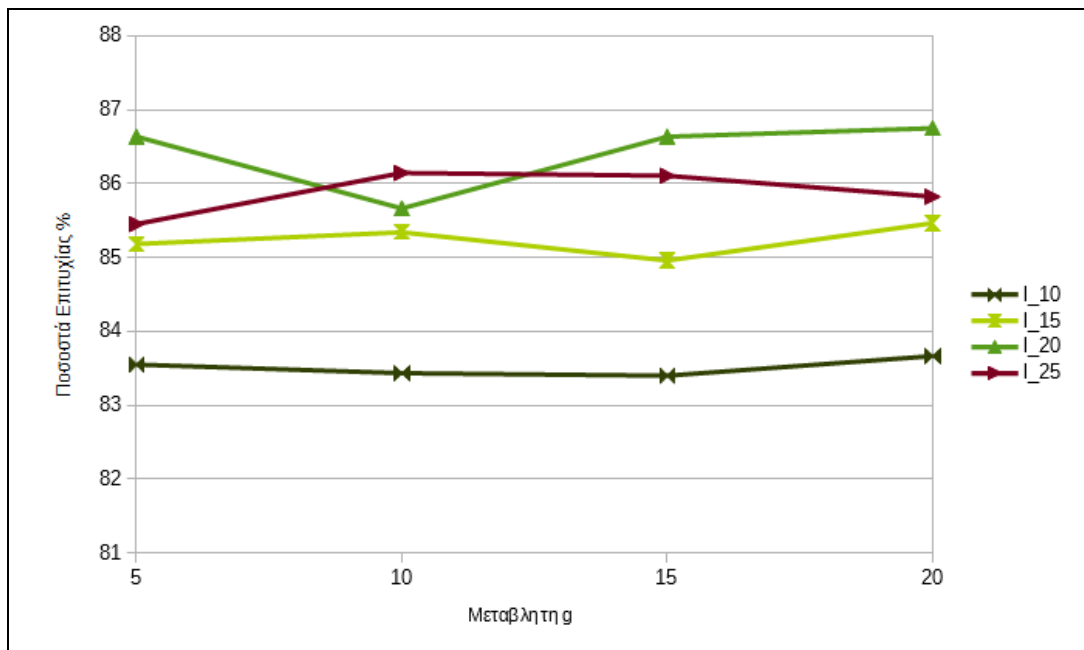
Στο δεύτερο διάγραμμα (Εικ. 3.9) φαίνεται η επίδραση των μεταβλητών t και p καθώς διατηρούνται σταθερές οι δύο άλλες παράμετροι με τις βέλτιστες τιμές $l = 25$, $g = 5$. Όσον αφορά την μεταβλητή p , εμφανίζεται μια σταθερή πτώση του ποσοστού όσο αυξάνει η τιμή της. Η βέλτιστη τιμή εντοπίζεται για $p = 1$. Το κατώφλι των διαφορών έντασης t φαίνεται να δίνει συνολικά καλύτερη απόδοση για την τιμή $t = 20$, ενώ υψηλότερο ποσοστό εμφανίζεται για την τιμή $t = 24$. Τούτο όμως ενδέχεται να οφείλεται στην επιρροή των υπόλοιπων παραμέτρων. Για αυτό τον λόγο, στα συγκεκριμένα διαγράμματα θεωρείται προτιμότερο να κριθούν οι επιδόσεις των παραμέτρων συνολικά και όχι μεμονωμένα με την καλύτερη τιμή.



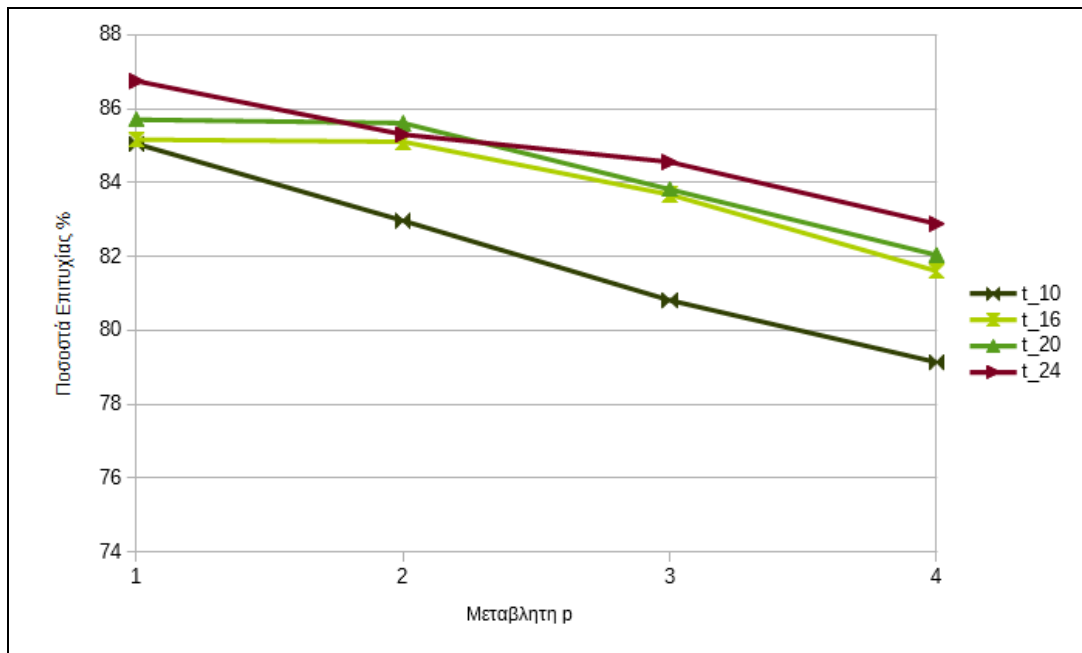
Εικόνα 3.9: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης ζεύγους Art που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεταβλητής t συναρτήσει της μεταβλητής p.

- Ζεύγος Dolls

Το υψηλότερο ποσοστό επιτυχίας του χάρτη παράλλαξης προέκυψε από τον συνδυασμό παραμέτρων $l = 20$, $g = 20$, $p = 1$, $t = 24$. Παρουσιάζονται τα διαγράμματα, που υλοποιήθηκαν στην ίδια λογική με τα προηγούμενα (Εικ. 3.10 και Εικ. 3.11).



Εικόνα 3.10: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης ζεύγους Dolls που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεταβλητής l συναρτήσει της μεταβλητής g.



Εικόνα 3.11: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης ζεύγους Dolls που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεταβλητής t συναρτήσει της μεταβλητής p .

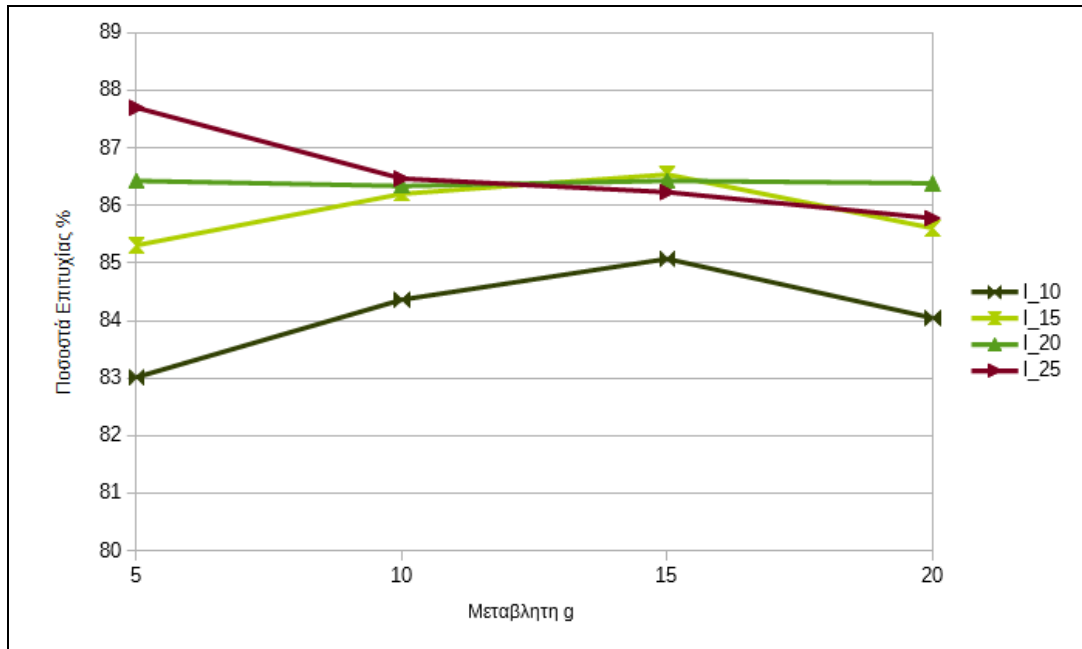
Στο πρώτο διάγραμμα (Εικ. 3.10) φαίνεται να έχει καλύτερη απόδοση η παράμετρος l όταν της δίνεται η τιμή 20. Και σε αυτό το ζεύγος υπάρχει μια σταθερή βελτίωση των αποτελεσμάτων με την αύξηση της τιμής της μεταβλητής l μέχρι την τιμή 20. Η πτώση που εμφανίζεται εδώ για $l = 25$ ίσως οφείλεται στην διαφορετική γεωμετρία αυτής της εικόνας, όπου μεγαλύτερο βάρος του όρου εξομάλυνσης οδηγεί σε λανθασμένη επιλογή παράλλαξης. Οι διαφοροποιήσεις στα αποτελέσματα που δίνει η μεταβλητή g είναι πολύ μικρές και όχι σταθερές ως προς την αύξουσα ή φθίνουσα πορεία τους. Στο δεύτερο διάγραμμα παρατηρείται (όπως και στο ζεύγος *Art*) πως όσο μικρότερη είναι η τιμή της μεταβλητής p τόσο καλύτερα αποτελέσματα δίνει. Αντιθέτως η παράμετρος t έχει καλύτερη απόδοση σε μεγαλύτερες τιμές (μεταξύ 20 και 24).

- **Ζεύγος Moebius**

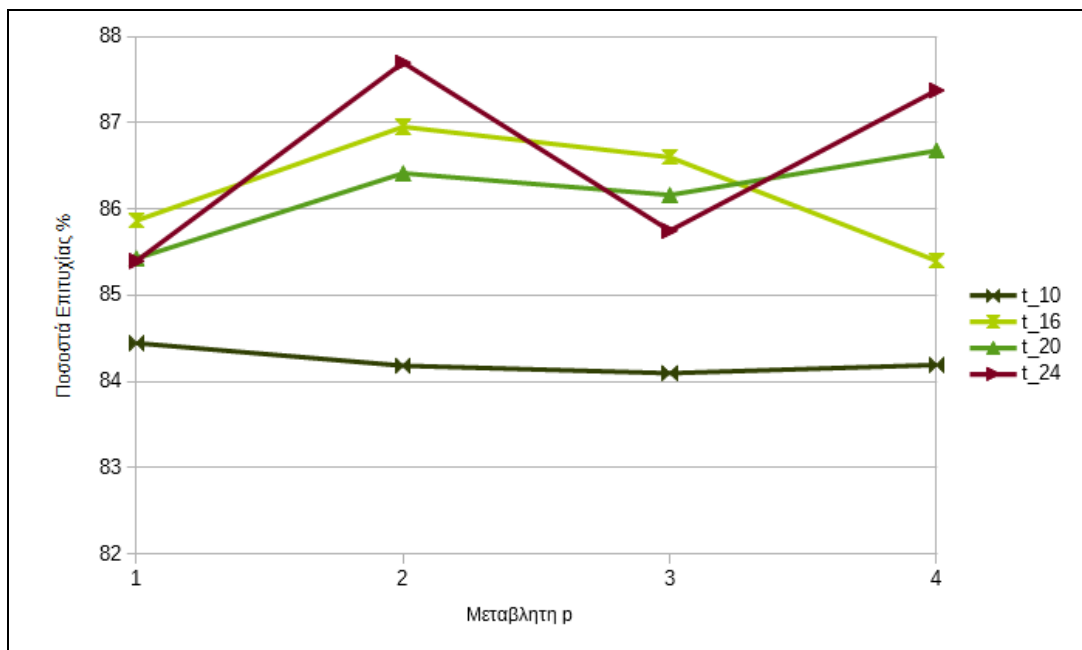
Στο ζεύγος εικόνων Moebius το βέλτιστο εύρος παράλλαξης είναι επίσης 73. Το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας χάρτη παράλλαξης προέκυψε από τον συνδυασμό παραμέτρων $l=25$, $g=5$, $p=2$, $t=24$. Τα διαγράμματα αξιολόγησης φαίνονται στις Εικ. 12 και Εικ. 13.

Τα αποτελέσματα των διαγραμμάτων αυτών δεν διαφοροποιούνται ιδιαίτερα από εκείνα των προηγούμενων ζευγών. Σχετικά για την παράμετρο l παρατηρείται ότι αυτή βελτιώνει τα αποτελέσματά της αυξανόμενη, ενώ η μεταβλητή g , δηλαδή το κατώφλι κλίσης, δίνει σχετικά "άτακτα" αποτελέσματα. Το γεγονός ότι το κατώφλι κλίσης οροθετεί τις αποδεκτές κλίσεις της εικόνας σημαίνει ότι η μεταβλητή αυτή είναι πολύ ευαίσθητη στην γεωμετρία της εικόνας, και έτσι είναι δύσκολο να παρουσιάζει πορεία πανομοιότυπη με άλλα ζεύγη εικόνων. Όσον αφορά την παράμετρο p , οι μεγαλύτε-

ρες τιμές παρατηρούνται στο διάστημα τιμών 2-3, ενώ το βέλτιστο κατώφλι έντασης διαφορών φαίνεται να είναι μεταξύ των τιμών 20-24, όπως και στα προηγούμενα ζεύγη που μελετήθηκαν.



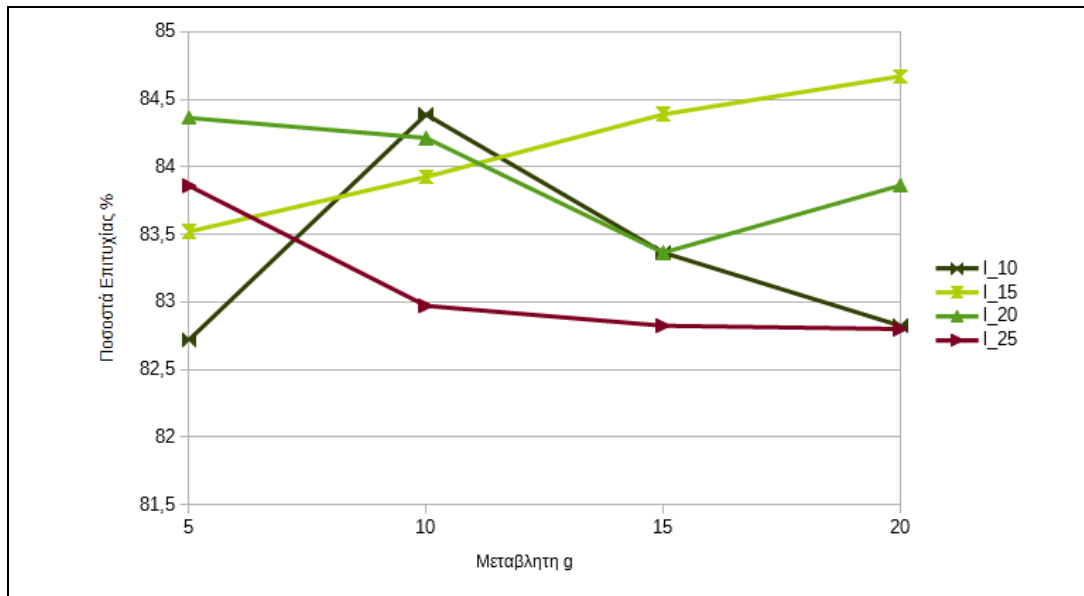
Εικόνα 4.12: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης ζεύγους Moebius που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεταβλητής l συναρτήσεως της μεταβλητής g.



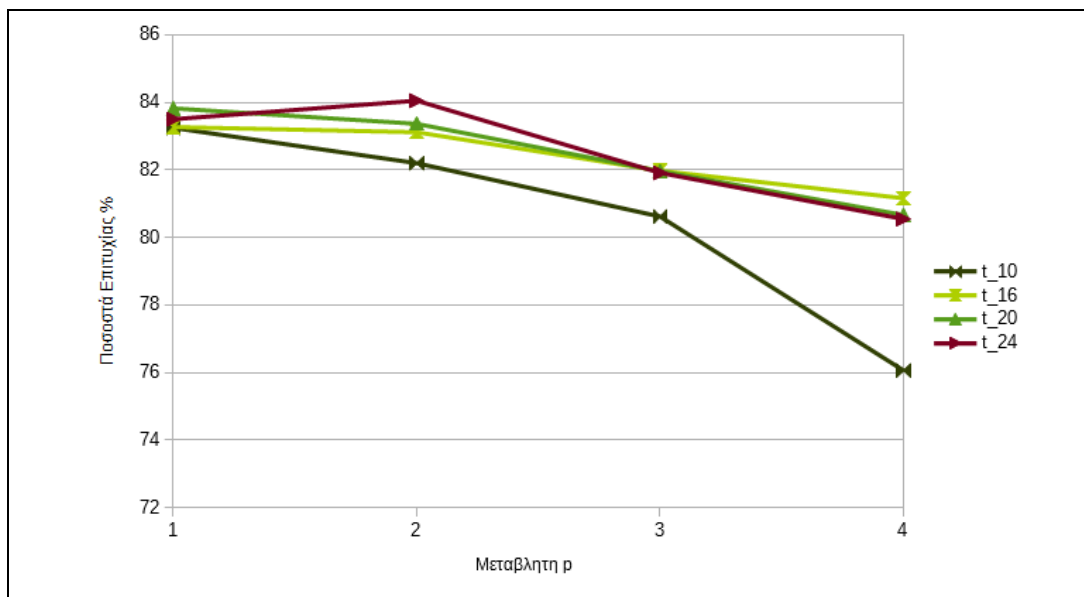
Εικόνα 3.13: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης ζεύγους Moebius που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεταβλητής t συναρτήσεως της μεταβλητής p.

Τα αποτελέσματα που προκύπτουν μετά από την εφαρμογή των αλγορίθμων για τα

συγκεκριμένα ζεύγη είναι, ποιοτικά και ποσοτικά, αρκετά κοντά μεταξύ τους. Σε αυτή την βάση θεωρήθηκε ότι θα είναι ενδεδειγμένη η εξαγωγή μέσων όρων από όλα τα αποτελέσματα που δίνει κάθε ζεύγος για όλους τους συνδυασμούς. Με τον τρόπο αυτό έγινε μια συνολική αξιολόγηση επί των επιδράσεων των παραμέτρων στα τελικά αποτελέσματα. Ακόμη προσδιορίστηκαν οι βέλτιστες τιμές τους, οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν κατά την εφαρμογή του αλγορίθμου *Expansion* σε διαφορετικά ζεύγη εικόνων. Οι τιμές αυτές προσδιορίστηκαν ως $l = 18$, $g = 15$, $p = 2$, $t = 24$. Τα διαγράμματα που προέκυψαν από τους μέσους όρους φαίνονται στις Εικ. 3.14 και Εικ.3. 15.



Εικόνα 3.14: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης των μέσων όρων των αποτελεσμάτων των 3 ζευγών, που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεταβλητής l συναρτήσει της μεταβλητής g .



Εικόνα 3.15: Ποσοστά επιτυχίας χαρτών παράλλαξης των μέσων όρων των αποτελεσμάτων των 3 ζευγών, που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεταβλητής t συναρτήσει της μεταβλητής p .

Στο πρώτο διάγραμμα, το βάρος του όρου ομαλότητας προσεγγίζει καλύτερα τις τιμές μεταξύ των τιμών 15 και 20, ενώ το κατώφλι κλίσης φέρει βελτιωμένα αποτελέσματα μεταξύ των τιμών 10 και 15. Όσον αφορά το δεύτερο διάγραμμα, διακρίνονται καλύτερες επιδόσεις με την μείωση της τιμής του παράγοντα ρ . Αντίστροφα, το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας σημειώνεται για $t = 24$ (δηλαδή για την μεγαλύτερη τιμή), αν και οι διαφορές που δίνουν οι τιμές 16, 20 και 24 είναι πολύ μικρές.

3.6 Μεθοδολογία συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου

Όπως προαναφέρθηκε, ο συνδυασμός τοπικής και σύνολης μεθόδου αφορά την αρχικοποίηση των τιμών παράλλαξης για την εφαρμογή της τοπικής μεθόδου WTA. Οι αρχικές αυτές τιμές προκύπτουν ως προϊόντα ενός αλγορίθμου σύνολης συνταύτισης όπως εφαρμόστηκε εδώ. Η λογική του συνδυασμού των δύο μεθόδων προγραμματίστηκε σε περιβάλλον Matlab. Οι χάρτες παράλλαξης (των οποίων οι τιμές χρησιμοποιήθηκαν για την αρχικοποίηση) προήλθαν από εφαρμογή του σύνολου αλγορίθμου *Expansion* μέσω του τερματικού Cygwin64 στο περιβάλλον των Windows. Τα βήματα της διαδικασίας προγραμματισμού του συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου είναι τελικά τα εξής:

- Παραγωγή χάρτη παράλλαξης με την σύνολη μέθοδο *Expansion*
- Υπολογισμός κόστους συνταύτισης με το μέτρο των απόλυτων διαφορών στο μέγιστο εύρος παραλλάξεων για κάθε εικονοψηφίδα
- Δημιουργία DSI με διαστάσεις $m \times n \times d$ (γραμμές \times στήλες \times μέγιστο εύρος παραλλάξεων)
- Υπολογισμός κόστους συσσωμάτωσης με χρήση τετραγωνικού παραθύρου για κάθε εικονοψηφίδα
- Δημιουργία DSI με τα συσσωματωμένα κόστη
- Αναζήτηση της εκτιμώμενης τιμής παράλλαξης (d_{global}) της εκάστοτε εικονοψηφίδας αναφοράς στον χάρτη παράλλαξης της σύνολης μεθόδου
- Εντοπισμός της υπολογισμένης τιμής παράλλαξης στο DSI συσσωμάτωσης
- Ορισμός ενός μονοδιάστατου παραθύρου αναζήτησης στο DSI με κεντρική τιμή το d_{global}
- Αναζήτηση του μικρότερου κόστους συσσωμάτωσης εντός του παραθύρου αναζήτησης
- Υπολογισμός παράλλαξης βάσει του μικρότερου κόστους συσσωμάτωσης
- Δημιουργία χάρτη παράλλαξης
- Αναγωγή χάρτη παράλλαξης σε κλίμακα που να καλύπτει ολόκληρο το εύρος των τόνων του γκριζου (για παρουσίαση).

Για τον υπολογισμό του κόστους συσσωμάτωσης έγινε χρήση τετραγωνικών παραθύρων μεγέθους 3×3 , 5×5 , 7×7 και 11×11 . Τέλος, τα μονοδιάστατα παράθυρα αναζήτη-

Για τον υπολογισμό του κόστους συσσωμάτωσης έγινε χρήση τετραγωνικών παραθύρων μεγέθους 3x3, 5x5, 7x7 και 11x11. Τέλος, τα μονοδιάστατα παράθυρα αναζήτησης που εφαρμόστηκαν ήταν 1x3 και 1x7. Στο επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζονται και σχολιάζονται τα αποτελέσματα της σύγκρισης και των τριών προσεγγίσεων διεικονικής συνταύτισης.

4. ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ και ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΣΥΝΤΑΥΤΙΣΗΣ

Εδώ παρουσιάζονται και σχολιάζονται τα κυρίως αποτελέσματα της εργασίας. Αυτά αφορούν, κατά σειρά, τα προϊόντα της τοπικής μεθόδου με χρήση διαφορετικών παραθύρων συσσωμάτωσης, εκείνα του συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου για διαφορετικά παράθυρα συσσωμάτωσης και αναζήτησης, και, τέλος, την συγκριτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της τοπικής μεθόδου, της σύνολης μεθόδου και του συνδυασμού τους.

4.1. Τοπική μέθοδος με διαφορετικά παράθυρα συσσωμάτωσης

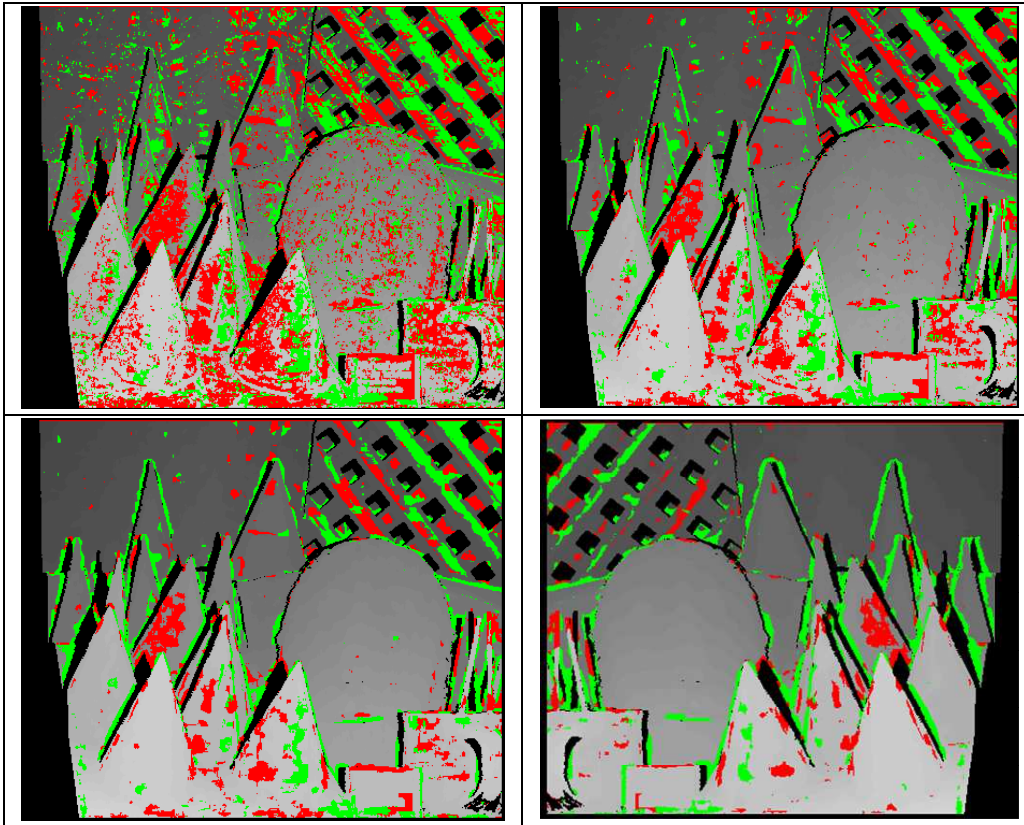
Όπως έχει ήδη αναφερθεί, κατά τον προγραμματισμό της τοπικής μεθόδου χρησιμοποιήθηκαν τετραγωνικά παράθυρα διαφορετικού μεγέθους. Η επιλογή του μεγέθους του παραθύρου συσσωμάτωσης είναι κρίσιμη καθώς καθορίζει το εύρος της “γειτονιάς” επιρροής της εικονοψηφίδας αναφοράς. Τα μεγέθη παραθύρων ήταν 3x3, 5x5, 7x7 και 11x11, και εφαρμόστηκαν σε όλα τα ζεύγη εικόνων. Για λόγους συντομίας, ωστόσο, και επειδή τα προκύπτοντα είναι αρκετά παρεμφερή, στα επόμενα θα δοθούν αποτελέσματα για δύο μόνο στερεοζεύγη. Για την αξιολόγηση κάθε διαδικασίας παρουσιάζονται τα ποσοστά (π_E) των επιτυχώς συνταυτισμένων εικονοψηφίδων όσο και οι αντίστοιχοι χάρτες διαφορών ως οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων. Στους χάρτες διαφορών περιοχές με πράσινο και κόκκινο χρώμα αφορούν τις εσφαλμένα συνταυτισθείσες εικονοψηφίδες ($d_{αληθ} > d_{υπολ}$ και $d_{αληθ} < d_{υπολ}$, αντίστοιχα), ενώ οι υπόλοιπες έχουν συνταυτιστεί σωστά. Ακόμα έχει αξιοποιηθεί ο χάρτης αποκρύψεων προκειμένου να εξαιρούνται σε όλες τις περιπτώσεις τα γνωστά σημεία απόκρυψης.

Στην συνέχεια παρουσιάζονται τα ζεύγη εικόνων *Cones* (‘dataset 2003’) και *Art* (‘dataset 2005’) για την αξιολόγηση των παραθύρων συσσωμάτωσης και του εύρους αναζήτησης του μικρότερου κόστους συσσωμάτωσης κατά την εφαρμογή του συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου.

- **Cones**

Τα ποσοστά επιτυχίας και οι χάρτες διαφορών (Εικ. 4.1) που προέκυψαν την εφαρμογή παραθύρων συσσωμάτωσης 3x3, 5x5, 7x7 και 11x11 ήταν τα εξής.

<i>Cones</i>	Ποσοστά επιτυχίας (%)
3x3	63.2
5x5	77.2
7x7	82.5
11x11	86.5

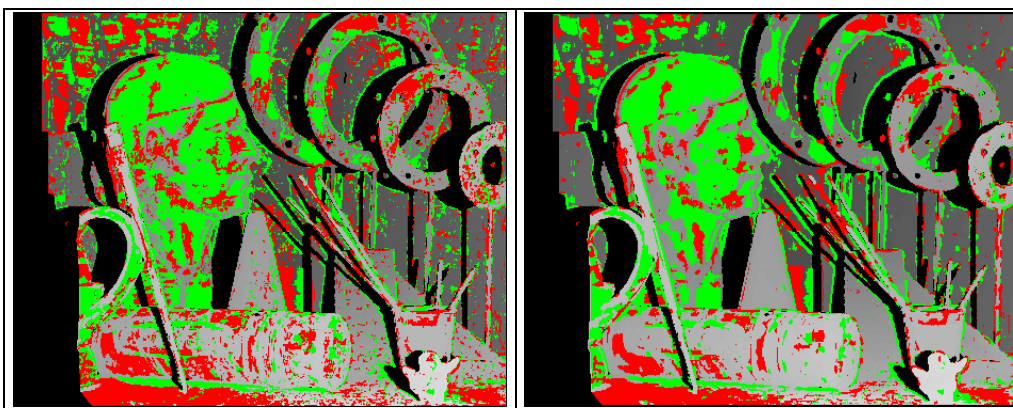


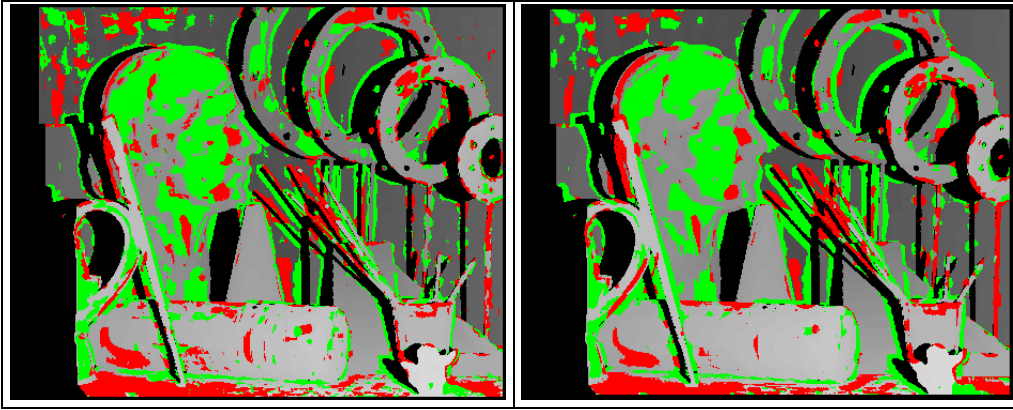
Εικόνα 4.1: Χάρτες παράλληλης για διαφορετικά μεγέθη παραθύρων συσσωμάτωσης.
 Πάνω αριστερά: 3x3, πάνω δεξιά: 5x5, κάτω αριστερά: 7x7, κάτω δεξιά :11x11.

- ART

Τα ποσοστά επιτυχίας και οι χάρτες διαφορών (Εικ. 4.2) από την εφαρμογή παραθύρων συσσωμάτωσης 3x3, 5x5, 7x7 και 11x11 στο ζεύγος Art ήταν τα εξής:

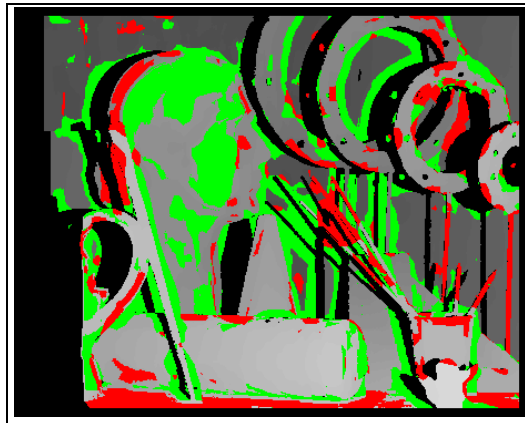
Art	Ποσοστά επιτυχίας (%)
3x3	53.1
5x5	60.6
7x7	62.9
11x11	63.8





Εικόνα 4.2: Χάρτες παράλλαξης για διαφορετικά μεγέθη παραθύρων συσσωμάτωσης.
 Πάνω αριστερά: 3x3, πάνω δεξιά: 5x5, κάτω αριστερά: 7x7, κάτω δεξιά :11x11

Στα δύο αυτά ζεύγη, όπως και σε όλα τα υπόλοιπα, τα καλύτερα ποσοστά συνταύτισης εικονοψηφίδων επιτεύχθηκαν με παράθυρο συσσωμάτωσης μεγέθους 11x11. Οι χάρτες παράλλαξης που προέκυψαν από μικρότερα παράθυρα παρουσιάζουν σε μεγαλύτερο ποσοστό “άτακτο” θόρυβο εσφαλμένων συνταυτίσεων, ιδιαίτερα σε περιοχές με χαμηλή υφή. Αυξάνοντας λοιπόν το παράθυρο συσσωμάτωσης παρατηρεί κανείς εμφανή βελτίωση των αποτελεσμάτων, καθώς τα σφάλματα περιορίζονται γενικά σε συγκεκριμένες περιοχές της εικόνας (κυρίως στα όρια αποκρύψεων, όπου ο αλγόριθμος δυσκολεύεται να εντοπίσει τις πραγματικές παραλλάξεις. Εφόσον παρατηρήθηκε αύξηση του ποσοστού με μεγέθυνση του παραθύρου, έγινε μια ακόμη δοκιμή για το ζεύγος *Art* με παράθυρο 17x17 (Εικ. 4.3). Το ποσοστό επιτυχίας ωστόσο μειώθηκε σε 60% με αυτό το σημαντικά μεγαλύτερο παράθυρο.



Εικόνα 4.3: Χάρτης παράλλαξης από εφαρμογή παραθύρου συσσωμάτωσης 17x17.

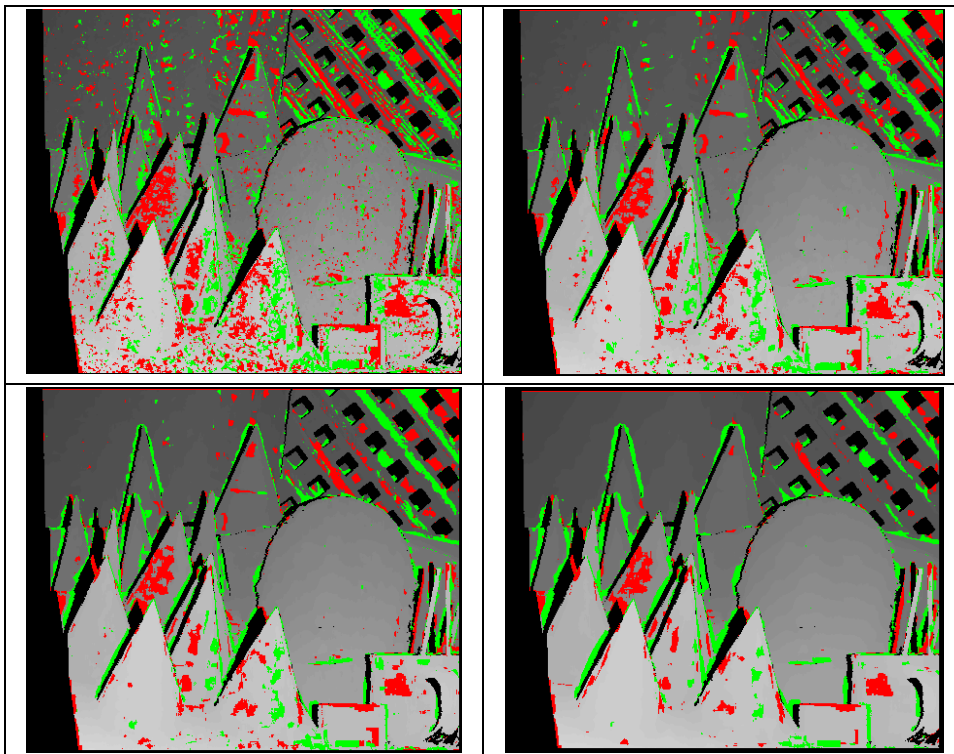
Τέλος, παρουσιάζονται συγκεντρωμένα στον επόμενο πίνακα τα ποσοστά επιτυχίας για όλα τα ζεύγη στα οποία εφαρμόστηκε η τοπική μέθοδος με διαφορετικής διάστασης παράθυρα συσσωμάτωσης. Βέλτιστο αποτέλεσμα δίνει το παράθυρο 11x11, με εξαίρεση το ζεύγος *Reindeer* όπου ελαφρώς υπερέχει το παράθυρο 7x7. Αυτό κατά πάσα πιθανότητα οφείλεται στην γεωμετρία της εικόνας (για μεγάλες ασυνέχειες βάθους μικρά παράθυρα αποδίδουν καλύτερα).

	<i>Teddy</i>	<i>Dolls</i>	<i>Moebius</i>	<i>Books</i>	<i>Reindeer</i>
3×3	64.7	70.0	59.6	41.9	61.6
5×5	75.2	78.4	68.0	56.6	73.66
7×7	78.0	80.6	71.7	64.8	76.0
11×11	80.0	80.9	73.5	72.3	75.6

4.2 Αποτελέσματα συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου για διαφορετικά παράθυρα συσσωμάτωσης και αναζήτησης

Εδώ παρουσιάζονται αποτελέσματα και χάρτες παράλλαξης από εφαρμογή του συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου συνταύτισης για διαφορετικού μεγέθους παράθυρα συσσωμάτωσης και παράθυρα αναζήτησης στο DSI (με αφητηρία τις τιμές από την σύνολη μέθοδο). Εφαρμόστηκαν παράθυρα συσσωμάτωσης 3x3, 5x5, 7x7 και 11x11. Η αναζήτηση του ελάχιστου κόστους συσσωμάτωσης στην επιπολική γραμμή περί την αρχικοποιημένη (βάσει της σύνολης προσέγγισης) τιμή παράλλαξης αποφασίστηκε να γίνει, όπως έχει ήδη εξηγηθεί (Ενότητα 2.2.3.5), στα εύρη 1x3 και 1x7.

- *Cones*

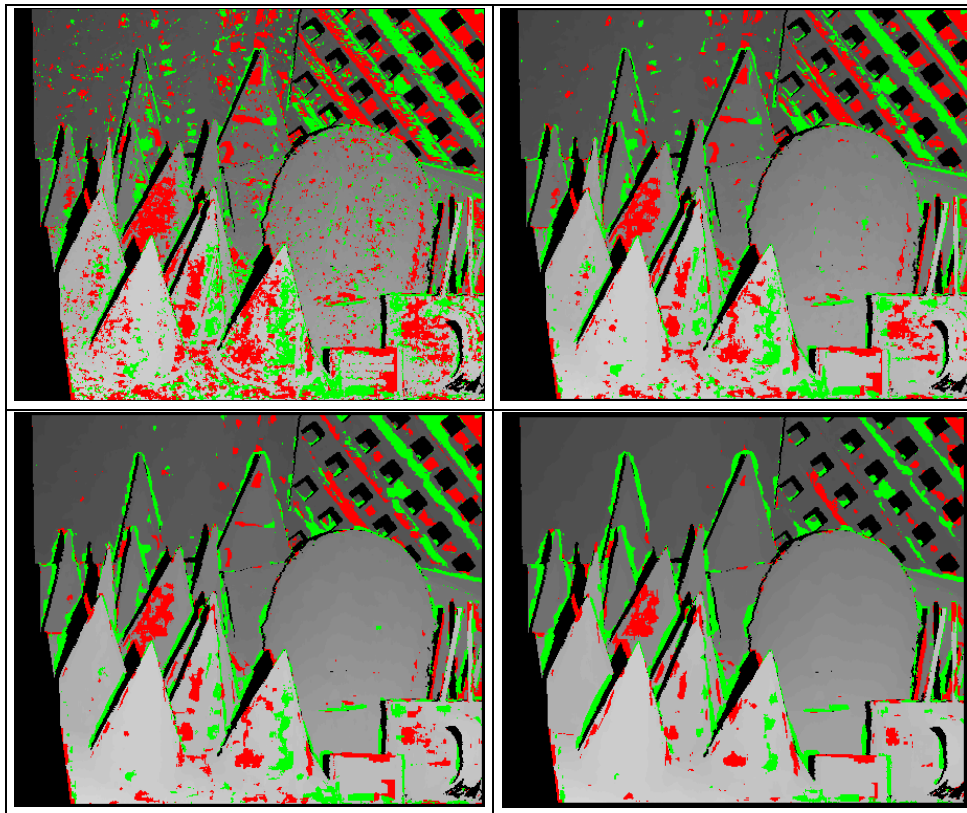


Εικόνα 4.4: Χάρτες παράλλαξης ζεύγους *Cones* για διαφορετικά μεγέθη παραθύρων συσσωμάτωσης από τον συνδυασμό σύνολης και τοπικής μεθόδου με παράθυρο 1x3.

Πάνω αριστερά: 3x3, πάνω δεξιά: 5x5, κάτω αριστερά: 7x7, κάτω δεξιά: 11x11.

Στις Εικ. 4.4 και 4.5 φαίνονται οι χάρτες διαφορών ψηφιακής παράλλαξης για τα διάφορα μεγέθη παραθύρων συσσωμάτωσης που εφαρμόστηκαν στον συνδυασμό τοπι-

κής και σύνολης μεθόδου, όπου το μικρότερο κόστος αναζητήθηκε σε εύρη διαφοράς παράλλαξης 3 και 7 περί την αρχική τιμή.



Εικόνα 4.5: Χάρτες παράλλαξης ζεύγους Cones για διαφορετικά μεγέθη παραθύρων συσσωμάτωσης από τον συνδυασμό σύνολης και τοπικής μεθόδου με παράθυρο 1x7. Πάνω αριστερά: 3x3, πάνω δεξιά: 5x5, κάτω αριστερά: 7x7, κάτω δεξιά: 11x11.

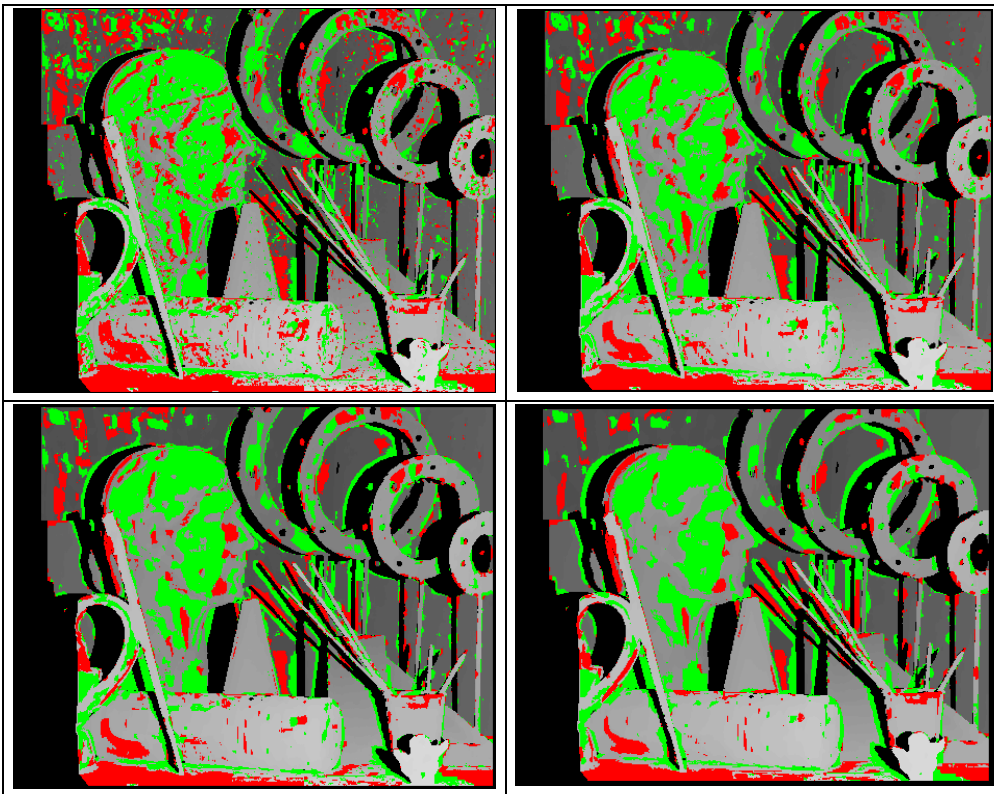
Στον επόμενο πίνακα συγκεντρώνονται τα αποτελέσματα για το ποσοστό επιτυχίας (πε) συναρτήσεως του παραθύρου συσσωμάτωσης (από 3x3 έως 11x11) και του επιτρεπόμενου εύρους αναζήτησης (3 και 7) περί την αρχική τιμή παράλλαξης.

	1x3	1x7
3x3	76.2	70.4
5x5	83.0	80.1
7x7	85.8	83.9
11x11	87.9	87.0

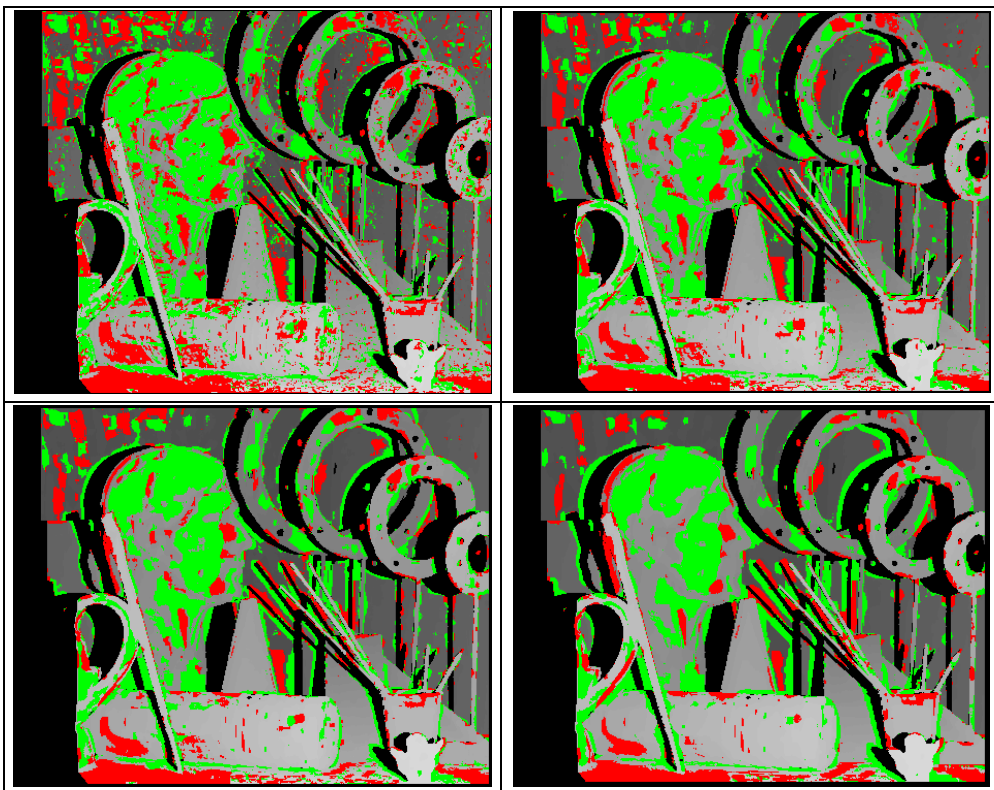
- **Art**

Εδώ επίσης εμφανίζονται οι χάρτες διαφορών που προέκυψαν από την εφαρμογή παραθύρων συσσωμάτωσης 3x3, 5x5, 7x7 και 11x11. Στην Εικ. 4.6 φαίνονται οι χάρτες διαφορών για τους οποίους κατά την εφαρμογή του συνδυασμού τοπικής και σύνολης μεθόδου η αναζήτηση του μικρότερου κόστους συσσωμάτωσης έγινε σε εύρος παραλλάξεων 3 pixel περί την αρχική τιμή παράλλαξης, ενώ στην Εικ. 4.7 η αναζήτη-

ση έχει γίνει σε αντίστοιχο εύρος 7 pixel.



Εικόνα 4.6: Χάρτες παράλλαξης ζεύγους Art για διαφορετικά μεγέθη παραθύρων συσσωμάτωσης από τον συνδυασμό σύνολης και τοπικής μεθόδου με παράθυρο 1x3. Πάνω αριστερά: 3x3, πάνω δεξιά: 5x5, κάτω αριστερά: 7x7, κάτω δεξιά: 11x11.



Εικόνα 4.7: Όπως στην Εικ. 4.6 για εύρος αναζήτησης 1x7 περί την αρχική θέση.

Στον πίνακα φαίνονται τα αποτελέσματα για το ποσοστό επιτυχίας συναρτήσε του παραθύρου συσσωμάτωσης (3x3 – 11x11) και του επιτρεπόμενου εύρους αναζήτησης (3 και 7) περί την αρχική τιμή παράλλαξης.

	1x3	1x7
3x3	62.9	59.5
5x5	66.0	65.0
7x7	68.6	67.0
11x11	69.9	68.0

Τα αποτελέσματα από το ζεύγος *Art* είναι παρεμφερή, ποιοτικά, με εκείνα του ζεύγους *Cones* (όπως και των υπόλοιπων ζευγών), καθώς σε εύρος αναζήτησης 3 pixel περί την αρχική τιμή παράλλαξης οι επιδόσεις των αλγορίθμων είναι παντού υπέρτερες (έναντι εύρους αναζήτησης 7 pixel). Δηλαδή η αναζήτηση του ελάχιστου κόστους συσσωμάτωσης σε εύρος 3 μονάδων παράλλαξης επί της επιτολικής γραμμής (όπου υπενθυμίζεται ότι κεντρική τιμή είναι εκείνη που προέκυψε από τον χάρτη παράλλαξης της σύνολης μεθόδου) εμφανίζεται να αποδίδει καλύτερα σε σχέση με την αναζήτηση σε εύρος 7 τιμών παράλλαξης, καθώς περιορίζεται η αναζήτηση του μικρότερου κόστους συσσωμάτωσης πιο κοντά στην τιμή που δίνει η σύνολη μέθοδος (τιμή, η οποία αποδεικνύεται έτσι αρκετά αξιόπιστη). Ο ακόλουθος πίνακας συγκεντρώνει τα αποτελέσματα και για τα υπόλοιπα ζεύγη εικόνων, όπου οι καλύτερες τιμές είναι σημειωμένες με κυανό (1x3) και πράσινο (1x7)

	<i>Teddy</i>		<i>Dolls</i>		<i>Moebius</i>		<i>Books</i>		<i>Reindeer</i>	
	1x3	1x7	1x3	1x7	1x3	1x7	1x3	1x7	1x3	1x7
3x3	75.9	71.3	77.2	74.6	72.0	67.4	74.5	70.4	73.4	69.3
5x5	81.0	78.8	80.9	79.9	75.9	73.6	76.7	74.7	78.1	76.8
7x7	82.8	80.9	82.1	81.4	78.6	76.9	76.6	76.0	78.9	77.6
11x11	84.6	82.7	82.0	81.3	79.4	77.9	77.6	76.6	78.1	77.0

Διαπιστώνεται λοιπόν ότι πράγματι σε όλες τις περιπτώσεις η αναζήτηση σε πολύ μικρό εύρος (± 1) περί την αρχική τιμή αποδίδει καλύτερα σε σχέση με μια πιο “ελεύθερη” αναζήτηση (σε εύρος ± 3).

4.3 Σύγκριση αποτελεσμάτων τοπικής και σύνολης μεθόδου και συνδυασμού τους

Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται και αξιολογούνται οι χάρτες ψηφιακής παράλλαξης που προέκυψαν από τις τρεις μεθόδους, δηλαδή την τοπική μέθοδο (στο εξής T), την σύνολη μεθοδο(στο εξής Σ) και το συνδυασμού τους ($T\Sigma$). Η αξιολόγηση έγινε για όλα τα ζεύγη των εικόνων των ‘dataset 2003’ και ‘dataset 2005’. Έτσι, βάσει των

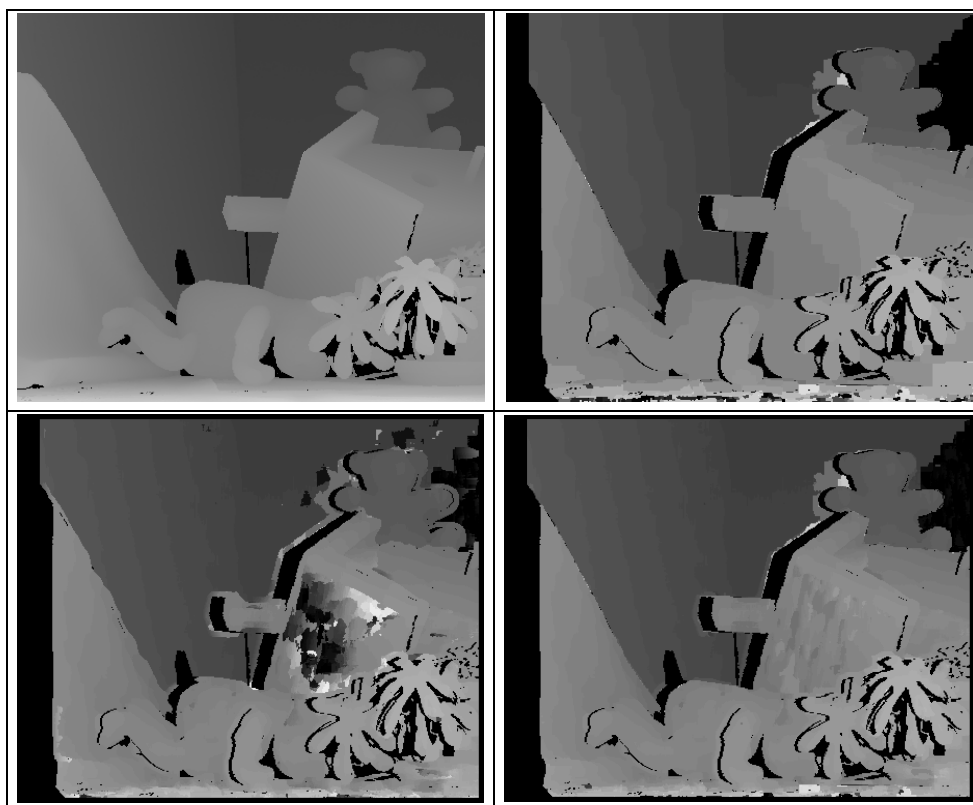
προηγηθέντων, για κάθε ζεύγος εικόνων συγκρίθηκε ο αληθής χάρτης παράλλαξης με εκείνον που προέκυψε από:

- εφαρμογή της T και βέλτιστου παραθύρου συσσωμάτωσης,
- εφαρμογή της Σ (*Expansion*) με τον βέλτιστο συνδυασμό παραμέτρων
- εφαρμογή της $T\Sigma$ με χρήση βέλτιστων παραθύρων.

Με σύγκριση των παραχθέντων χαρτών παράλλαξης από κάθε μέθοδο με τον αληθή προέκυψαν αντίστοιχα ποσοστά επιτυχίας και χάρτες διαφορών ($\Delta d = d_{\alpha\lambda\eta\theta} - d_{\text{παραγ}}$). Υπενθυμίζεται ότι στους χάρτες διαφορών πράσινες και κόκκινες εικονοψηφίδες είναι όσες δεν έχουν συνταυτιστεί σωστά: με πράσινο χρώμα απεικονίζονται όσες θέσεις έχουν διαφορά $\Delta d > 1$ από την αληθή παράλλαξη, ενώ με κόκκινο εκείνες με διαφορά $\Delta d < -1$. Όλοι οι χάρτες παράλλαξης καθώς και οι αξιολογήσεις τους έχουν αναχθεί στην κατάλληλη κλίμακα ώστε οι παραλλάξεις να απεικονίζονται στο πλήρες εύρος τιμών του γκριζου (σε εικόνα 8-bit). Στις επόμενες ενότητες θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα (χάρτες παράλλαξης και ποσοστά επιτυχίας) για κάθε ζεύγος καθώς και ορισμένες οπτικοποιημένες συγκρίσεις μεταξύ των μεθόδων. Οι μέθοδοι συγκρίθηκαν ανά δύο (έστω α, β) και αποτυπώθηκαν σε διαφορετικές αποχρώσεις οι:

- εικονοψηφίδες που έχουν συνταυτιστεί εσφαλμένα και στις δύο μεθόδους
- εικονοψηφίδες που έχουν συνταυτιστεί εσφαλμένα μόνο με την μέθοδο (α)
- εικονοψηφίδες που έχουν συνταυτιστεί εσφαλμένα μόνο με την μέθοδο (β).

4.3.1 Ζεύγος εικόνων *Teddy*



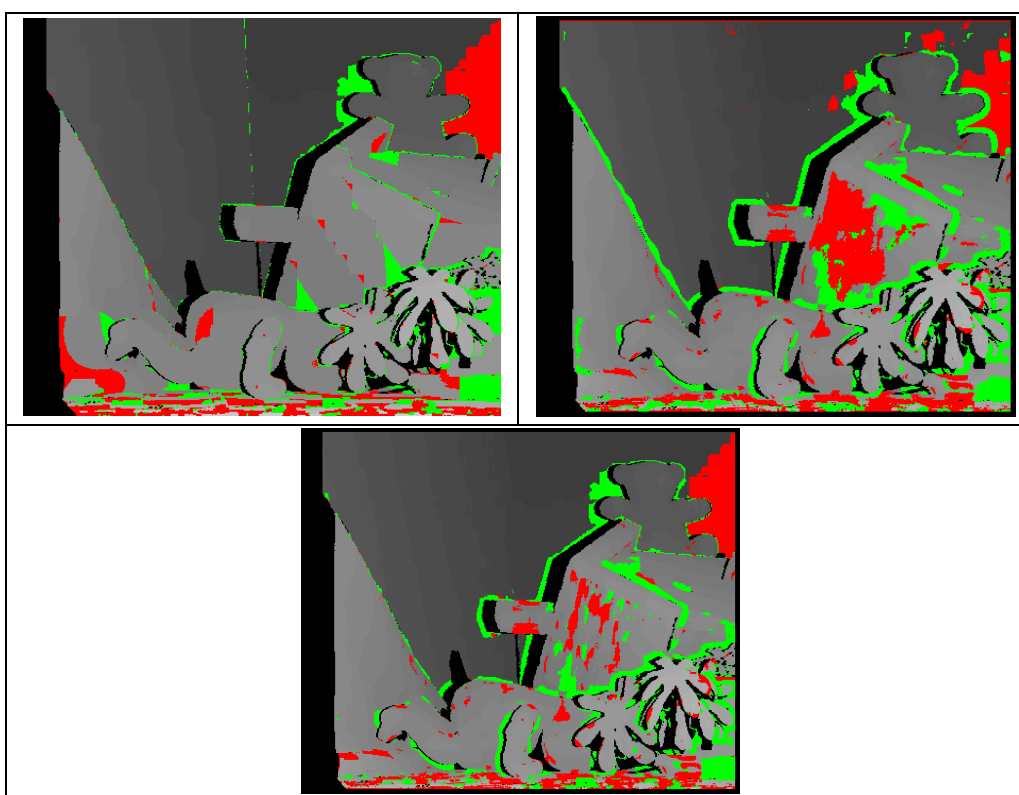
Εικόνα 4.8: Πάνω αριστερά: αληθής χάρτης παράλλαξης, πάνω δεξιά: χάρτης παράλλαξης Σ , κάτω αριστερά: χάρτης παράλλαξης T , κάτω δεξιά: χάρτης παράλλαξης $T\Sigma$.

Στην Εικ. 4.8 παρουσιάζονται οι χάρτες παράλλαξης από τις τρεις μεθόδους όπως και ο αληθής χάρτης της εικόνας αναφοράς. Οι χάρτες παράλλαξης των T και TΣ προήλθαν από εφαρμογή παραθύρου συσσωμάτωσης μεγέθους 11x11, ενώ για την TΣ το εύρος αναζήτησης περί την αρχική τιμή ήταν 3. Για τον χάρτη παράλλαξης της μεθόδου Σ εφαρμόστηκε ο σύνολος αλγόριθμος *Expansion (graph-cuts)*. Το μέτρο ομοιότητας ήταν εκείνο των απόλυτων διαφορών (AD), ενώ οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι εξής:

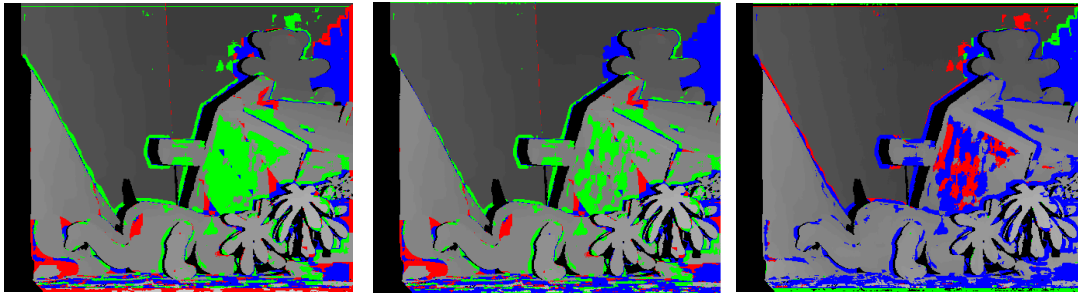
- κατώφλι διαφορών (t) = 16
- κατώφλι κλίσης (g) = 15
- σχετικό βάρος όρου ομαλότητας (l) = 10
- βάρος ποινής (p) = 3

Παρουσιάζονται ακολούθως τα ποσοστά των σωστά συνταυτισμένων εικονοψηφίδων καθώς και οι χάρτες διαφορών, όπου οι κόκκινες και πράσινες εικονοψηφίδες (όπως ήδη εξηγήθηκε) είναι όσες δεν έχουν συνταυτιστεί σωστά (Εικ. 4.9).

Ποσοστά συνταυτισθέντων pixel εντός ορίων [-1,1] (%)		
Σ	T	TΣ
88.1	80.0	84.7



Εικόνα 4.9: Χάρτες διαφορών παραλάξεων αληθούς χάρτη παράλλαξης από: τον χάρτη παράλλαξης της Σ (πάνω αριστερά), τον χάρτη παράλλαξης της T (πάνω δεξιά) και τον χάρτη παράλλαξης της TΣ (κάτω).



Εικόνα 4.10: Αριστερά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και Σ . Μέσον: σύγκριση χαρτών παράλλαξης Σ και $T\Sigma$. Δεξιά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και $T\Sigma$.

Στην Εικ. 4.10 αριστερά: φαίνονται τα pixel που έχουν συνταυτιστεί λανθασμένα στην μέθοδο Σ (κόκκινο), στην T (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – μέσον: τα pixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην Σ (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – δεξιά: τα pixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην T (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε).

Κατά την σύγκριση των μεθόδων εμφανίζονται σαφώς καλύτερα τα αποτελέσματα από την Σ όσον αφορά το πλήθος των σωστά συνταυτισμένων pixel. Ο συνδυασμός $T\Sigma$ παρουσιάζει αποτελέσματα αισθητά βελτιωμένα απέναντι στην απλή T , η οποία εμφανίζει σφάλματα τόσο στις ακμές όσο και στις επίπεδες ομοιογενείς επιφάνειες, ενώ δημιουργεί “άτακτο θόρυβο” εσφαλμένων εικονοψηφίδων. Η $T\Sigma$ απομακρύνει εν πολλοίς τον άτακτο θόρυβο και ορισμένες εσφαλμένες εικονοψηφίδες στις ακμές. Ωστόσο, παρά την πολύ αυστηρή δέσμευση αναζήτησης, η $T\Sigma$ υποβαθμίζει τα αποτελέσματα της Σ .

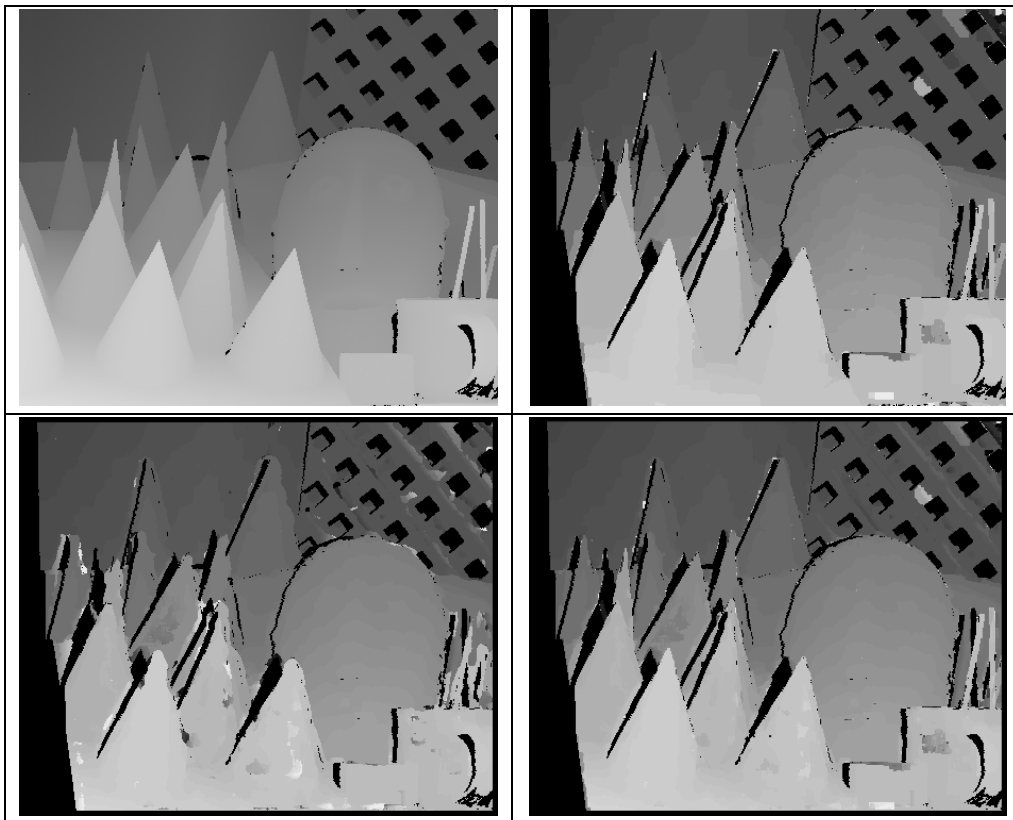
4.3.2 Ζεύγος εικόνων *Cones*

Η T όπως και η $T\Sigma$ εφαρμόστηκαν σε αυτό το ζεύγος με παράθυρο συσσωμάτωσης 11×11 . Και εδώ το εύρος αναζήτησης μικρότερου κόστους συσσωμάτωσης στην $T\Sigma$ ήταν 3. Για την Σ οι βέλτιστες παράμετροι για το ζεύγος *Cones* κατά την εφαρμογή της μεθόδου Expansion ήταν:

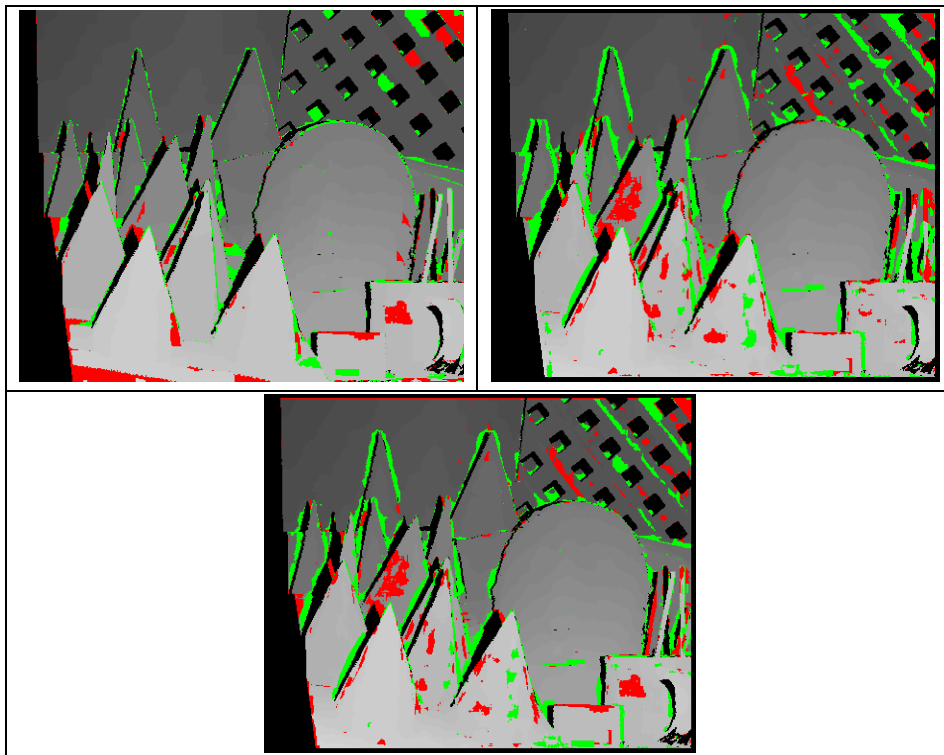
- κατώφλι διαφορών (t) = 16
- κατώφλι κλίσης (g) = 15
- σχετικό βάρος όρου ομαλότητας (l) = 10
- βάρος ποινής (p) = 3

Τα ποσοστά επιτυχίας ήταν τα ακόλουθα, ενώ οι χάρτες διαφορών καθώς και οι χάρτες με τις συγκρίσεις των μεθόδων φαίνονται στις Εικ. 4.11 και Εικ. 4.12.

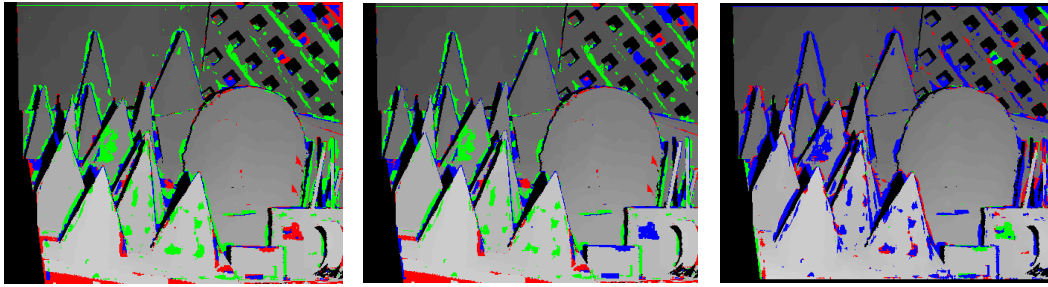
Ποσοστά συνταυτισθέντων pixel εντός ορίων $[-1,1]$ (%)		
Σ	T	$T\Sigma$
93.8	86.5	87.9



Εικόνα 4.11. Χάρτες παράλλαξης. Πάνω αριστερά: αληθής, πάνω δεξιά: Σ , κάτω αριστερά: Γ , κάτω δεξιά: $\Gamma\Sigma$.



Εικόνα 4.12: Χάρτες διαφορών από τον αληθή χάρτη παράλλαξης των χαρτών παράλλαξης: Σ (πάνω αριστερά), Γ (πάνω δεξιά), $\Gamma\Sigma$ (κάτω).



Εικόνα 4.13 Αριστερά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και Σ . Μέσον: σύγκριση χαρτών παράλλαξης Σ και $T\Sigma$. Δεξιά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και $T\Sigma$.

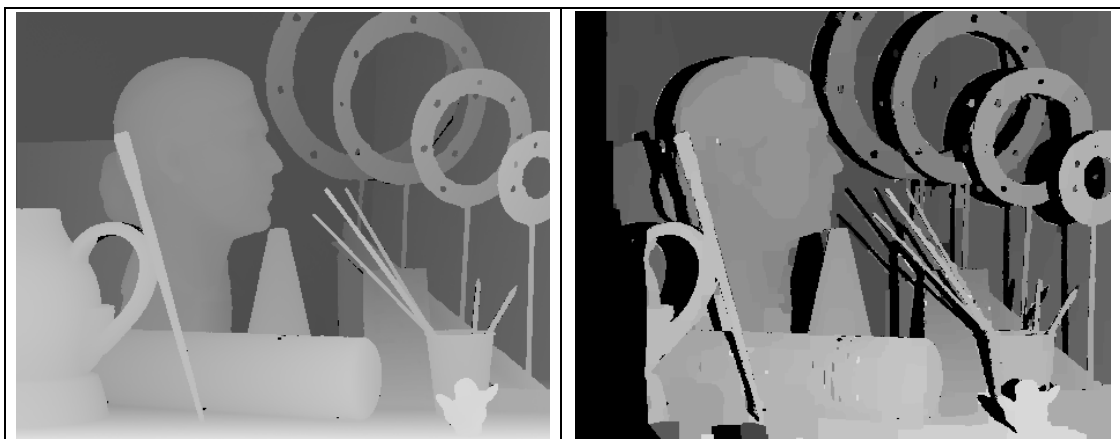
Στην Εικ. 4.13 αριστερά: φαίνονται τα ριxel που έχουν συνταυτιστεί λανθασμένα στην μέθοδο Σ (κόκκινο), στην T (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – μέσον: τα ριxel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην Σ (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – δεξιά: τα ριxel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην T (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε). Εδώ η διαφοροποίηση μεταξύ T και $T\Sigma$ είναι πρακτικά ελάχιστη. Εμφανίζονται πολλά σφάλματα στις ακμές των αντικειμένων, που στην συγκεκριμένη εικόνα είναι αρκετές. Παρ' ότι τα αποτελέσματα και για τις τρεις μεθόδους είναι αρκετά κοντά στον αληθή χάρτη παράλλαξης, ο συνδυασμός των μεθόδων δεν φαίνεται επιφέρει αξιοσημείωτη βελτίωση.

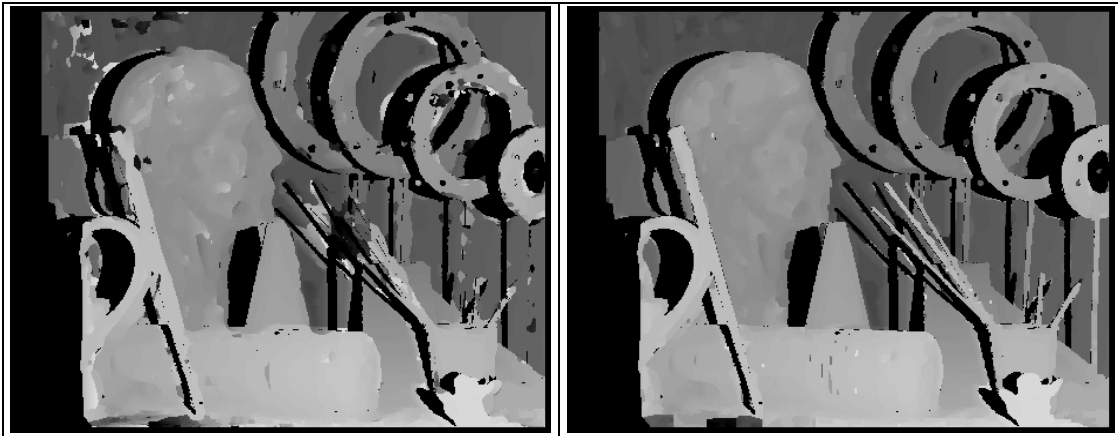
4.3.3 Ζεύγος εικόνων Art

Και εδώ ισχύει το παράθυρο συσσωμάτωσης 11×11 και εύρος αναζήτησης μικρότερου κόστους συσσωμάτωσης στην $T\Sigma$ ίσο με 3. Για την Σ οι βέλτιστες παράμετροι για το ζεύγος Art ήταν:

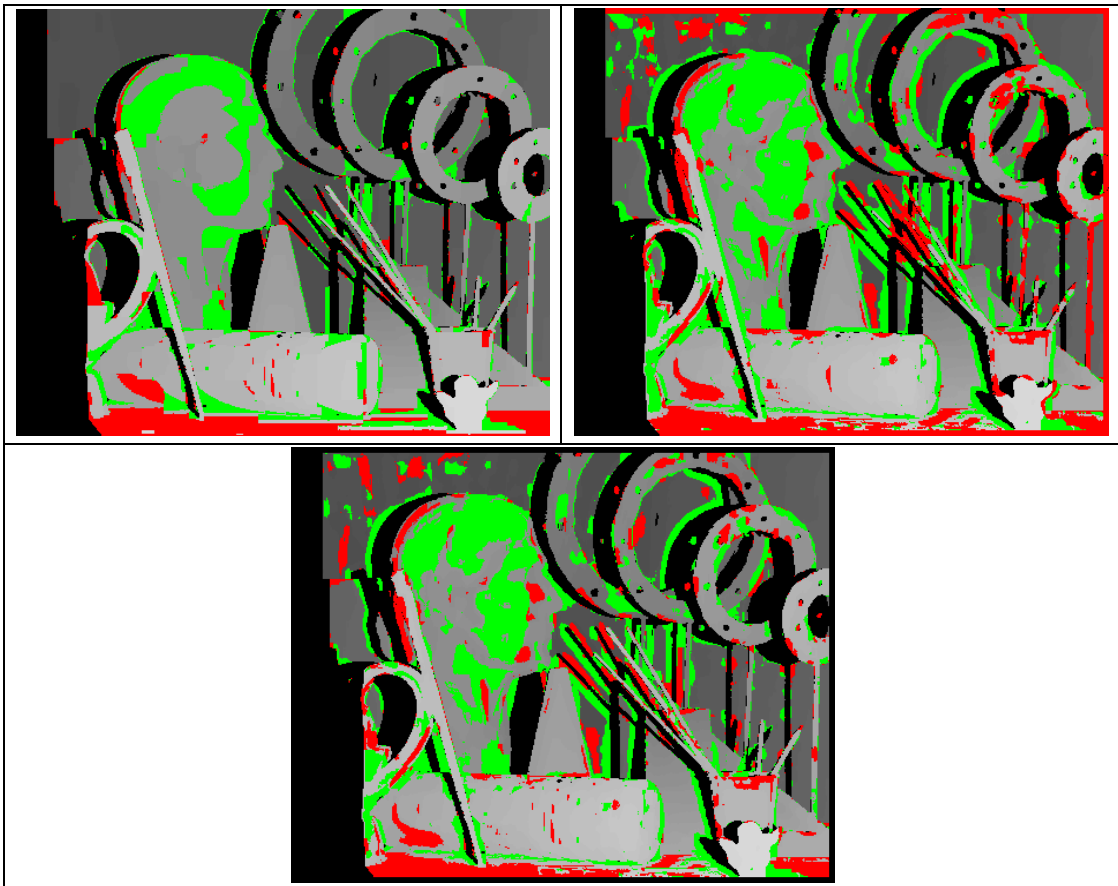
- κατώφλι διαφορών (t) = 24
- κατώφλι κλίσης (g) = 5
- σχετικό βάρος όρου ομαλότητας (l) = 25
- βάρος ποινής (p) = 1

Παρουσιάζονται τα ποσοστά επιτυχίας μαζί με τους χάρτες διαφορών και τους χάρτες συγκρίσεων των μεθόδων (Εικ. 4.14 και Εικ. 4.15).





Εικόνα 4.14: Χάρτες παράλλαξης. Πάνω αριστερά: αληθής, πάνω δεξιά: Σ, κάτω αριστερά: Τ, κάτω δεξιά: ΤΣ.



Εικόνα 4.15: Χάρτες διαφορών από τον αληθή χάρτη παράλλαξης των χαρτών παράλλαξης: Σ (πάνω αριστερά), Τ(πάνω δεξιά), ΤΣ (κάτω).

Ποσοστά συνταυτισθέντων pixel εντός ορίων [-1,1] (%)		
Σ	Τ	ΤΣ
81.3	63.8	69.9

Στην Εικ. 4.16 αριστερά: φαίνονται τα pixel που έχουν συνταυτιστεί λανθασμένα στην μέθοδο Σ (κόκκινο), στην T (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – μέσον: τα pixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην Σ (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – δεξιά: τα pixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην T (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε).



Εικόνα 4.16. Αριστερά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και Σ . Μέσον: σύγκριση χαρτών παράλλαξης Σ και $T\Sigma$. Δεξιά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και $T\Sigma$.

Και στην περίπτωση αυτή παρατηρείται ότι η T έχει αισθητά υποδεέστερες επιδόσεις σε σχέση με την Σ , ειδικά δε στην περιοχή των κρίκων όπου υπάρχουν αρκετές ακμές. Στο πρόσωπο του αγάλματος (μικρές ασυνέχειες βάθους) και οι δύο μέθοδοι παρουσιάζουν αρκετά σφάλματα, με την Σ πάντως να υπερισχύει. Στην $T\Sigma$ τα αποτελέσματα είναι αντίστοιχα με εκείνα της T , εκτός από ορισμένες περιοχές (ακμές κρίκων και πινέλων) όπου υπάρχει κάποια βελτίωση. Παρατηρείται ότι η $T\Sigma$ δεν επηρεάζεται τόσο από εσφαλμένες συνταυτίσεις της Σ παρά μόνο από εκείνες της T .

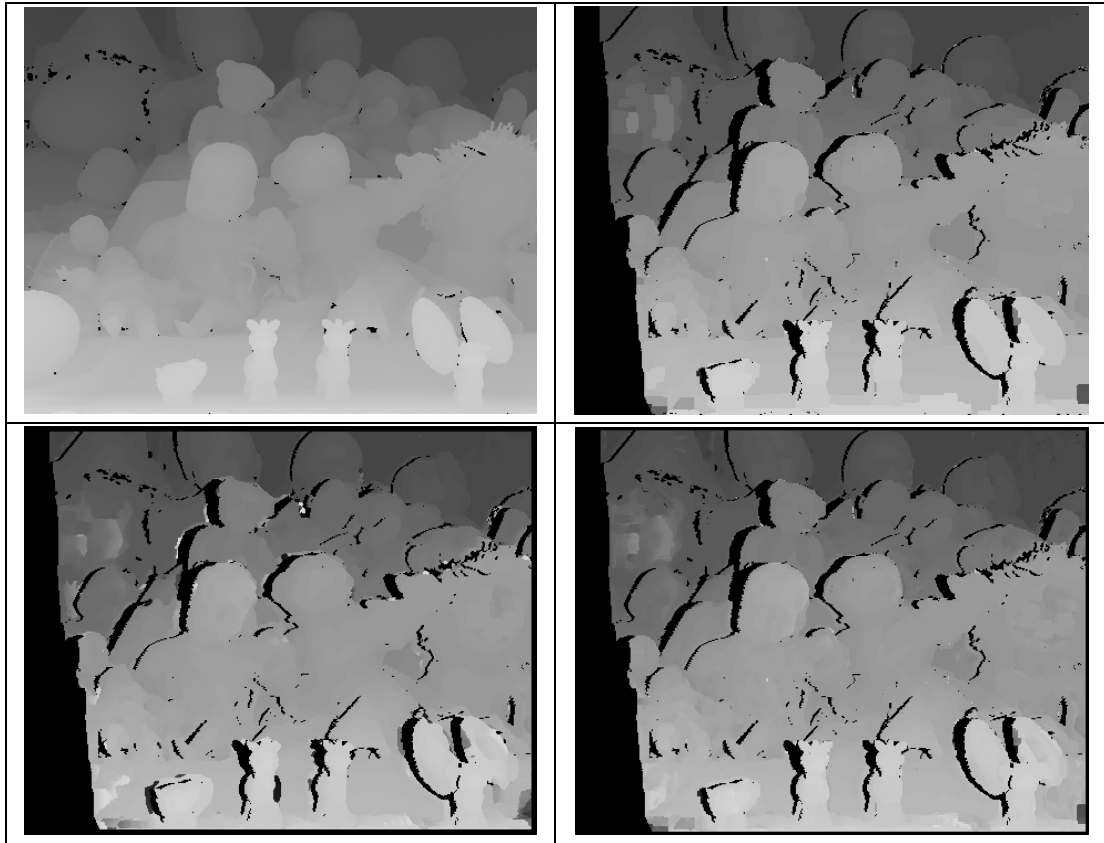
4.3.4 Ζεύγος εικόνων *Dolls*

Το παράθυρο συσσωμάτωσης που εφαρμόστηκε στην T ήταν 11×11 . Για την $T\Sigma$ καλύτερο αποτέλεσμα έδωσε το παράθυρο συσσωμάτωσης 7×7 , ενώ το εύρος αναζήτησης μικρότερου κόστους συσσωμάτωσης ήταν και εδώ 3. Για την Σ οι βέλτιστες παράμετροι για το ζεύγος κατά την εφαρμογή της μεθόδου Expansion ήταν:

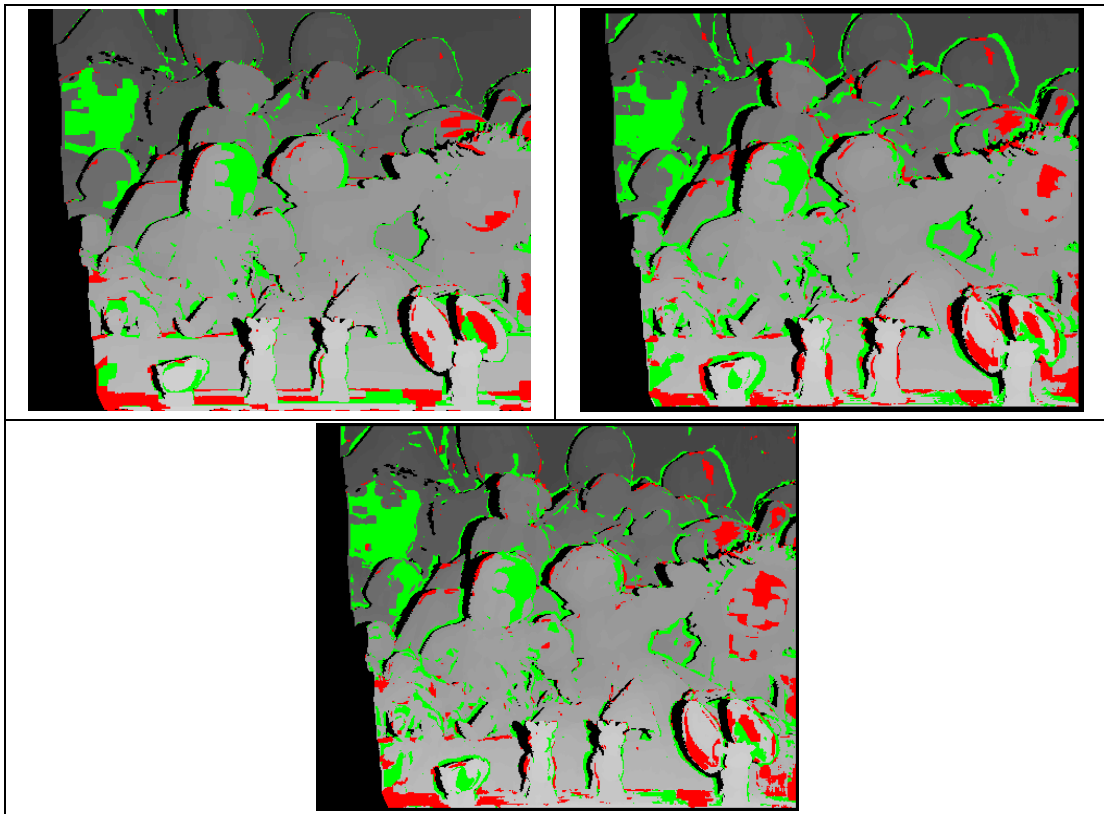
- κατώφλι διαφορών (t) = 24
- κατώφλι κλίσης (g)=5
- σχετικό βάρος όρου ομαλότητας (l) = 25
- βάρος ποινής (p) = 1

Τα ποσοστά επιτυχίας καθώς και οι χάρτες διαφορών και οι συγκριτικοί χάρτες των μεθόδων φαίνονται στην συνέχεια (Εικ. 4.17 και Εικ. 4.18).

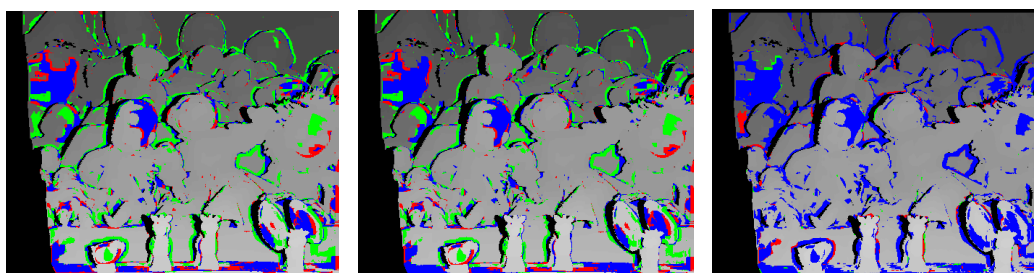
Ποσοστά συνταυτισθέντων pixel εντός ορίων $[-1,1]$ (%)		
Σ	T	$T\Sigma$
86.7	80.9	82.1



Εικόνα 4.17: Χάρτες παράλλαξης. Πάνω αριστερά: αληθής, πάνω δεξιά: Σ , κάτω αριστερά: Υ , κάτω δεξιά: $\Upsilon\Sigma$.



Εικόνα 4.18: Χάρτες διαφορών από τον αληθή χάρτη παράλλαξης των χαρτών παράλλαξης: Σ (πάνω αριστερά), Υ (πάνω δεξιά), $\Upsilon\Sigma$ (κάτω).



Εικόνα 4.19. Αριστερά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και Σ . Μέσον: σύγκριση χαρτών παράλλαξης Σ και $T\Sigma$. Δεξιά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και $T\Sigma$.

Στην Εικ. 4.19 αριστερά: φαίνονται τα pixel που έχουν συνταυτιστεί λανθασμένα στην μέθοδο Σ (κόκκινο), στην T (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – μέσον: τα pixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην Σ (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – δεξιά: τα pixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην T (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε).

Και σε αυτό το ζεύγος εικόνων η Σ αποδίδει καλύτερα στις ακμές των αντικειμένων, ενώ η T και η $T\Sigma$ έχουν ίδιες επιδόσεις, προκαλώντας λανθασμένες συνταυτίσεις κυρίως στις ακμές και, δευτερευόντως στις περιοχές, χαμηλής υφής.

4.3.5 Ζεύγος εικόνων *Moebius*

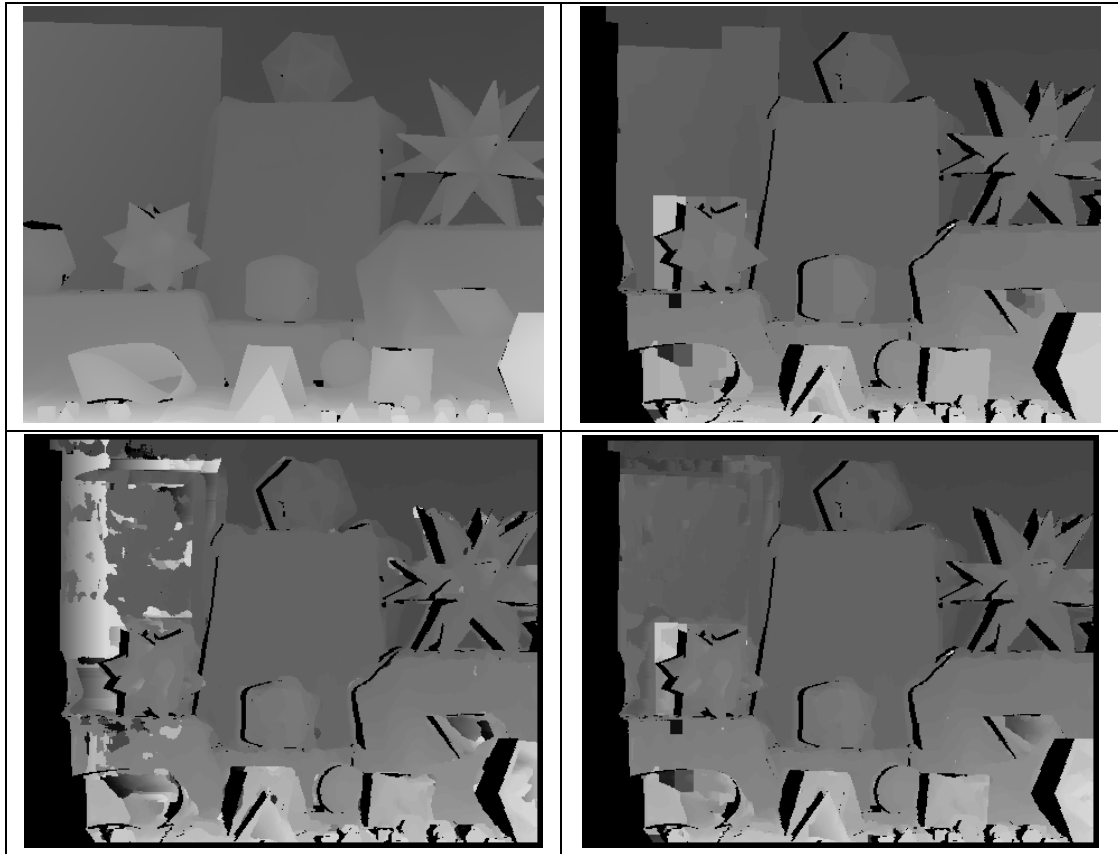
Το παράθυρο συσσωμάτωσης ήταν εδώ 11×11 και το εύρος αναζήτησης 3. Για την Σ οι βέλτιστες παράμετροι εφαρμογή της Expansion ήταν:

- κατώφλι διαφορών (t) = 24
- κατώφλι κλίσης (g) = 5
- σχετικό βάρος όρου ομαλότητας (l) = 25
- βάρος ποιής (p) = 2

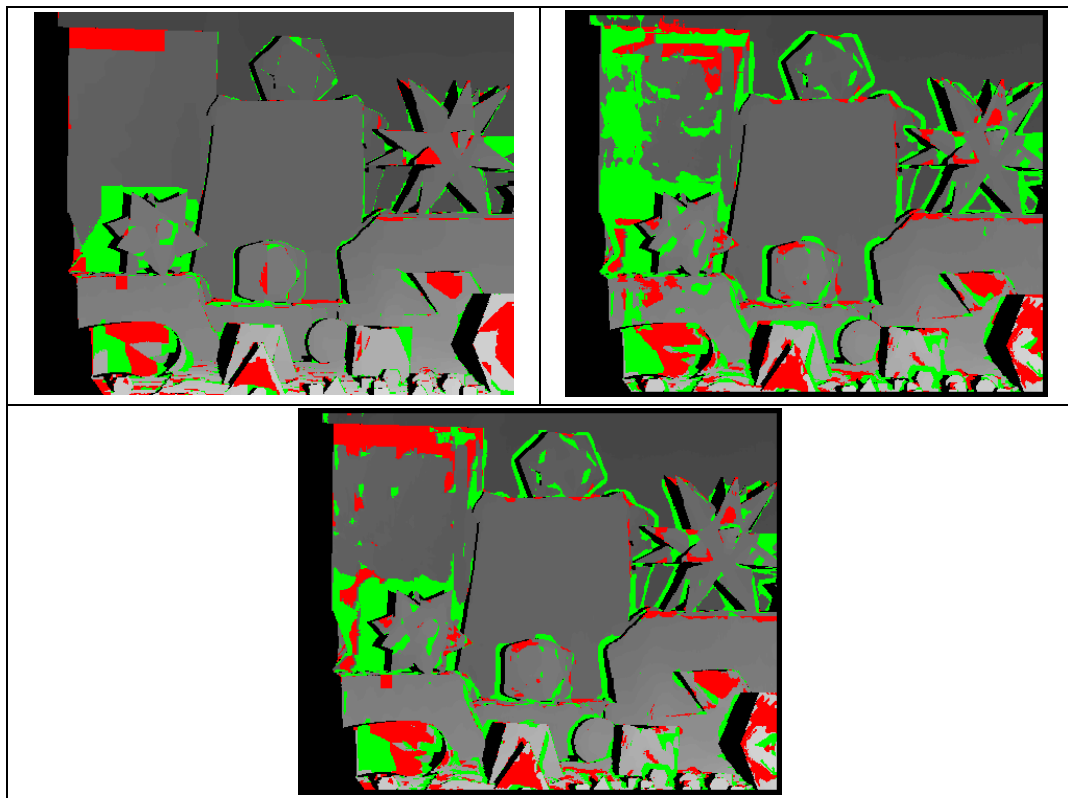
Τα ποσοστά επιτυχίας καθώς και οι χάρτες διαφορών και οι χάρτες συγκρίσεων φαίνονται παρακάτω (Εικ. 4.20 και Εικ. 4.21)

Ποσοστά συνταυτισθέντων pixel εντός ορίων $[-1,1]$ (%)		
Σ	T	$T\Sigma$
87.7	73.5	77.5

Στην Εικ. 4.22 αριστερά: φαίνονται τα pixel που έχουν συνταυτιστεί λανθασμένα στην μέθοδο Σ (κόκκινο), στην T (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – μέσον: τα pixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην Σ (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – δεξιά: τα pixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην T (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε).



Εικόνα 4.20: Χάρτες παράλλαξης. Πάνω αριστερά: αληθής, πάνω δεξιά: Σ , κάτω αριστερά: Υ , κάτω δεξιά: $\Upsilon\Sigma$.



Εικόνα 4.21: Χάρτες διαφορών από τον αληθή χάρτη παράλλαξης των χαρτών παράλλαξης: Σ (πάνω αριστερά), Υ (πάνω δεξιά), $\Upsilon\Sigma$ (κάτω).



Εικόνα 4.22. Αριστερά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και Σ . Μέσον: σύγκριση χαρτών παράλλαξης Σ και $T\Sigma$. Δεξιά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και $T\Sigma$.

Στο ζεύγος *Moebius* υπάρχουν πολλές ασυνέχειες βάθους, όπου η T και η $T\Sigma$ προκαλούν εσφαλμένες συνταυτίσεις. Και σε αυτό το ζεύγος οι δύο αυτές μέθοδοι δεν διαφέρουν ιδιαίτερα ως προς τα αποτελέσματα, με εξαίρεση πάντως ορισμένες επίπεδες επιφάνειες όπου η $T\Sigma$ φαίνεται να βελτιώνει την συνταύτιση. Η Σ έχει υψηλές επιδόσεις, τόσο στις ακμές όσο και σε περιοχές χαμηλής υψής.

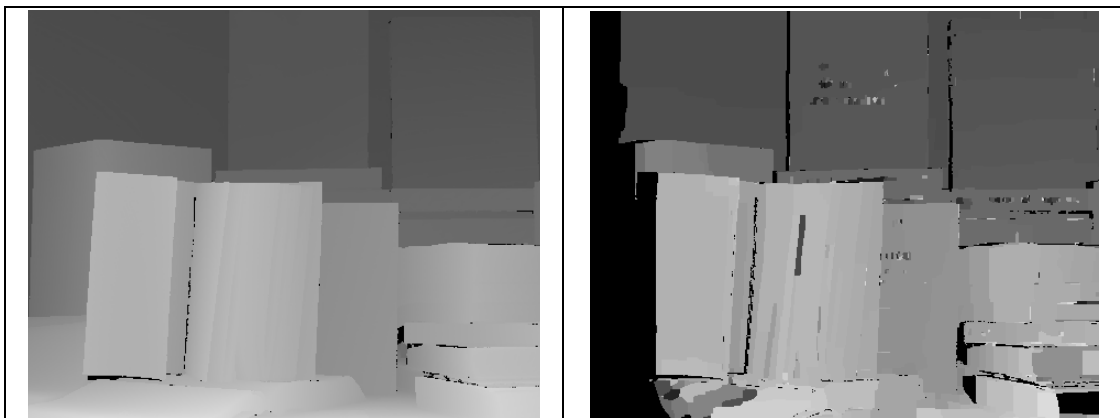
4.3.6 Ζεύγος εικόνων *Books*

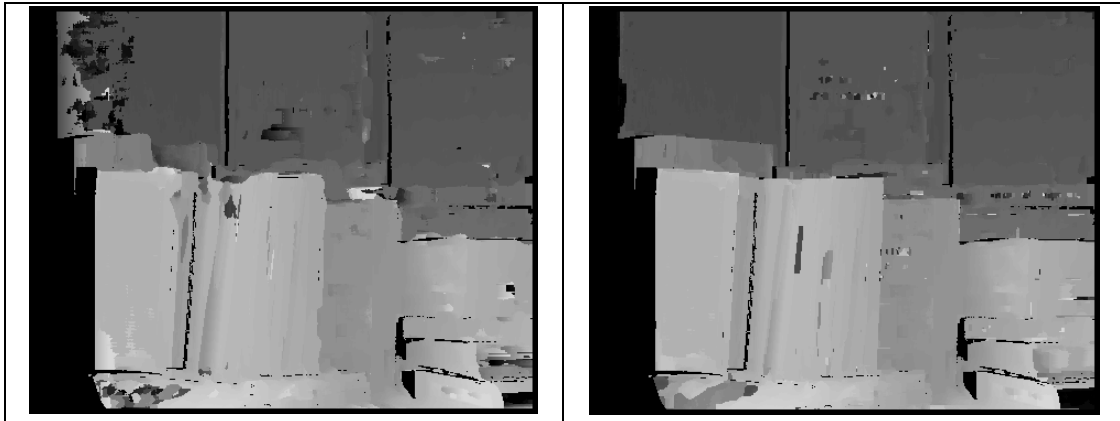
Χρησιμοποιήθηκαν παράθυρα συσσωμάτωσης 11×11 και εύρος αναζήτησης 3, για την δε Σ οι υπολογισμένοι μέσοι όροι των καλύτερων τιμών των παραμέτρων από τα ζεύγη *Art*, *Dolls* και *Moebius*. Ο αλγόριθμος *Expansion* υλοποιήθηκε με τις παραμέτρους:

- κατώφλι διαφορών (t) = 24
- κατώφλι κλίσης (g) = 15
- σχετικό βάρος όρου ομαλότητας (l) = 18
- βάρος ποινής (p) = 2

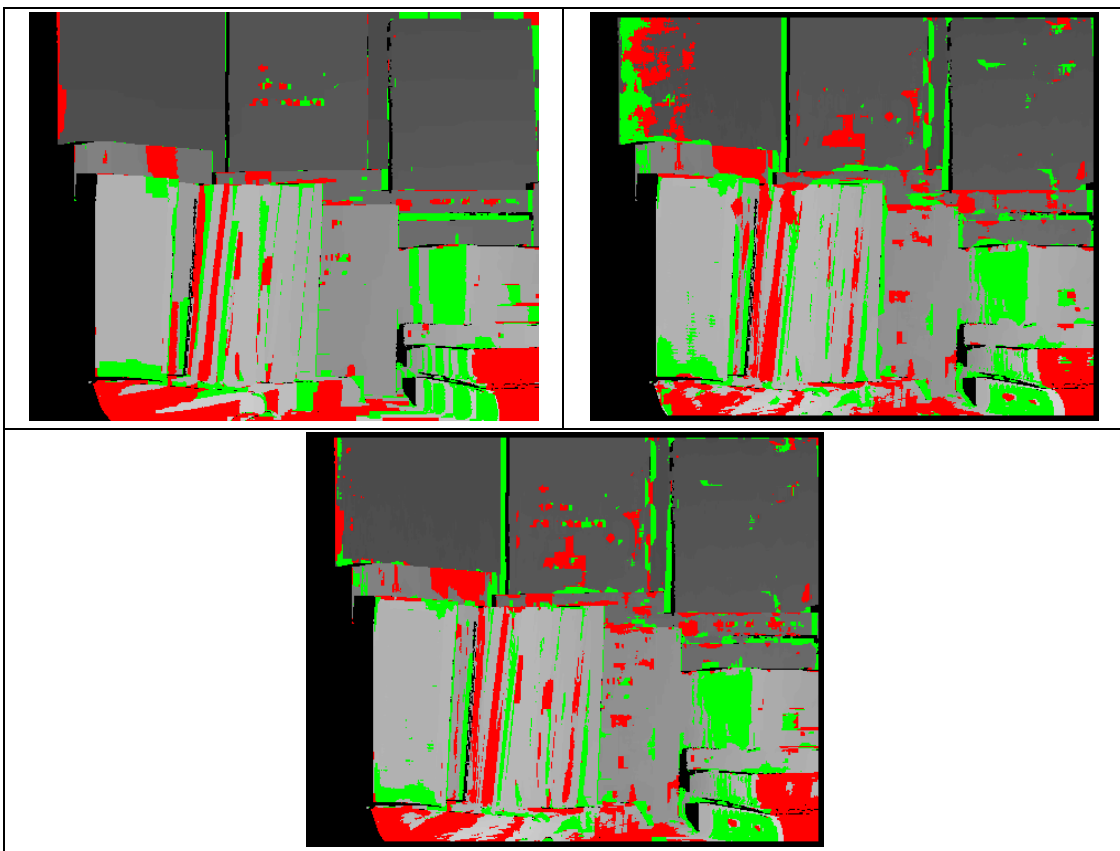
Τα ποσοστά επιτυχίας, μαζί με τους χάρτες διαφορών και τους χάρτες συγκρίσεων, φαίνονται στην συνέχεια (Εικ. 4.23 και Εικ. 4.24).

Ποσοστά συνταυτισθέντων <i>pixel</i> εντός ορίων $[-1,1]$ (%)		
Σ	T	$T\Sigma$
80.1	72.3	77.6

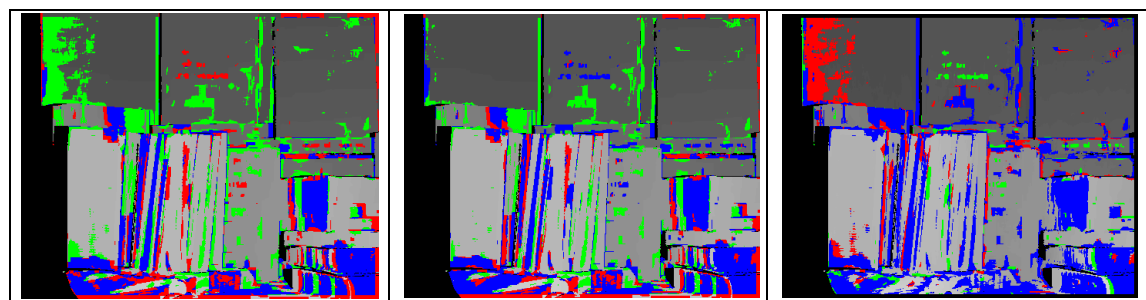




Εικόνα 4.23: Χάρτες παράλλαξης. Πάνω αριστερά: αληθής, πάνω δεξιά: Σ , κάτω αριστερά: T , κάτω δεξιά: $T\Sigma$.



Εικόνα 4.24: Χάρτες διαφορών από τον αληθή χάρτη παράλλαξης των χαρτών παράλλαξης: Σ (πάνω αριστερά), T (πάνω δεξιά), $T\Sigma$ (κάτω).



Εικόνα 4.25. Αριστερά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και Σ . Μέσον: σύγκριση χαρτών παράλλαξης Σ και $T\Sigma$. Δεξιά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και $T\Sigma$.

Στην Εικ. 4.25 αριστερά: φαίνονται τα ρixel που έχουν συνταυτιστεί λανθασμένα στην μέθοδο Σ (κόκκινο), στην T (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – μέσον: τα ρixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην Σ (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – δεξιά: τα ρixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην T (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε).

Το ζεύγος αυτό συνδυάζει πολλές ασυνέχειες βάθους με αρκετές επίπεδες επιφάνειες. Και οι τρεις μέθοδοι προκαλούν εσφαλμένη συνταύτιση στις ακμές των αντικειμένων, με την Σ βέβαια να αποδίδει και πάλι καλύτερα. Ωστόσο η $T\Sigma$ βελτιώνει εδώ σημαντικά την συνταύτιση σε σχέση με την T , η οποία προκαλεί σημαντικό διάσπαρτο θόρυβο σε ομαλές επιφάνειες των αντικειμένων.

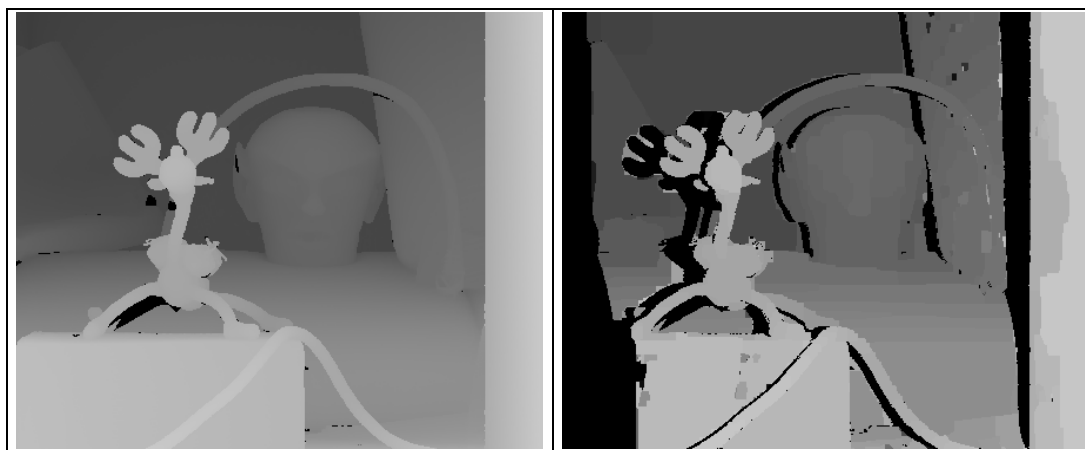
4.3.7 Ζεύγος εικόνων *Reindeer*

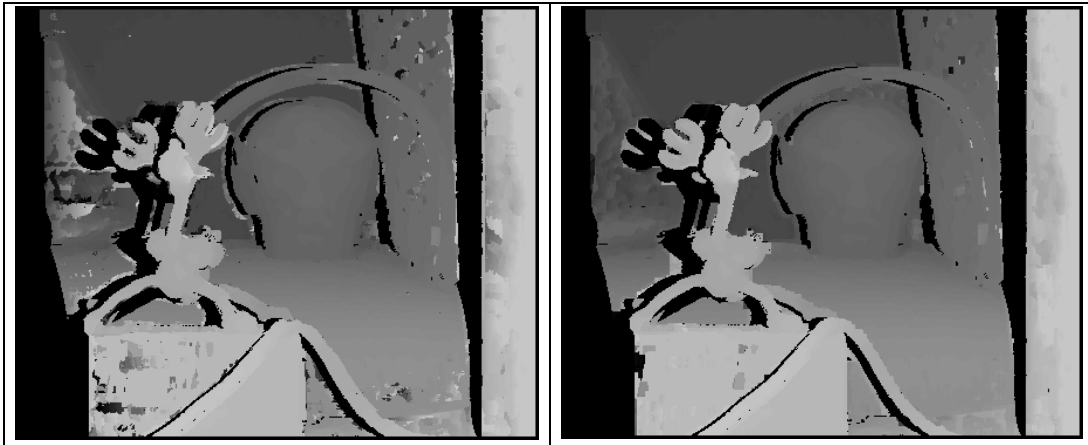
Εφαρμόστηκαν παράθυρα συσσωμάτωσης 11x11 και εύρος αναζήτησης 3. Και εδώ για την Σ αξιοποιήθηκαν οι μέσοι όροι των καλύτερων τιμών των παραμέτρων τα ζεύγη *Art*, *Dolls* και *Moebius*. Ο αλγόριθμος Expansion υλοποιήθηκε με τις παραμέτρους:

- κατώφλι διαφορών (t) = 24
- κατώφλι κλίσης (g) = 15
- σχετικό βάρος όρου ομαλότητας (l)=18
- βάρος ποινής (p)=2

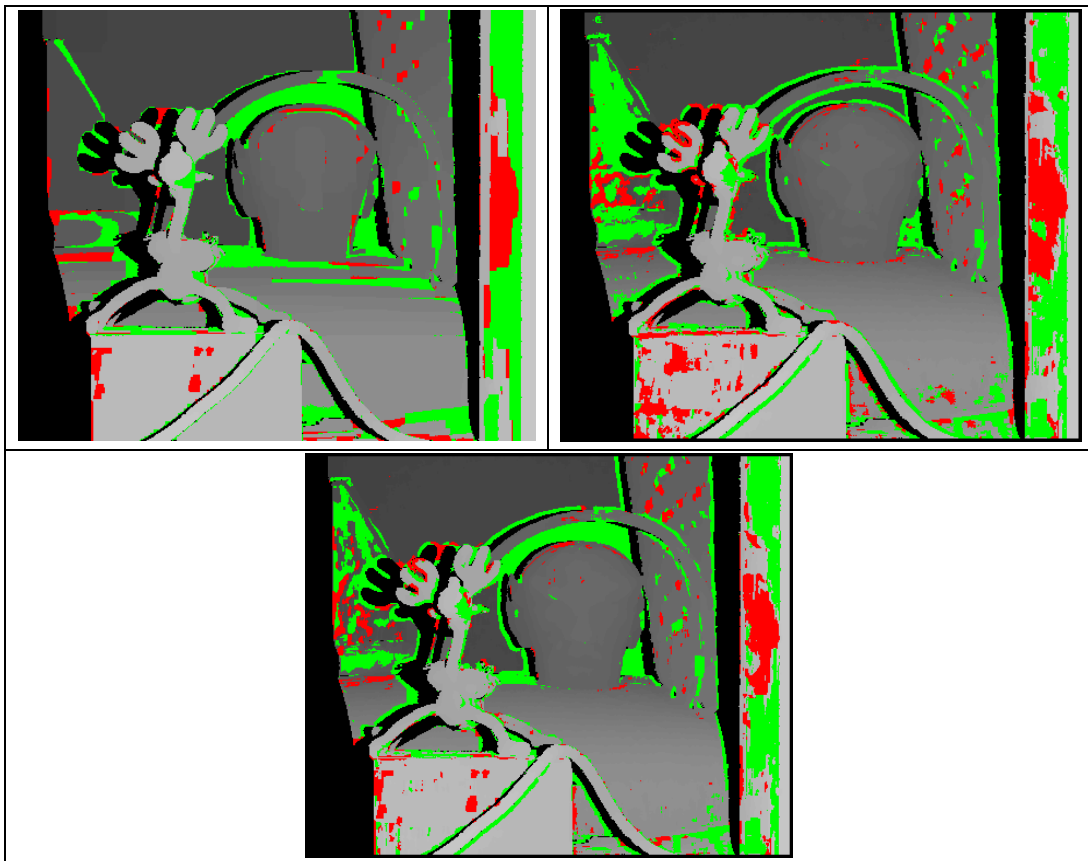
Ακολουθούν τα ποσοστά επιτυχίας των αλγορίθμων καθώς και οι χάρτες διαφορών και οι χάρτες συγκρίσεων (Εικ. 4.26 και Εικ. 4.27).

Ποσοστά συνταυτισθέντων ρixel εντός ορίων [-1,1] (%)		
Σ	T	$T\Sigma$
82.0	76.0	78.9



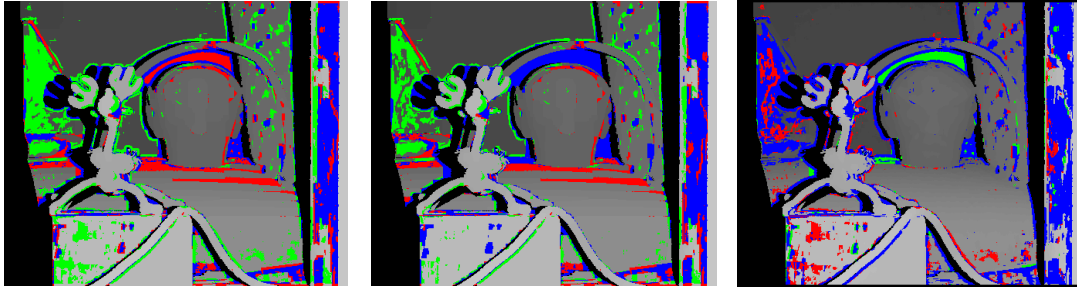


Εικόνα 4.26: Χάρτες παράλλαξης. Πάνω αριστερά: αληθής, πάνω δεξιά: Σ , κάτω αριστερά: T , κάτω δεξιά: $T\Sigma$.



Εικόνα 4.27: Χάρτες διαφορών από τον αληθή χάρτη παράλλαξης των χαρτών παράλλαξης: Σ (πάνω αριστερά), T (πάνω δεξιά), $T\Sigma$ (κάτω).

Στην Εικ. 4.28 αριστερά: φαίνονται τα ρixel που έχουν συνταυτιστεί λανθασμένα στην μέθοδο Σ (κόκκινο), στην T (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – μέσον: τα ρixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην Σ (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε) – δεξιά: τα ρixel που συνταυτίστηκαν λανθασμένα στην T (κόκκινο), στην $T\Sigma$ (πράσινο), και στις δύο μεθόδους (μπλε).



Εικόνα 4.28. Αριστερά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και Σ . Μέσον: σύγκριση χαρτών παράλλαξης Σ και $T\Sigma$. Δεξιά: σύγκριση χαρτών παράλλαξης T και $T\Sigma$.

Το τελευταίο ζεύγος εικόνων στο οποίο εφαρμόστηκαν και οι τρεις μέθοδοι, όπως ουσιαστικά και το προηγούμενο, δίνει σχετικά δυσμενέστερα αποτελέσματα. Αυτό οφείλεται βέβαια εν μέρει και στο γεγονός ότι χρησιμοποιήθηκαν παράμετροι βασισμένοι στον καλύτερο μέσο όρο και όχι στις καλύτερες τιμές του συγκεκριμένου ζεύγους. Ο αλγόριθμος της Σ εξακολουθεί πάντως να υπερέχει των άλλων μεθόδων, όπως έχει παρατηρηθεί και σε όλα προηγούμενα ζεύγη εικόνων. Εμφανίζονται όμως εδώ ουσιαστικά για πρώτη φορά και ορισμένες περιοχές, κυρίως επίπεδες, όπου φαίνεται να αστοχεί μόνο η Σ . Η T εμφανίζεται να δημιουργεί άτακτο θόρυβο, τον οποίο μόνο εν μέρει περιορίζει η $T\Sigma$.

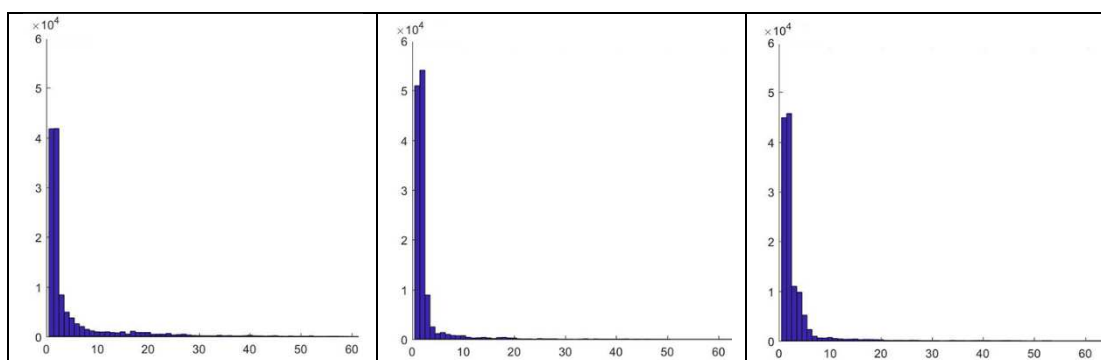
4.4 Αξιολόγηση και σχολιασμός αποτελεσμάτων

Από τις εφαρμογές που προηγήθηκαν προκύπτει, κατ' αρχάς, πως η σύνολη μέθοδος που επελέγη εδώ (ελαχιστοποίηση ενέργειας με την μέθοδο *Expansion / graph-cuts*), υλοποιημένη από τον D. Scharstein (<http://vision.middlebury.edu/MRF/code/>), υπερτερεί σε όλες τις περιπτώσεις, με κριτήριο το ποσοστό π_{Δ} των διαφορών μεταξύ υπολογιζόμενης και αληθούς παράλλαξης που βρίσκεται εντός του εύρους ± 1 . Η σύνολη μέθοδος έδωσε και στα 7 ζεύγη εικόνων που εξετάστηκαν $\pi_{\Delta} \geq 80\%$. Οι μέσες τιμές του π_{Δ} ήταν 86% για την σύνολη μέθοδο, 76% για την τοπική και 80% για τον συνδυασμό τους. Οι τιμές π_{Δ} της τοπικής μεθόδου ήταν μικρότερες από τις αντίστοιχες της σύνολης κατά 6-17%, ενώ του συνδυασμού των δύο μεθόδων από την σύνολη κατά 2-11%. Γενικά, η σύνολη μέθοδος απέδωσε καλά όχι μόνο σε σχετικά ομοιογενείς ραδιομετρικά επιφάνειες αλλά και σε περιοχές απότομων μεταβολών παράλλαξης (βάθους). Διαπιστώθηκε, επιπλέον, ότι η σύνολη προσέγγιση είναι πιο αξιόπιστη από την τοπική και στην περίπτωση συνδυασμού τους: τα καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν για το πολύ αυστηρό όριο επιτρεπόμενης μετάθεσης ± 1 pixel. Ακόμα και αυτό, όμως, δεν στάθηκε ικανό να επιτρέψει στην τοπική μέθοδο να φτάσει την ποιότητα της σύνολης. Η βελτίωση επήλθε, και εύλογα, κυρίως στις ομοιογενείς περιοχές και όχι σε περιοχές ασυνέχειας. Από την άποψη αυτή, κρίνεται ότι η τοπική μέθοδος, ό-

πως συγκεκριμένα εφαρμόστηκε εδώ (συνταύτιση απευθείας στις πρωτογενείς εικόνες – απλός υπολογισμός κόστους βάσει των απόλυτων διαφορών – παράθυρα σταθερού μεγέθους αλλά και σχήματος για όλα τα *pixel*) δεν έχει ουσιαστικά περιθώρια βελτίωσης. Σκέψεις για δυνατότητες που, βάσει και της βιβλιογραφίας, αναμένεται πως θα αναβαθμίσουν την απόδοση προσεγγίσεων στην λογική της τοπικής συνταύτισης κατατίθενται στο επόμενο κεφάλαιο.

Ωστόσο, το κριτήριο π_{Δ} (δηλαδή του πόσα *pixel* έχουν υπολογισμένες παραλλάξεις με απόλυτες τιμές απόκλισης από την αληθή ≤ 1) δεν είναι το μοναδικό που ενδιαφέρει. Σημασία έχει και το πώς συμπεριφέρονται τα υπόλοιπα $(100-\pi_{\Delta})\%$ *pixel*. Για τον σκοπό αυτό υπολογίστηκαν, για κάθε μέθοδο και για όλα τα *pixel*, η μέση τιμή των απόλυτων διαφορών των εκάστοτε υπολογιζόμενων παραλλάξεων από τις αληθείς τιμές, η τυπική τους απόκλιση και η μέση τετραγωνική τιμή τους (RMS). Τα αποτελέσματα έχουν συγκεντρωθεί στον επόμενο πίνακα. Ακόμα, η Εικ. 4.29 παρουσιάζει ενδεικτικά τα ιστογράμματα των σφαλμάτων παράλλαξης ενός ζεύγους για όλες τις μεθόδους.

Διαφορές υπολογισμένων τιμών παράλλαξης από τις αληθείς (Τ: τοπική μέθοδος, Σ: σύνολη μέθοδος, ΤΣ: συνδυασμός τους)									
ζεύγος	μέση τετραγωνική τιμή			μέσος όρος			τυπική απόκλιση		
	Τ	Σ	ΤΣ	Τ	Σ	ΤΣ	Τ	Σ	ΤΣ
<i>Cones</i>	4.8	3.4	3.4	1.6	0.9	1.1	4.5	3.3	3.2
<i>Teddy</i>	7.1	4.8	4.7	2.7	1.5	1.6	6.6	4.5	4.5
<i>Art</i>	9.0	5.2	5.3	8.1	4.9	4.9	8.1	4.9	4.9
<i>Dolls</i>	4.3	2.8	3.0	1.5	1.0	1.1	4.1	2.6	2.7
<i>Moebius</i>	8.7	4.2	4.4	3.4	1.3	1.5	8.0	4.0	4.1
<i>Books</i>	7.2	6.6	6.1	2.6	2.0	1.9	6.6	6.3	5.8
<i>Reindeer</i>	6.5	4.2	4.2	2.5	1.5	1.6	6.1	3.9	3.9



Εικόνα 4.29. Ιστογράμματα σφαλμάτων παράλλαξης (ζεύγος *Art*). Από αριστερά: τοπική μέθοδος, σύνολη μέθοδος, συνδυασμός τους.

Φαίνεται, όπως προφανώς αναμενόταν, ότι γενικά η σύνολη μέθοδος περιορίζει ριζικά τα χονδροειδή σφάλματα της αυτόνομης τοπικής μεθόδου (μείωση τιμής του RMS

έως και κατά 3.7). Ο συνδυασμός τοπικής και σύνολης κινείται βέβαια πρακτικά περί τις τιμές της σύνολης. Ωστόσο, ακόμα και η πολύ περιορισμένη δυνατότητα κίνησης περί την τιμή την προερχόμενη από την σύνολη μέθοδο που δόθηκε στην συνδυασμένη εφαρμογή της τοπικής μεθόδου υποβάθμισε την ποιότητα της συνταύτισης όσον αφορά τα σωστά συνταυτισμένα σημεία (ποσοστό π_{Δ}), ειδικά στις περιοχές των ορίων των αντικειμένων.

5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ και ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

5.1 Γενικά συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία εξετάστηκαν ορισμένες πλευρές του θέματος “αυτόματη διεικονική συνταύτιση εικόνας”. Κατ’ αρχάς, χρησιμοποιήθηκε μια ελεύθερα διαθέσιμη υλοποίηση της λεγόμενης σύνολης συνταύτισης εικόνας (διαδικασία δηλαδή που ελαχιστοποιεί μια συνάρτηση ενέργειας για ολόκληρη την εικόνα προκειμένου να εκτιμήσει, συνολικά ως προς μια άλλη, βέλτιστες τιμές παράλλαξης για όλες τις εικονοψηφίδες). Το πρόβλημα αυτό είναι σύνθετο, εμπλέκοντας διαφορετικές μεθόδους ελαχιστοποίησης και ποικιλία παραμέτρων. Διαπιστώθηκε ότι και τα δύο επηρεάζουν άμεσα τα αποτελέσματα. Με βάση τις επιλογές που έγιναν εδώ μετά από εκτεταμένες δοκιμές, φάνηκε πως η σύνολη μέθοδος δίνει κατ’ αρχήν καλά αποτελέσματα (απόλυτες αποκλίσεις υπολογιζόμενης παράλλαξης ως προς γνωστά αληθή δεδομένα ≤ 1 pixel σε $\geq 80\%$ του συνόλου των εικονοψηφίδων). Γενικά, η προσέγγιση αυτή αποδίδει καλά σε ομοιογενείς περιοχές αλλά αντεπεξέρχεται ικανοποιητικά και σε περιοχές ασυνεχειών (καθώς η δέσμευση της συνέχειας/ομαλότητας της επιφάνειας “χαλαρώνει” στον αλγόριθμο σε περιοχές έντονων κλίσεων της εικόνας).

Από την μεριά της, η τοπική μέθοδος διεικονικής συνταύτισης είναι βέβαια πολύ απλούστερη και ταχύτερη αφού συνταυτίζει ατομικά τα pixel (συνήθως με χρήση παραθύρων περί αυτά). Ωστόσο πάσχει, ειδικά στις πιο απλές εκδοχές της, τουλάχιστον σε δύο βασικά σημεία: αφενός σε περιοχές ομοιογενούς υφής, αφετέρου δε σε περιοχές απότομων μεταβολών βάθους (παράλλαξης) στην απεικονιζόμενη επιφάνεια. Η πρώτη περίπτωση μπορεί να κάλλιστα οδηγήσει σε χονδροειδή σφάλματα λόγω αβεβαιότητας της λύσης, στην δε δεύτερη σε σφάλματα λόγω συμμετοχής στον υπολογισμό της παράλλαξης σημείων που, καίτοι βρίσκονται μέσα στο παράθυρο συσσωμάτωσης, αντιστοιχούν σε πολύ διαφορετικές αποστάσεις από την μηχανή λήψης. Συνέπεια ήταν ότι τα αποτελέσματα από την τοπική μέθοδο ήταν εμφανώς κατώτερα εκείνων της σύνολης, ειδικά μάλιστα καθώς τα ζεύγη εικόνων που χρησιμοποιήθηκαν περιελάμβαναν πλήθος ομογενών περιοχών και ασυνεχειών.

Μια σκέψη που εξετάστηκε σε αυτή την διπλωματική εργασία ήταν, έτσι, να διερευνηθεί κατά πόσον θα μπορούσε η αξιοποίηση αποτελεσμάτων από μια σύνολη προσέγγιση ως αρχικών τιμών να βελτιώσει τις επιδόσεις της τοπικής προσέγγισης (τουλάχιστον όσον αφορά το πρώτο πρόβλημα, εκείνο που σχετίζεται με φτωχή ραδιομετρική υφή). Αυτό υλοποιήθηκε με μια απλή τοπική μέθοδο, στην οποία επιτρεπόταν η αναζήτηση της βέλτιστης παράλλαξης στο εξαιρετικά αυστηρό εύρος των ± 1 pixel περί την αρχική τιμή (παράθυρο 1×3) και στο μεγαλύτερο εύρος των ± 3 pixel (παράθυρο 1×7). Διαπιστώθηκε ότι τα αποτελέσματα της σύνολης μεθόδου ήταν και πάλι ανώτερα. Τούτο φάνηκε και στο ότι το πολύ μικρό παράθυρο αναζήτησης (1×3) έδωσε σε όλες τις περιπτώσεις (ελαφρώς) καλύτερα αποτελέσματα από εκείνα του μεγα-

λύτερου (1x7).

Γενικό συμπέρασμα ήταν πως ο συγκεκριμένος συνδυασμός τοπικής-σύνολης μεθόδου ενίσχυσε βέβαια σαφώς, σε όλες τις περιπτώσεις, τις επιδόσεις της τοπικής προσέγγισης στις περιοχές ομοιογενούς ραδιομετρίας, ωστόσο δεν επέφερε καμία ουσιαστική βελτίωση στις αστοχίες σε περιοχές ακμών. Όπως όμως έχει ήδη αναφερθεί, η τοπική προσέγγιση που υλοποιήθηκε εδώ ήταν στην πραγματικότητα η απλούστερη δυνατή: η συνταύτιση έγινε απευθείας στις πρωτογενείς εικόνες (δηλαδή χωρίς καμία προεπεξεργασία ή εφαρμογή κατάλληλων φίλτρων), το αρχικό κόστος υπολογίστηκε άμεσα βάσει των απόλυτων διαφορών έντασης και εν συνεχεία συσσωματώθηκε, και μάλιστα απλώς σε τετραγωνικά παράθυρα σταθερού μεγέθους για όλα τα εικονοσημεία. Δεδομένου ότι η σχετική βιβλιογραφία αναφέρει αρκετές τεχνικές που είναι σε θέση ισχυροποιήσουν τις τοπικές μεθόδους, ιδίως σε περιοχές απότομης μεταβολής της παράλλαξης, αναφέρονται στην συνέχεια ορισμένες σκέψεις επ' αυτού.

5.2 Σκέψεις για περαιτέρω διερεύνηση

Οι τοπικές μέθοδοι βάσει παραθύρων υποθέτουν εμμέσως, κατ' αρχήν τουλάχιστον, πως όλα τα απεικονιζόμενα εντός ενός παραθύρου σημεία απέχουν εξίσου από την μηχανή λήψης, οπότε η συνταύτιση σε περιοχή ασυνέχειας βάθους οδηγεί σε σοβαρά σφάλματα. Κόστη σε μη παραμετρικά μετασχηματισμένες εικόνες (πχ. με τους μετασχηματισμούς Rank ή Census που αναφέρθηκαν στην Ενότητα 2.2.1.2) περιορίζουν το πρόβλημα, αφού τα χονδροειδή σφάλματα έχουν πλέον μικρότερο βάρος γιατί καθοριστική δεν είναι αυτή καθαυτή η ραδιομετρική διαφορά των σημείων αλλά απλώς το πρόσημό της. Για παράδειγμα, εφαρμόζοντας ως μέτρο το άθροισμα των απόλυτων διαφορών (SAD) σε εικόνες μετασχηματισμένες με Rank, η Φλωρίδη (2013) πήρε στο ζεύγος *Teddy* αποτέλεσμα καλύτερο κατά 4% στο πλήθος των σωστών παραλλάξεων σε σχέση με εκείνο της παρούσας εργασίας.

Βελτίωση στις τοπικές μεθόδους μπορεί να επιφέρει και η χρήση *προσαρμοζόμενων βαρών* (*adaptive weights*) στην φάση της συσσωμάτωσης κόστους, με υπολογισμό βάρους για κάθε pixel. Τέτοιοι αλγόριθμοι διεικονικής συνταύτισης υπολογίζουν τις τιμές των προσαρμοζόμενων βαρών χρησιμοποιώντας συνδυασμό *χρωματικής ομοιότητας* και *γεωμετρικής εγγύτητας* μεταξύ του εκάστοτε κεντρικού pixel και των γειτονικών του εντός του παραθύρου της εικόνας (Lee & Moon, 2017). Στο πλαίσιο αυτό, έχουν προταθεί αρκετές τεχνικές “αυτοπροσαρμοζόμενης” απόδοσης βάρους με την βοήθεια εργαλείων όπως το αμφίπλευρο (*bilateral*) ή το “καθοδηγούμενο” (*guided*) φίλτρο είτε άλλων τεχνικών εξομάλυνσης, οι οποίες όμως ταυτόχρονα διατηρούν τις ακμές (Gao et al., 2015). Και προφανώς μια τέτοια ανά σημείο απόδοση βάρους μπορεί παράλληλα να εφαρμόζεται και σε μη παραμετρικά μετασχηματισμένες εικόνες.

Τέλος, περαιτέρω δυνατότητες βελτίωσης των τοπικών μεθόδων προσφέρει η χρήση παραθύρων *προσαρμοζόμενου σχήματος και μεγέθους* (Fusiello et al., 1997, Zhang et

al., 2009, Stentoumis et al., 2014), κατά την οποία δημιουργείται γενικά ένα παράθυρο χονδρικά σε σχήμα σταυρού περί το εξεταζόμενο κεντρικό ριχελ. Όλες αυτές τεχνικές έχουν δώσει καλά αποτελέσματα, επομένως θα μπορούσαν επίσης να αξιοποιηθούν και σε περιπτώσεις πιθανών συνδυασμών με σύνολες μεθόδους, όπως εκείνη που εξετάστηκε εδώ.

Βιβλιογραφία

Διεθνής βιβλιογραφία

Banks J., Corke P., 2001. Quantitative evaluation of matching methods and validity measures for stereo vision. *The International Journal of Robotics Research*, 20(7), pp. 512-532.

Bethmann F., Luhmann T., 2015. Semi-global matching in object space. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL-3/W2, pp. 23-30.

Boykov Y., Veksler O., Zabih R., 2001. Fast approximate energy minimization via graph cuts. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(11), pp. 1222-1239.

Boykov Y., Kolmogorov V., 2004. An experimental comparison of min-cut/max-ow algorithms for energy minimization in vision. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(9), pp. 1124-1137.

Conejo B., Leprince S., Ayoub F., Avouac J.P., 2014. Fast global stereo matching via energy pyramid minimization. *Photogrammetric Computer Vision – PCV 2014*, Zurich, Switzerland, pp. 41-48.

Facciolo G., de Franchis C., Meinhardt E., 2015. MGM: a significantly more global matching for stereovision. *Proc. British Machine Vision Conference (BMVC)*, September 7-10, Swansea, UK.

Fröba B., Ernst A., 2004. Face detection with the modified Census transform. *6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 91-96.

Furukawa Y., Hernandez C., 2013. Multi-view stereo: a tutorial. *Foundations & Trends in Computer Graphics and Vision*, 9(1-2), pp. 1–148.

Fusiello A., Roberto V., Trucco E., 1997. Efficient stereo with multiple windowing. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 858-863.

Gao R., Chen Y., Yan L., 2015. An improved stereo matching algorithm based on guided image filter. *2nd International Conference on Modelling, Identification and Control (MIC 2015)*.

Grün A., 2012. Development and status of image matching in photogrammetry. *The Photogrammetric Record*, 27(137), pp. 36–57.

Hamzah R.A., Ibrahim H., 2016. Literature survey on stereo vision disparity map algorithms. *Journal of Sensors*, Hindawi Publishing Corporation, Article ID 8742920.

Hirschmüller H., 2005. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 807-814.

Hirschmüller H., 2011. Semi-global matching – motivation, developments and applications. *Photogrammetric Week '11*, Wichmann Verlag, Belin, pp. 173-184.

Hartley R., Zisserman A., 2003. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. 2nd edition, Cambridge University Press, Cambridge, UK.

Intille S.S., Bobick A.F., 1994. Disparity-space images and large occlusion stereo. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 179-186

- Karkalou E., Stentoumis C., Karras G., 2017. Semi-global matching with self-adjusting penalties. ISPRS/CIPA 7th International Workshop on 3D Virtual Reconstruction and Visualization of Complex Architectures (3DArch), 1-3 March, Nafplion, Greece.
- Kolmogorov V., Zabih R., 2004. What energy functions can be minimized via graph cuts? *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(2), pp. 147-159.
- Kolmogorov V., 2006. Convergent tree-reweighted message passing for energy minimization. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(10), pp. 1568-1583
- Lee I., Moon B., 2017. An improved stereo matching algorithm with robustness to noise based on adaptive support weight. *Journal of Information Processing Systems*, 13(2), pp. 256-267.
- Kraus K., 2003. *Φωτογραμμετρία*. Τόμος 1, Εκδόσεις Τ.Ε.Ε.
- Remondino F., Spera M.G., Nocerino E., Menna F., Nex F., 2014. State of the art in high density image matching. *The Photogrammetric Record*, 29(146), pp.144-166.
- Scharstein D., Szelinski R., 2002. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *International Journal of Computer Vision*, 47(1-3), pp. 7-42.
- Stentoumis C., Grammatikopoulos L., Kalisperakis I., Karras G., 2012. Implementing an adaptive approach for dense stereo-matching. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 39(5), pp. 309-314.
- Stentoumis C., Grammatikopoulos L., Kalisperakis I., Karras G., 2014. On accurate dense stereo-matching using a local adaptive multi-cost approach. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 91:29-49.
- Stentoumis C., Karkalou E., Karras G., 2015. A review and evaluation of penalty functions for semi-global matching. *11th IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing*, Cluj-Napoca, Romania, September 3-5.
- Stentoumis C., Amditis A., Karras G., 2015. Census-based cost on gradients for matching under illumination differences. *IEEE International Conference on 3D Vision (3DV)*, pp. 224-231.
- Szeliski R., Zabih R., Scharstein D., Veksler O., Kolmogorov V., Agarwala A., Tappen M., Rother C., 2006. A comparative study of energy minimization methods for Markov Random Fields. *9th European Conference on Computer Vision (ECCV)*, vol. 2, pp. 16-29.
- Szeliski R., 2011. *Computer Vision – Algorithms and Applications*. Springer, Heidelberg.
- Tappen M.F., Freeman W.T., 2003. Comparison of graph cuts with belief propagation for stereo, using identical MRF parameters. *9th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 900-907.
- Tombari F., Mattoccia S., Stefano L. D., Addimanda E., 2008. Classification and evaluation of cost aggregation methods for stereo correspondence. *IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1-8.
- Yang Y., Yuille A., Lu J., 1993. Local, global, and multilevel stereo matching. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 274-279.
- Wainwright M.J., Jaakkola T.S., Willsky A.S., 2005. MAP estimation via agreement on trees: Message-passing and linear-programming approaches. *IEEE Transactions on Information Theory*, 51(11), pp. 3697—3717.

Zabih R., Woodfill J., 1994. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 151-158.

Zhang K., Lu J., Lafruit G., 2009. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 19(7), pp. 1073-1079.

Ελληνική βιβλιογραφία

Αδάμ Κ., 2011. *Γεωμετρία του Στερεοζεύγους από Βαθμονομημένες και μη Βαθμονομημένες Μηχανές*. Διπλωματική Εργασία, ΣΑΤΜ, ΕΜΠ.

Γεωργούσης Σ., 2016. *Προγραμματισμός και Αξιολόγηση Μεθόδων Δεικνικκής Πυκνής Συνταύτισης*. Διπλωματική Εργασία, ΣΑΤΜ, ΕΜΠ.

Κακογιάννου Μ., 2017. *Προγραμματισμός και Αξιολόγηση Φωτοτριγωνισμού με Αυτοβαθμολόμηση σε Εικόνες Άγνωστης Διάταξης*. Διπλωματική Εργασία, ΣΑΤΜ, ΕΜΠ.

Καλησπεράκης Η., 2010. *Η Επιπολική Γεωμετρία στον Προβολικό και Ευκλείδειο Χώρο*. Διδακτορική Διατριβή, ΣΑΤΜ, ΕΜΠ.

Καρκάλου Ε., 2015. *Προγραμματισμός και Αξιολόγηση Μεθόδων Υπο-Σύνολης Συνταύτισης Εικόνων*. Διπλωματική Εργασία, ΣΑΤΜ, ΕΜΠ.

Μαλτέζος Ε., 2013. *Εξαγωγή Πινάκων Ανομοιοτήτων Βάθους από Εναέριες Εικόνες μέσω Πουκνής Συνταύτισης Σημείων*. Διπλωματική Εργασία, ΣΑΤΜ, ΕΜΠ.

Μπούρου Σ., 2015. *Προγραμματισμός και Αξιολόγηση Αυτόματου Φωτοτριγωνισμού με Αυτοβαθμολόμηση σε Λωρίδες Επίγειων Λήψεων*. Διπλωματική Εργασία, ΣΑΤΜ, ΕΜΠ.

Φλωρίδη Β., 2013. *Προγραμματισμός, Εφαρμογή και Αξιολόγηση Μεθόδων Αυτόματης Πουκνής Συνταύτισης Εικόνας σε Στερεοζεύγη*. Διπλωματική Εργασία, ΣΑΤΜ, ΕΜΠ.

Φλωρίδη Β., 2016. *Υλοποίηση και Αξιολόγηση Σημειακών Τελεστών για την Αυτόματη Αραιή Συνταύτιση Εικόνας σε Στερεοζεύγη*. Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία, ΠΜΣ Γεωπληροφορική, ΕΜΠ.