



Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων
Τμήμα Πληροφορικής

Συμπλήρωση Εικόνας

με χρήση διαφορετικών εξισώσεων με μερικές παραγώγους



Βρίγκας Μιχαήλ

Επιβλέπων: Χριστόφορος Νίκου

Ιωάννινα, 2008

Πίνακας περιεχομένων

1.	Εισαγωγή	5
2.	Συμπλήρωση Εικόνας	6
2.1.	Εισαγωγή	6
2.2.	Αλγόριθμος συμπλήρωσης εικόνας (Image Inpainting).....	9
2.3.	Αποτελέσματα	14
3.	Επεξεργασία εικόνας με την εξίσωση του Poisson	23
3.1.	Εισαγωγή	23
3.2.	Κλωνοποίηση χωρίς ραφές (Seamless Cloning)	26
3.3.	Αποτελέσματα	30
4.	Επίλογος	44
5.	Βιβλιογραφία.....	45

1. Εισαγωγή

Μια τεχνική για συμπλήρωση περιοχών με ελλιπή δεδομένα τόσο σε ασπρόμαυρες όσο και σε έγχρωμες εικόνες παρουσιάζεται εδώ. Συμπλήρωση είναι η τεχνική τροποποίησης μιας εικόνας με μη ανιχνεύσιμο τρόπο. Οι στόχοι και οι εφαρμογές είναι πολυάριθμοι, από την αποκατάσταση κατεστραμμένων πινάκων και φωτογραφιών μέχρι την αφαίρεση επιλεγμένων αντικειμένων. Αφού ο χρήστης επιλέξει την περιοχή που θέλει να αποκαταστήσει, ο αλγόριθμος αυτόματα γεμίζει την περιοχή με την πληροφορία που την περιβάλλει. Το γέμισμα γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε οι ισόφωτες γραμμές που φθάνουν στα όρια των περιοχών να συμπληρώνονται εσωτερικά. Η τεχνική, σε σχέση με προηγούμενες προσεγγίσεις, δεν απαιτεί ο χρήστης να καθορίσει από που προέρχεται η πληροφορία. Αυτό γίνεται αυτόματα (και σχετικά γρήγορα) επομένως επιτρέπει ταυτόχρονη συμπλήρωση πολυάριθμων περιοχών, οι οποίες περιλαμβάνουν εντελώς διαφορετικές δομές και φόντο. Επιπλέον δεν απαιτείται κανένας περιορισμός στην τοπολογία των περιοχών που θα γεμίσουμε. Εφαρμογές αυτής της τεχνικής περιλαμβάνουν αποκατάσταση παλιών φωτογραφιών και κατεστραμμένων φιλμ, αφαίρεση κειμένου όπως ημερομηνίες, υπότιτλοι ή διαφήμιση και αφαίρεση αντικειμένων όπως μικρόφωνα ή σύρματα.

Το δεύτερο κομμάτι αυτής της εργασίας έχει να κάνει με Poisson επεξεργασία εικόνας. Χρησιμοποιώντας γενικούς μηχανισμούς παρεμβολής βασισμένους σε επίλυση εξισώσεων Poisson, μια ποικιλία νέων εργαλείων παρουσιάζονται για χωρίς ραφές επεξεργασία εικόνων. Η τεχνική περιλαμβάνει την χωρίς ραφές πρόσθεση τόσο διαφανών όσο και αδιαφανών αντικείμενων. Επίσης μπορούμε να αλλάξουμε την εμφάνιση ενός αντικείμενου μέσα σε μια περιοχή. Οι αλλαγές επηρεάζουν την δομή, την φωτεινότητα και το χρώμα των αντικείμενων που βρίσκονται σε μια περιοχή.

2. Συμπλήρωση Εικόνας

2.1. Εισαγωγή

Η αλλαγή μιας εικόνας με τρόπο μη ανιχνεύσιμο από έναν παρατηρητή που δεν γνωρίζει την αρχική εικόνα είναι μια τεχνική τόσο παλιά όσο και η καλλιτεχνική δημιουργία. Η μεσαιωνική καλλιτεχνική δραστηριότητα αποκαθίσταται τόσο νωρίς όσο και η Αναγέννηση, τα κίνητρα είναι να φέρουν εικόνες “up to date” για να γεμίσουν τυχόν κενά. Η τεχνική αυτή λέγεται ρετουσάρισμα ή συμπλήρωση. Το αντικείμενο της συμπλήρωσης είναι να αποκαταστήσει απόντα ή κατεστραμμένα τμήματα έτσι ώστε η εικόνα να γίνει πιο ευανάγνωστη και να αποκαταστήσει την μοναδικότητά της.

Η ανάγκη για ρετουσάρισμα μιας εικόνας με διακριτικό τρόπο επεκτείνεται φυσικά από τους πίνακες στην φωτογραφία και τα φιλμ. Οι σκοποί παραμένουν οι ίδιοι: να επαναφέρει κατεστραμμένα δεδομένα, (όπως ρωγμές σε φωτογραφίες ή σημάδια σκόνης) ή πρόσθεση ή αφαίρεση αντικειμένων (όπως αφαίρεση ημερομηνιών).

Εδώ παρουσιάζουμε ένα νέο αλγόριθμο για αυτόματη ψηφιακή συμπλήρωση, το κύριο κίνητρό του είναι να αντιγράψει τις βασικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται από επαγγελματικούς αποκαταστάτες. Στο σημείο αυτό, μοναδική αλληλεπίδραση με τον χρήστη είναι ότι πρέπει να καθορίσει την περιοχή που θα γίνει η συμπλήρωση. Παρόλο που υπάρχει ένας αριθμός από τεχνικές για ανίχνευση ατελειών σε εικόνες (κυρίως σε φιλμ) αυτό είναι έξω από τα όρια αυτής της εργασίας. Πέραν τούτου, αφού ο αλγόριθμος συμπλήρωσης που παρουσιάζεται εδώ μπορεί να χρησιμοποιηθεί όχι μόνο για να αποκαταστήσουμε κατεστραμμένες φωτογραφίες αλλά και να αφαιρέσουμε ανεπιθύμητα αντικείμενα και γραφές σε μια εικόνα, οι περιοχές που θα γεμίσουν θα πρέπει να μαρκαριστούν από τον χρήστη, αφού εξαρτώνται από την δική του υποκειμενική επιλογή. Εδώ ενδιαφερόμαστε για το πώς θα γεμίσουμε τις περιοχές, αφού αυτές έχουν επιλεγθεί. Για να μελετήσουμε την ευρωστία του αλγορίθμου και για να μην εξαρτώνται από το μαρκάρισμα των περιοχών που θα γεμίσουμε μαρκάρουμε τις περιοχές με έναν «απότομο» τρόπο με οποιοδήποτε πρόγραμμα σχεδίασης με πινέλο. Οι μαρκαρισμένες περιοχές συμπληρώνονται αυτόματα με την δομή που τις περιβάλλει, με έναν τρόπο που θα εξηγήσουμε αργότερα.

Η τεχνική δεν απαιτεί μεσολάβηση από τον χρήστη, εφόσον η περιοχή που θα συμπληρώσουμε έχει επιλεχτεί. Ο αλγόριθμος είναι ικανός να συμπληρώσει ταυτόχρονα τις περιοχές οι οποίες περιβάλλονται από διαφορετικά φόντα, χωρίς ο χρήστης να χρειάζεται να καθορίσει το «τι θα πάει που». Καμία υπόθεση δεν γίνεται για την τοπολογία της περιοχής που θα συμπληρώσουμε ή για την απλότητα της εικόνας. Ο αλγόριθμος έχει σχεδιαστεί για συμπλήρωση σε δομημένες περιοχές, αν και δεν έχει σχεδιαστεί για να παράγει μεγάλες περιοχές.

Υπάρχουν τρεις ομάδες εργασιών στην βιβλιογραφία που σχετίζονται με συμπλήρωση εικόνας. Η πρώτη εργασία έχει να κάνει με αποκατάσταση σε φιλμ, η δεύτερη σχετίζεται με την σύνθεση της βασικής δομής της εικόνας, και η τρίτη σχετίζεται με την απόκλιση.

Ο Kokaram χρησιμοποιεί εκτίμηση κίνησης και μοντέλα που μειώνονται προς τα κάτω για να παρεμβάλει απώλειες σε φιλμ από γειτονικά πλαίσια. Η βασική ιδέα είναι να αντιγράψει στο κενό τα σωστά εικονοστοιχεία από γειτονικά πλαίσια. Η τεχνική δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε ακίνητες εικόνες ή σε φιλμ όπου οι περιοχές που θα συμπληρωθούν εκτείνονται σε πολλά πλαίσια.

Οι Hirani και Totsuka συνδυάζουν την συχνότητα και την χωρική πληροφορία για να γεμίσουν μια δοσμένη περιοχή με επιλεγμένη δομή. Αυτή είναι μια πολύ καλή τεχνική που παράγει καταπληκτικά καλά αποτελέσματα. Αντιθέτως, ο αλγόριθμος έχει να κάνει κυρίως με σύνθεση δομής και απαιτεί από τον χρήστη να επιλέξει την δομή η οποία θα αντιγραφεί στην περιοχή που θα γίνει η συμπλήρωση. Για εικόνες που η περιοχή που θα αντικατασταθεί καλύπτει αρκετές διαφορετικές δομές, ο χρήστης θα πρέπει να περάσει από την τεράστια εργασία του τεμαχισμού των περιοχών αυτών, και την αναζήτηση αντικαθιστώντας ολόκληρη την εικόνα. Παρόλο που μέρος αυτής της αναζήτησης μπορεί να γίνει αυτόματα, αυτό είναι πολύ χρονοβόρο και απαιτεί την μη τετριμμένη επιλογή πολλών παραμέτρων.

Στην ομάδα των αλγορίθμων απόκλισης περιγράφεται μια πρωτοποριακή δουλειά. Οι συγγραφείς παρουσίασαν μια τεχνική που αφαιρεί τις συγκλίσεις με στόχο την κατάτμηση της εικόνας. Η βασική ιδέα είναι να ενώσουμε T-ενώσεις με το ίδιο επίπεδο γκρι με ελάχιστες καμπύλες. Η τεχνική αναπτύχθηκε κυρίως για απλές εικόνες, με λίγα αντικείμενα με σταθερά επίπεδα γκρι. Ο Mansou και ο Morel πρόσφατα επέκτειναν αυτές τις ιδέες, παρουσιάζοντας μια γενική διατύπωση για αποκλίσεις και ένα πρακτικό αλγόριθμο υλοποιώντας μερικές ιδέες αυτής της διατύπωσης. Ο αλγόριθμος εκτελεί συμπλήρωση ενώνοντας με γεωδαιτικές καμπύλες τα σημεία των ισόφωτων καμπυλών (γραμμές με ίδιες τιμές του γκρι) που φτάνουν στο όριο της περιοχής που θα συμπληρωθεί. Όπως αναφέρθηκε από τους συγγραφείς οι περιοχές που θα συμπληρωθούν εσωτερικά είναι περιορισμένες να έχουν απλή τοπολογία, τρύπες δεν επιτρέπονται. Επιπλέον, η γωνία με την οποία οι

γραμμές φτάνουν στο όριο της περιοχής που θα συμπληρωθεί δεν είναι καλά διατηρημένη: ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί ευθείες γραμμές για να ενώσει τα εικονοστοιχεία με τις ίδιες τιμές του γκρι.

Στην συνέχεια παρουσιάζεται ο αλγόριθμος συμπλήρωσης εικόνας ο οποίος βασίζεται σε αριθμητική επίλυση διαφορικών εξισώσεων γεμίζοντας τα κενά με την πληροφορία που τα περιβάλλει.

2.2. Αλγόριθμος συμπλήρωσης εικόνας (Image Inpainting)

Έστω Ω να είναι η περιοχή που θα συμπληρώσουμε και $\partial\Omega$ είναι το όριό της (να σημειώσουμε ότι δεν γίνεται καμία υπόθεση για την τοπολογία της Ω). Διαισθητικά η τεχνική που εξετάζουμε επιμηκύνει τις ισόφωτες γραμμές που φτάνουν στο $\partial\Omega$ ενώ διατηρεί την γωνία άφιξης. Συνεχίζουμε σχεδιάζοντας από το $\partial\Omega$ εσωτερικά προς αυτήν την κατεύθυνση, ενώ καμπυλώνουμε τις επεκτάσεις των γραμμών προοδευτικά ώστε να τις αποτρέψουμε από το να διασταυρωθούν μεταξύ τους.

Η γενική μεθοδολογία έχει ως εξής: η αρχική εικόνα καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο θα γεμίσουν τα κενά, σκοπός της συμπλήρωσης είναι να αποκαταστήσει την μοναδικότητα της εικόνας. Η δομή της περιοχής που περιβάλλει το Ω συνεχίζεται μέσα στα κενά σχεδιάζοντας τις γραμμές του περιγράμματος ως επέκταση αυτών που φθάνουν στο $\partial\Omega$. Οι διάφορες περιοχές εσωτερικά του Ω , όπως αυτές καθορίζονται από το περίγραμμα, γεμίζουν με χρώμα ώστε να ταιριάζουν με αυτές του $\partial\Omega$. Γενικά, συρρικνώνουμε προοδευτικά το κενό του Ω επεκτείνοντας εσωτερικά, με ομαλό τρόπο, τις ισόφωτες γραμμές που φθάνουν στο $\partial\Omega$.

Έστω $I_0(i, j) : [0, M] \times [0, N] \rightarrow \mathbb{R}$, με $[0, M] \times [0, N] \subset \mathbb{N} \times \mathbb{N}$ να είναι η δισδιάστατη εικόνα. Η διαδικασία γεμίσματος θα κατασκευάσει μια οικογένεια από εικόνες $I(i, j, n) : [0, M] \times [0, N] \times \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}$ τέτοια ώστε $I(i, j, 0) = I_0(i, j)$ και $\lim_{n \rightarrow \infty} I(i, j, n) = I_R(i, j)$ όπου $I_R(i, j)$ είναι η έξοδος του αλγορίθμου. Κάθε γενικός αλγόριθμος αυτής της μορφής μπορεί να γραφεί ως:

$$I^{n+1}(i, j) = I^n(i, j) + \Delta t I_t^n(i, j), \forall (i, j) \in \Omega \quad (2.1)$$

όπου n σημαίνει τον χρόνο του γεμίσματος, (i, j) είναι η οριζόντια και η κατακόρυφη συντεταγμένη του εικονοστοιχείου, Δt είναι ο ρυθμός βελτίωσης και $I_t^n(i, j)$ είναι η ενημέρωση της εικόνας $I^n(i, j)$. Να σημειώσουμε ότι η εξίσωση τρέχει μόνο εσωτερικά του Ω .

Σε αυτήν την εξίσωση, $I^{n+1}(i, j)$ είναι μια βελτιωμένη έκδοση της $I^n(i, j)$, με βελτίωση που δίνεται από την $I_t^n(i, j)$. Καθώς το n αυξάνεται, πετυχαίνουμε μια καλύτερη έκδοση της εικόνας μας. Παρόλα αυτά πρέπει να σχεδιάσουμε την ενημέρωση $I_t^n(i, j)$.

Χρειάζεται να υπολογίσουμε τις γραμμές που φθάνουν στο σύνορο του $\partial\Omega$. Δηλαδή χρειάζεται να διαδώσουμε την πληροφορία που βρίσκεται εξωτερικά του

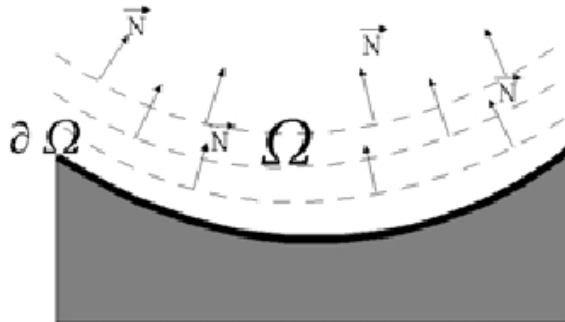
Ω μέσα στο Ω . Αν ορίσουμε ως $L^n(i, j)$ την πληροφορία που θέλουμε να διαδώσουμε και $\vec{N}^n(i, j)$ την κατεύθυνση διάδοσης τότε αυτό σημαίνει ότι έχουμε:

$$I_t^n(i, j) = \overrightarrow{\delta L^n(i, j)} \cdot \vec{N}^n(i, j) \quad (2.2)$$

όπου $\overrightarrow{\delta L^n(i, j)}$ είναι το μέτρο της αλλαγής της πληροφορίας $L^n(i, j)$. Με αυτόν τον τρόπο εκτιμούμε την πληροφορία $L^n(i, j)$ και υπολογίζουμε την αλλαγή της στην κατεύθυνση του \vec{N} . Να σημειώσουμε ότι στην σταθερή κατάσταση, όπου ο αλγόριθμος συγκλίνει $I^{n+1}(i, j) = I^n(i, j)$ και όπως προκύπτει από τις εξισώσεις (2.1) και (2.2) $\overrightarrow{\delta L^n(i, j)} \cdot \vec{N}^n(i, j) = 0$ πράγμα που σημαίνει ότι η πληροφορία L έχει όντως διαδοθεί και την κατεύθυνση του \vec{N} .

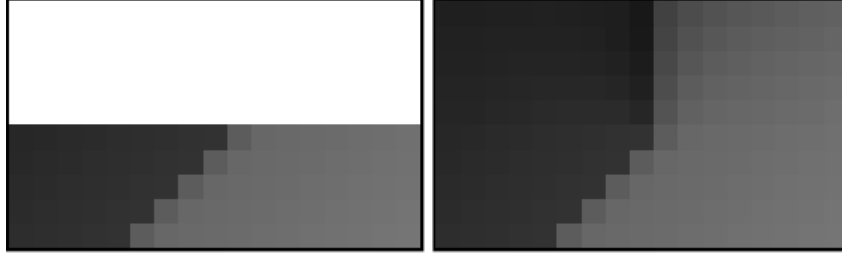
Εφόσον θέλουμε η διάδοση της πληροφορίας να είναι ομαλή, ορίζουμε ως $L^n(i, j)$ να είναι ένας εκτιμητής ομαλότητας. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιούμε μια διακριτή έκφραση της Laplacian: $L^n(i, j) := I_{xx}^n(i, j) + I_{yy}^n(i, j)$, όπου $I_{xx}^n(i, j)$ είναι η δεύτερη παράγωγος ως προς x και $I_{yy}^n(i, j)$ είναι η δεύτερη παράγωγος ως προς y .

Στην συνέχεια θα πρέπει να υπολογίσουμε το $\overrightarrow{\delta L^n(i, j)}$ στην κατεύθυνση του \vec{N} . Για να γίνει αυτό θα πρέπει να καθορίσουμε ποια θα είναι η κατεύθυνση του \vec{N} . Ένας τρόπος να γίνει αυτό είναι να πάρουμε το \vec{N} ως το κανονικό διάνυσμα, σε κάθε σημείο εσωτερικά του Ω , στο όριο του $\partial\Omega$ όπως φαίνεται και στην εικόνα 1.



Εικόνα 1

Η επιλογή αυτή δικαιολογείται από το γεγονός ότι η διάδοση αυτή μπορεί να οδηγήσει στην συνέχεια των ισόφωτων γραμμών στο όριο $\partial\Omega$. Αντίθετα αυτό που συμβαίνει είναι ότι οι γραμμές καμπυλώνονται ώστε να ευθυγραμμίζονται με το \vec{N} όπως συμβαίνει στην εικόνα 2. Ωστόσο αυτό είναι κάτι μη αναμενόμενο.



Εικόνα 2

Στην εικόνα 2 είναι ανεπιτυχής η επιλογή της κατεύθυνσης διάδοσης της πληροφορίας καθώς αναμένουμε να συνεχιστεί το ίδιο μοτίβο και στην δεξιά εικόνα κάτι που δεν συμβαίνει στην προκειμένη περίπτωση.

Αν οι ισόφωτες γραμμές τείνουν να ευθυγραμμιστούν με το \vec{N} , τότε η καλύτερη επιλογή για το \vec{N} είναι οι κατεύθυνση των ισόφωτων γραμμών. Αυτό είναι ένα βασικό πρόβλημα, το να έχουμε δηλαδή την κατεύθυνση των ισόφωτων γραμμών εσωτερικά του Ω είναι ισοδύναμο με το να έχουμε την ίδια την αποκαταστημένη εικόνα.

Χρησιμοποιούμε μια διαφορετική εκτίμηση για το διάνυσμα κατεύθυνσης. Για κάθε σημείο (i, j) το διακριτό διάνυσμα κλίσης $\nabla I^n(i, j)$ την κατεύθυνση της μεγαλύτερης χωρικής μεταβολής και η περιστροφή του κατά 90° $\nabla^\perp I^n(i, j)$ δίνει την κατεύθυνση της μικρότερης χωρικής μεταβολής. Επομένως το $\nabla^\perp I^n(i, j)$ δίνει την κατεύθυνση των ισόφωτων γραμμών. Επομένως το διάνυσμα \vec{N} δίνεται από μια χρονικώς μεταβαλλόμενη εξίσωση $\vec{N}(i, j, n) = \nabla^\perp I^n(i, j)$.

Είναι ασήμαντο αν θα πάρουμε το $\nabla^\perp I^n(i, j)$ να είναι σύμφωνα με την κατεύθυνση της φοράς των δεικτών του ρολογιού ή αντίθετα. Και στις δύο περιπτώσεις η μεταβολή του $I^n(i, j)$ θα είναι ελάχιστη.

Για να εξασφαλίσουμε τη σωστή εξέλιξη της πληροφορίας στην κατεύθυνση διάδοσης, κάθε λίγα βήματα με τον αλγόριθμο γεμίσματος παρεμβάλλουμε μερικά βήματα διάχυσης. Η διάχυση έχει να κάνει με την περιοδική καμπύλωση των ισόφωτων γραμμών ώστε να τις αποτρέψει από το να διασταυρωθούν μεταξύ τους. Για το λόγω αυτό χρησιμοποιούμε ανισοτροπική διάχυση. Ποιοτικά το αποτέλεσμα της ανισοτροπικής διάχυσης είναι να εξομαλύνει την αρχική εικόνα, ενώ ταυτόχρονα να διατηρήσει τις ασυνέχειες της φωτεινότητας. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιούμε την παρακάτω εξίσωση για ανισοτροπική διάχυση:

$$\frac{\partial I}{\partial t}(x, y, t) = g_\varepsilon(x, y) \kappa(x, y, t) |\nabla I(x, y, t)|, \forall (x, y) \in \Omega^\varepsilon \quad (2.3)$$

όπου Ω^ε είναι μια επέκταση του Ω με ακτίνα ε , κ είναι ο συντελεστής ευκλείδειας καμπυλότητας για τις ισόφωτες γραμμές που δίνεται από την εξίσωση:

$$\kappa(x, y, t) = \frac{I_{xx}I_y^2 - 2I_xI_yI_{xy} + I_{yy}I_x^2}{(\|\nabla I\|)^3} \quad (2.4)$$

$g_\varepsilon(x, y)$ είναι μια ομαλή συνάρτηση ορισμένη στο Ω^ε τέτοια ώστε $g_\varepsilon(x, y) = 0$ στο $\partial\Omega^\varepsilon$ και $g_\varepsilon(x, y) = 1$ στο Ω .

Η λειτουργία του αλγορίθμου είναι η παρακάτω:

$$I^{n+1}(i, j) = I^n(i, j) + \Delta t I_t^n(i, j), \forall (i, j) \in \Omega \quad (2.5)$$

$$I_t^n(i, j) = \left(\overrightarrow{\delta L^n}(i, j) \cdot \frac{\overrightarrow{N}(i, j, n)}{|\overrightarrow{N}(i, j, n)|} \right) |\nabla I^n(i, j)| \quad (2.6)$$

$$\overrightarrow{\delta L^n}(i, j) := (L^n(i+1, j) - L^n(i-1, j), L^n(i, j+1) - L^n(i, j-1)) \quad (2.7)$$

$$L^n(i, j) = I_{xx}^n(i, j) + I_{yy}^n(i, j) \quad (2.8)$$

$$\frac{\overrightarrow{N}(i, j, n)}{|\overrightarrow{N}(i, j, n)|} := \frac{(-I_y^n(i, j), I_x^n(i, j))}{\sqrt{(I_x^n(i, j))^2 + (I_y^n(i, j))^2}} \quad (2.9)$$

$$\beta^n(i, j) = \overrightarrow{\delta L^n}(i, j) \cdot \frac{\overrightarrow{N}(i, j, n)}{|\overrightarrow{N}(i, j, n)|} \quad (2.10)$$

$$|\nabla I^n(i, j)| = \begin{cases} \sqrt{(I_{xbm}^n)^2 + (I_{xM}^n)^2 + (I_{ybm}^n)^2 + (I_{yM}^n)^2} & \text{όταν } \beta^n > 0 \\ \sqrt{(I_{xbM}^n)^2 + (I_{xM}^n)^2 + (I_{ybM}^n)^2 + (I_{yM}^n)^2} & \text{όταν } \beta^n < 0 \end{cases} \quad (2.11)$$

Πρώτα υπολογίζουμε τον εκτιμητή ομαλότητας L με την εξίσωση (2.8) και την κατεύθυνση των ισόφωτων γραμμών με την εξίσωση (2.9). Έπειτα με την εξίσωση (2.10) υπολογίζουμε το β^n , το οποίο είναι η προβολή του $\overrightarrow{\delta L^n}$ πάνω στο κανονικό διάνυσμα \overrightarrow{N} . Τέλος πολλαπλασιάζουμε το β^n με την νόρμα της κλίσης της εικόνας $|\nabla I|$. Οι κεντρικές διαφορές μπορεί να κάνουν το σχήμα ασταθές γι' αυτό χρησιμοποιούμε κάποιους περιορισμούς. Οι δείκτες b και f υποδηλώνουν προς τα πίσω και προς τα εμπρός διαφορές, ενώ οι δείκτες m και M υποδηλώνουν το ελάχιστο και το μέγιστο μεταξύ της παραγώγου και του μηδέν.

Για τον τερματισμό του αλγορίθμου ελέγχεται κάποιο κριτήριο σύγκλησης ή συνδυασμός κριτηρίων. Ένα πρώτο κριτήριο σύγκλησης είναι ο αριθμός των επαναλήψεων που κάνει ο αλγόριθμος. Αν ξεπεράσει ένα προκαθορισμένο αριθμό τότε ο αλγόριθμος σταματάει. Ένα άλλο κριτήριο έχει να κάνει με το αν συμβαίνουν ή όχι αλλαγές στην εικόνα, αν δεν συμβαίνουν αλλαγές τότε ο αλγόριθμος πρέπει να τερματίσει.

Να σημειώσουμε για μία ακόμα φορά ότι στην σταθερή κατάσταση ισχύει ότι $I_t = 0$ και τότε έχουμε λύσει το πρόβλημα.

Όταν υπολογίζουμε τις εξισώσεις (2.5) έως (2.11) στα εικονοστοιχεία του ορίου $\partial\Omega$ της περιοχής Ω , χρησιμοποιούνται γνωστά εικονοστοιχεία έξω από αυτήν την περιοχή. Για το λόγο αυτό, υπολογίζουμε τις εξισώσεις αυτές στη περιοχή Ω^ε , που είναι μια επέκταση της Ω , αν και ανανεώνουμε μόνο τις τιμές που βρίσκονται μέσα στο Ω . Δηλαδή η πληροφορία που βρίσκεται στην στενή ζώνη $\Omega^\varepsilon - \Omega$ διαδίδεται εσωτερικά στο Ω .

Μέσα στον κύριο βρόγχο του αλγορίθμου εκτελούμε A βήματα γεμίσματος με την εξίσωση (2.5) και B βήματα ανισοτροπικής διάχυσης με την εξίσωση (2.3), μετά ξανά A βήματα γεμίσματος και B βήματα ανισοτροπικής διάχυσης και ούτω καθ' εξής. Συνολικά εκτελούμε T βήματα στον αλγόριθμο. Μπορεί ο αριθμός αυτός να έχει προκαθοριστεί στην αρχή ή ο αλγόριθμος να σταματήσει όταν οι αλλαγές πλέον στην εικόνα θα είναι πολύ μικρές. Τυπικές τιμές που μπορεί να έχουν οι παράμετροι είναι: $A=15$, $B=2$, $\Delta t=0.1$, ο αριθμός του βημάτων T του αλγορίθμου εξαρτάται από το μέγεθος της περιοχής Ω .

2.3. Αποτελέσματα



Εικόνα 3: Η αρχική εικόνα με την περιοχή Ω να είναι η άσπρη περιοχή.



Εικόνα 4: Η ανακατασκευασμένη εικόνα. Τα περιγράμματα έχουν ανακτηθεί ομαλά.



Εικόνα 5: Η αρχική εικόνα με αρκετό θόρυβο.



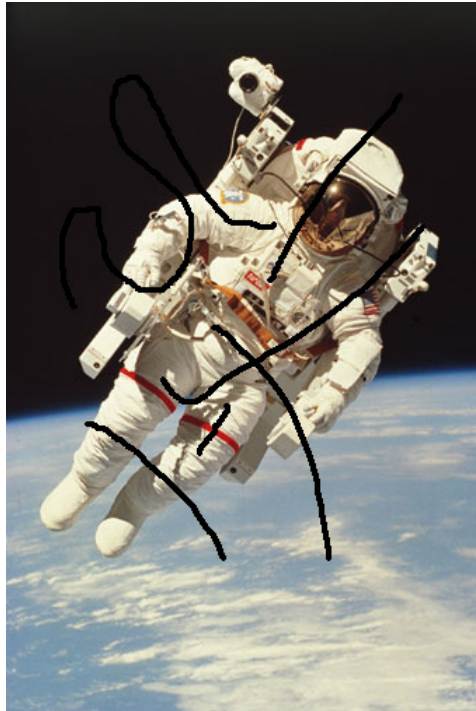
Εικόνα 6: Η ανακατασκευασμένη εικόνα.



Εικόνα 7: Αρχική εικόνα με ρωγμές.



Εικόνα 8: Αποκαταστημένη εικόνα.



Εικόνα 9: Η αρχική εικόνα ενός αστροναύτη στην οποία έχουμε συμπεριλάβει θόρυβο.



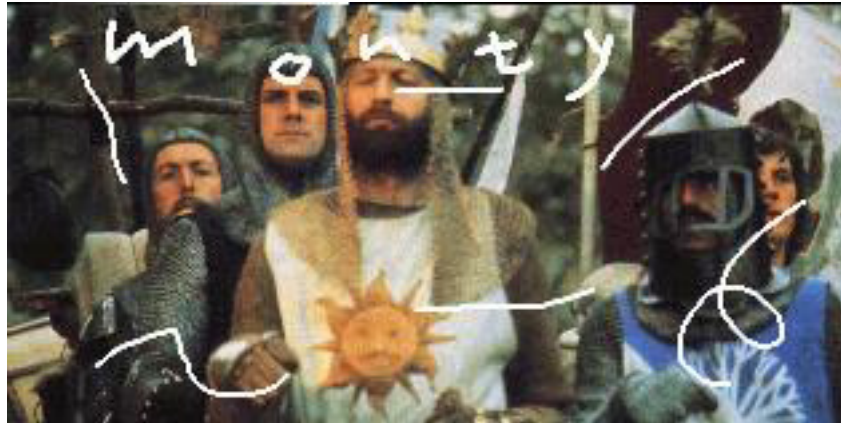
Εικόνα 10: Η εικόνα μετά την ανακατασκευή χωρίς θόρυβο.



Εικόνα 11: Η εικόνα ενός παπαγάλου στην οποία έχουμε εισάγει θόρυβο.



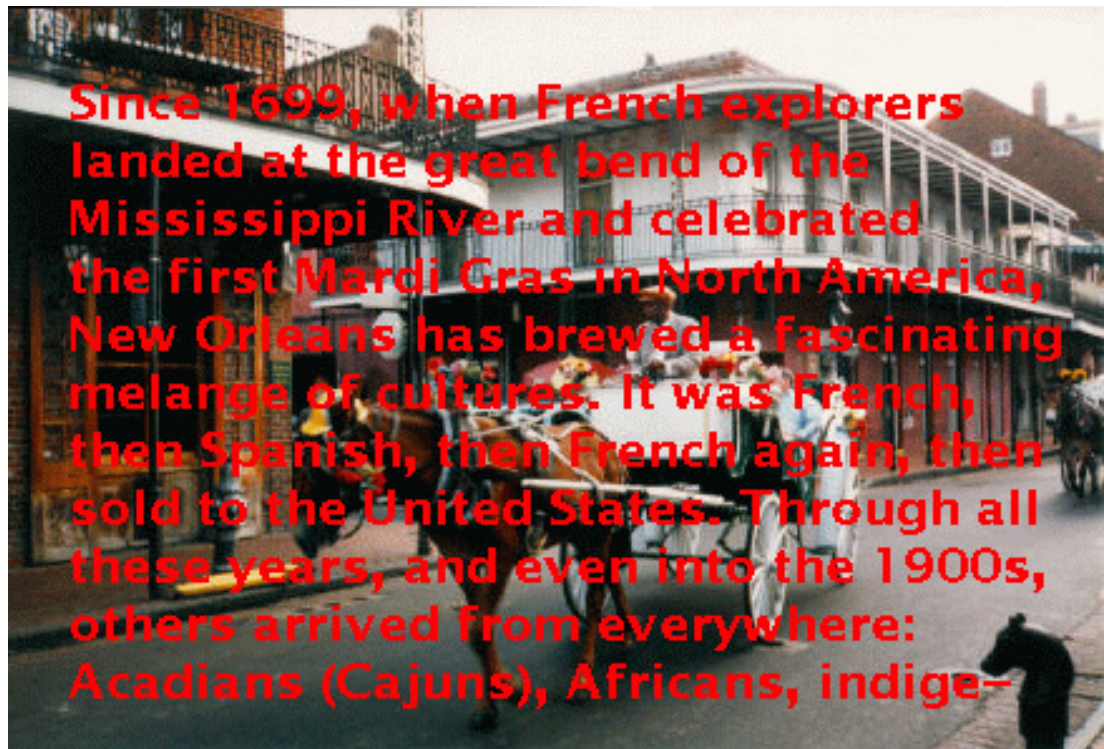
Εικόνα 12: Η εικόνα μετά το τέλος του αλγορίθμου ανακατασκευασμένη πλήρως.



Εικόνα 13: Εικόνα με θόρυβο που φαίνεται απο τις λευκές γραμμές.



Εικόνα 14: Ανακατασκευασμένη εικόνα έχει αφαιρεθεί ο θόρυβος.

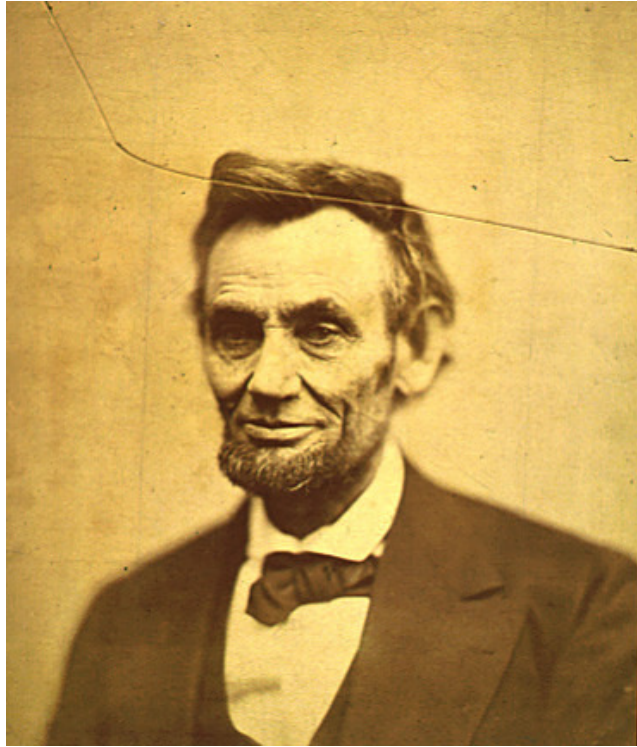


Since 1699, when French explorers landed at the great bend of the Mississippi River and celebrated the first Mardi Gras in North America, New Orleans has brewed a fascinating melange of cultures. It was French, then Spanish, then French again, then sold to the United States. Through all these years, and even into the 1900s, others arrived from everywhere: Acadians (Cajuns), Africans, indige-

Εικόνα 15: Εικόνα με ένθετο κείμενο.



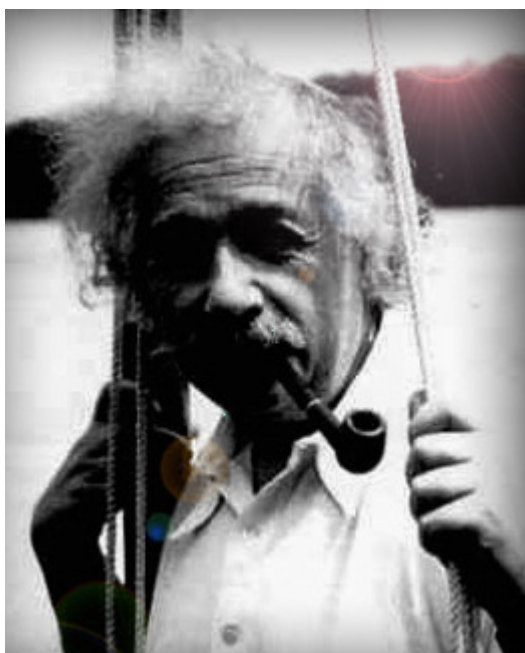
Εικόνα 16: Αφαίρεση κειμένου από την εικόνα.



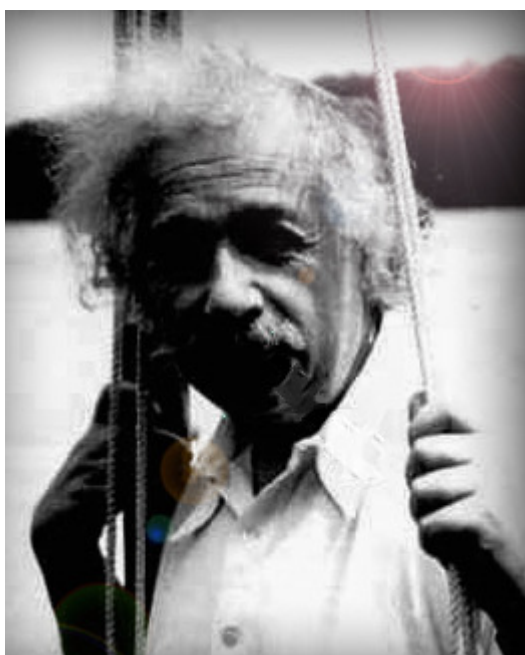
Εικόνα 17: Εικόνα του Lincoln στην οποία υπάρχει ρωγμή.



Εικόνα 18: Ανακατασκευή και αφαίρεση της ρωγμής από την εικόνα.



Εικόνα 19: Αρχική εικόνα του Einstein που καπνίζει.



Εικόνα 20: Αφαίρεση ολόκληρου αντικειμένου.

3. Επεξεργασία εικόνας με την εξίσωση του Poisson

3.1. Εισαγωγή

Η επεξεργασία εικόνας έχει να κάνει είτε με γενικές αλλαγές, όπως είναι διορθώσεις στο χρώμα ή πέρασμα εικόνας μέσα από φίλτρα, είτε με τοπικές αλλαγές οι οποίες περιορίζονται σε μια επιλεγμένη περιοχή. Σε αυτήν την εργασία ενδιαφερόμαστε στον να πετύχουμε τοπικές αλλαγές με έναν απρόσκοπτο και χωρίς κόπο τρόπο. Οι αλλαγές αυτές έχουν να κάνουν από ασήμαντες παραμορφώσεις μέχρι την αντικατάσταση ολόκληρων περιεχομένων. Τα κλασικά εργαλεία το πετυχαίνουν αυτό χρησιμοποιώντας αποκοπή και επικόλληση, ωστόσο οι αλλαγές είναι ορατές.

Εδώ προτείνουμε ένα γενικό μηχανισμό ο οποίος χρησιμοποιείται για χωρίς ραφή επεξεργασία και κλωνοποίηση επιλεγμένων περιοχών. Το μαθηματικό εργαλείο είναι μια Poisson διαφορική εξίσωση με οριακές συνθήκες που προσδιορίζονται από την Laplacian μια άγνωστης συνάρτησης σε μια περιοχή ενδιαφέροντος, μαζί με τις τιμές αυτής της συνάρτησης.

Υπάρχουν γνωστές μέθοδοι για την διαμόρφωση της Laplacian μια άγνωστης συνάρτησης σε κάποια περιοχή, τότε η εξίσωση Poisson μπορεί να λυθεί αριθμητικά έτσι ώστε να πετύχουμε χωρίς ραφές γέμισμα της περιοχής. Αυτό μπορεί να γίνει ανεξάρτητα σε κάθε ένα από τα τρία κανάλια του χρώματος. Η επίλυση της εξίσωσης Poisson έχει και μια διαφορετική προσέγγιση ως πρόβλημα ελαχιστοποίησης: υπολογίζει την συνάρτηση της οποίας η κλίση είναι πλησιέστερα στην L_2 νόρμα με κάποιο δοσμένο διάνυσμα που ονομάζεται διάνυσμα οδηγός κάτω από δοσμένες οριακές συνθήκες.

Θα εξετάσουμε έναν αριθμό από δυνατές επιλογές για το διάνυσμα οδηγό. Θα δείξουμε ότι αυτός ο μηχανισμός επηρεάζει τα κλασικά εργαλεία κλωνοποίησης τόσο από την άποψη ευκολίας χρήσης όσο και των δυνατοτήτων. Η κλωνοποίηση επιτρέπει στον χρήστη να προσθέτει ή να αφαιρεί αντικείμενα με τέτοιο τρόπο ώστε να μην είναι ορατές οι ραφές των αντικειμένων. Αναμιγνύοντας κατάλληλα τις κλίσεις μιας εικόνας πηγής και μιας προορισμού είναι δυνατόν να προσθέσουμε διαφανή αντικείμενα. Εξάλλου αντικείμενα με περίπλοκες γραμμές τα οποία

περιλαμβάνουν τρύπες μπορούν να προστεθούν αυτόματα χωρίς την επίπονη διαδικασία της αποκοπής.

Ο ίδιος μηχανισμός μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αλλάξει την εμφάνιση μιας εικόνας μέσα σε μια συγκεκριμένη περιοχή, αποφεύγοντας ορισμένες ορατές ασυνέχειες μέσα στην περιοχή. Πιο συγκεκριμένα το χρώμα, η δομή και η φωτεινότητα ενός αντικειμένου μπορεί εύκολα να αλλάξει.

Η εξίσωση Poisson έχει χρησιμοποιηθεί εκτεταμένα στην υπολογιστική όραση. Έρχεται φυσικά σαν μια απαραίτητη συνθήκη στην επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων. Σε γενικά πλαίσια εφαρμογών επεξεργασίας εικόνας τριών ειδών εργασίες σχετίζονται με την εξίσωση Poisson.

Στην εργασία του Fattal (2002) το πεδίο κλίσης μιας υψηλού δυναμικού περιοχής (High Dynamic Range) μιας εικόνας ξαναδημιουργείται σε διαφορετική κλίμακα μη γραμμικά, παράγοντας ένα διανυσματικό πεδίο το οποίο δεν είναι πια πεδίο κλίσης. Μια νέα εικόνα τότε αποκτάται επιλύοντας μια εξίσωση Poisson με την απόκλιση αυτού του διανυσματικού πεδίου στο δεξί μέρος και κάτω από τις οριακές συνθήκες Neumann καθορίζοντας πως η τιμή της κλίσης της νέας εικόνας στην κατεύθυνση του ορίου είναι μηδέν. Σε αντίθεση η μέθοδος που προτείνουμε εδώ μπορεί να εφαρμοστεί σε αυθαίρετες περιοχές επιλεγμένες από μια εικόνα. Για να γίνει αυτό, οι οριακές συνθήκες Neumann σε ένα τετραγωνικό σχήμα πρέπει να αντικατασταθούν από τις συνθήκες Dirichlet σε ένα αυθαίρετο σχήμα. Μια περαιτέρω γενίκευση είναι να επεκτείνουμε την περιοχή των μη γραμμικών λειτουργιών που εφαρμόζονται στην κλίση, για να περιλάβουμε τις μέγιστες λειτουργίες και να καταστείλουμε μικρές κλίσεις.

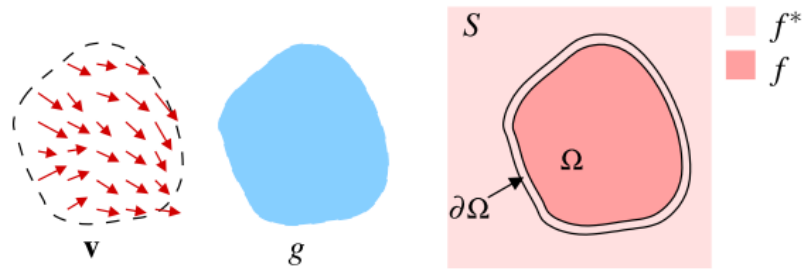
Στην εργασία των Elder και Groberg (2001) παρουσιάζεται ένα σύστημα για επεξεργασία μιας εικόνας μέσω ενός αραιού συνόλου ακμών. Για να εξαφανίσουμε ένα αντικείμενο, οι σχετιζόμενες ακμές αφαιρούνται, για να προσθέσουμε ένα αντικείμενο, οι σχετιζόμενες ακμές και οι τιμές χρώματος αυτών των ακμών συγχωνεύονται. Η νέα εικόνα αποκτάται παρεμβάλλοντας ομαλά τα χρώματα που σχετίζονται με το νέο σύνολο των ακμών. Το να επεξεργαστεί κανείς τις ακμές και τα χρώματα που σχετίζονται με αυτές δεν είναι τόσο απλό. Επιπλέον, οι λεπτομέρειες μιας εικόνας χάνονται όταν μετατρέπουμε από και προς το περίγραμμα μιας περιοχής, το οποίο είναι μη επιθυμητό.

Στην εργασία του Lewis (2001) τα στίγματα αφαιρούνται από τις εικόνες ξεχωρίζοντας τις φωτεινές συνιστώσες από τις λεπτομέρειες σε μια επιλεγμένη περιοχή και αντικαθιστώντας την φωτεινότητα με αρμονική παρεμβολή της φωτεινότητας του επιλεγμένου συνόρου.

Με όρους της επεξεργασίας εικόνας, δύο υπάρχουσες τεχνικές πετυχαίνουν κλωνοποίηση χωρίς ραφές. Το πρώτο είναι το βουρτσάκι επούλωσης του Adobe Photoshop 7. Απ' όσο γνωρίζουμε, η τεχνική που χρησιμοποιεί αυτό το εργαλείο δεν έχει δημοσιευθεί. Έτσι δεν ξέρουμε αν χρησιμοποιεί ή όχι την εξίσωση Poisson.

Η δεύτερη τεχνική είναι μια ανάλυση σε πολλά επίπεδα μιας εικόνας που προτάθηκε από τους Burt και Adelson το 1983. Η ιδέα είναι να χρησιμοποιήσουμε αναπαράσταση της ανάλυσης σε πολλά επίπεδα, δηλαδή μια Laplacian πυραμίδα, των εικόνων που μας ενδιαφέρουν. Το περιεχόμενο της περιοχής της εικόνας πηγής αναμιγνύεται σε κάθε μπάντα ανάλυσης ανεξάρτητα. Η τελική σύνθετη εικόνα επαναφέρεται προσθέτοντας διαφορετικά επίπεδα της νέας Laplacian πυραμίδας. Αυτή η γρήγορη τεχνική πετυχαίνει μια προσεγγιστική εισαγωγή της πηγής της Laplacian στην περιοχή προορισμό όπου εκτελούμε την εισαγωγή της Laplacian μέσω της επίλυσης μιας εξίσωσης Poisson.

3.2. Κλωνοποίηση χωρίς ραφές (Seamless Cloning)



Εικόνα 21

Έστω S να είναι ένα κλειστό υποσύνολο του \mathbb{R}^2 , το οποίο συμβολίζει το πεδίο ορισμού της εικόνας, και Ω να είναι ένα κλειστό υποσύνολο του S , το οποίο είναι η περιοχή που μας ενδιαφέρει και $\partial\Omega$ να είναι το όριό της. Έστω f^* να είναι μια γνωστή βαθμωτή συνάρτηση ορισμένη στην περιοχή του S μείον την περιοχή του Ω και έστω f μια άγνωστη βαθμωτή συνάρτηση ορισμένη στην περιοχή του Ω . Τέλος έστω v να είναι ένα διανυσματικό πεδίο ορισμένο στο Ω .

Η καλύτερη παρεμβολή της f στην f^* πάνω στην περιοχή Ω ορίζεται ως η λύση στο παρακάτω πρόβλημα ελαχιστοποίησης:

$$\min_f \iint_{\Omega} |\nabla f|^2 \text{ με } f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega} \quad (3.1)$$

$$\text{όπου } \nabla = \left[\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y} \right].$$

Ο ελαχιστοποιητής πρέπει να ικανοποιεί την παρακάτω Euler-Lagrange εξίσωση:

$$\Delta f = 0 \text{ στο } \Omega \text{ με } f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega} \quad (3.2)$$

$$\text{όπου } \Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}.$$

Ένα διάνυσμα οδηγός είναι ένα διανυσματικό πεδίο v που χρησιμοποιείται σε μια εκτεταμένη έκδοση του προβλήματος ελαχιστοποίησης (3.1) που παρουσιάστηκε προηγουμένως:

$$\min_f \iint_{\Omega} |\nabla f|^2 \text{ με } f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega} \quad (3.3)$$

της οποίας η λύση είναι η μοναδική λύση της παρακάτω εξίσωσης Poisson:

$$\Delta f = \operatorname{div} v \text{ στο } \Omega \text{ με } f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega} \quad (3.4)$$

όπου $\operatorname{div} v = \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y}$ είναι η απόκλιση του $v = (u, v)$.

Το πρόβλημα (3.3) και η εξίσωση Poisson που σχετίζεται με αυτό (3.4) μπορούν να μετατραπούν σε διακριτή μορφή και να λυθούν με διάφορους τρόπους.

Για διακριτές εικόνες το πρόβλημα μπορεί να διακριτοποιηθεί χρησιμοποιώντας το διακριτό πλέγμα των εικονοστοιχείων. Χωρίς βλάβη της γενικότητας, θα χρησιμοποιήσουμε τον ίδιο συμβολισμό, που χρησιμοποιήσαμε στα συνεχή αντικείμενα, και για τα ισοδύναμά τους διακριτά. Τα S και Ω γίνονται τώρα μετρίσιμα σύνολα ορισμένα πάνω σε ένα άπειρο διακριτό πλέγμα. Να σημειώσουμε ότι το S μπορεί να περιλαμβάνει όλα τα εικονοστοιχεία μιας εικόνας ή μόνο ένα υποσύνολο αυτών. Για κάθε εικονοστοιχείο p στο S έστω N_p να είναι το σύνολο των τεσσάρων γειτόνων του και $\langle p, q \rangle$ υποδηλώνει ένα ζευγάρι εικονοστοιχείων τέτοιων ώστε $q \in N_p$. Το σύνορο του Ω είναι τώρα $\partial\Omega = \{p \in S \setminus \Omega : N_p \cap \Omega \neq \emptyset\}$. Έστω f_p να είναι η τιμή της f στο p .

Η μετατροπή σε διακριτή μορφή της εξίσωσης (3.3) παράγει το παρακάτω διακριτής μορφής, δευτέρου βαθμού πρόβλημα ελαχιστοποίησης:

$$\min_{f|_{\Omega}} \sum_{\langle p, q \rangle | \Omega \neq \emptyset} (f_p - f_q - v_{pq})^2 \text{ με } f_p = f_q^*, \text{ for all } p \in \partial\Omega \quad (3.5)$$

όπου v_{pq} είναι η προβολή του $v\left(\frac{p+q}{2}\right)$ πάνω στην κατευθυνόμενη ακμή $[p, q]$.

Η λύση της εξίσωσης (3.5) ικανοποιεί την παρακάτω γραμμική εξίσωση:

$$\text{for all } p \in \Omega, |N_p| f_p - \sum_{q \in N_p \cap \Omega} f_q = \sum_{q \in N_p \cap \partial\Omega} f_q^* + \sum_{q \in N_p} v_{pq} \quad (3.6)$$

Το ζητούμενο σε εμάς είναι να λύσουμε την εξίσωση (3.6) ως προς f_p οπότε προκύπτει η παρακάτω εξίσωση:

$$\text{for all } p \in \Omega, f_p = \frac{\sum_{q \in N_p \cap \Omega} f_q + \sum_{q \in N_p \cap \partial\Omega} f_q^* + \sum_{q \in N_p} v_{pq}}{|N_p|} \quad (3.7)$$

Όταν το Ω περιέχει εικονοστοιχεία που βρίσκονται στο όριο του S , αυτό συμβαίνει όταν το Ω εκτείνεται στην άκρη του πλέγματος των εικονοστοιχείων, τότε αυτά τα εικονοστοιχεία έχουν μια κουτσουρεμένη γειτονιά τέτοια ώστε $|N_p| < 4$. Να σημειώσουμε ότι για εικονοστοιχεία p εσωτερικά του Ω , για τα οποία, $N_p \subset \Omega$, δεν υπάρχουν όροι για το όριο στο δεξί μέρος της εξίσωσης (3.6) η οποία σε αυτήν την περίπτωση γίνεται:

$$|N_p| f_p - \sum_{q \in N_p} f_q = \sum_{q \in N_p} v_{pq} \quad (3.8)$$

Οπότε λύνοντας ως f_p προς έχουμε:

$$f_p = \frac{\sum_{q \in N_p} f_q + \sum_{q \in N_p} v_{pq}}{|N_p|} \quad (3.9)$$

Μια καλή επιλογή για το διάνυσμα οδηγό v είναι η μεταβολή μιας εικόνας πηγής. Αν συμβολίσουμε με g την εικόνα πηγή τότε για το v θα ισχύει:

$$v = \nabla g \quad (3.10)$$

οπότε η εξίσωση (3.4) γίνεται:

$$\Delta f = \Delta g \text{ στο } \Omega \text{ με } f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega} \quad (3.11)$$

και η αριθμητική υλοποίηση της (3.10) είναι η παρακάτω:

$$\text{for all } \langle p, q \rangle, v_{pq} = g_p - g_q \quad (3.12)$$

η παραπάνω εξίσωση χρησιμοποιείται στην εξίσωση (3.6) για τον υπολογισμό της f_p .

Το εργαλείο της κλωνοποίησης χωρίς ραφές μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να κρύψει ανεπιθύμητα αντικείμενα από μια εικόνα ή να εισάγουμε νέα αντικείμενα σε μια εικόνα, αλλά με πιο εύκολο και ευέλικτο τρόπο από την συνηθισμένη κλωνοποίηση. Από την οπτική γωνία του χρήστη η διαδικασία απαιτεί αρκετά χαλαρή επιλογή της περιοχής που μας ενδιαφέρει, ωστόσο υπάρχουν περιπτώσεις που μας ενδιαφέρει να είμαστε πιο ακριβείς όπως για παράδειγμα στην περίπτωση επεξεργασίας κάποιου προσώπου.

Όπως περιγράφηκε παραπάνω δεν μένουν ίχνη της εικόνας προορισμού f^* μέσα στην περιοχή Ω . Ωστόσο υπάρχουν περιπτώσεις που είναι επιθυμητό να συνδυάσουμε ιδιότητες της f^* με αυτές της g , όπως για παράδειγμα αν θέλουμε να εισάγουμε αντικείμενα με τρύπες ή διαφανή αντικείμενα.

Μια πιθανή προσέγγιση για το διάνυσμα v είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των μεταβολών μιας εικόνας πηγής και μιας προορισμού όπως φαίνεται παρακάτω:

$$v_{pq} = \begin{cases} f_p^* - f_q^* & \text{αν } |f_p^* - f_q^*| \geq |g_p - g_q| \\ g_p - g_q & \text{αλλιώς} \end{cases}, \text{ for all } \langle p, q \rangle \quad (3.13)$$

Για τον τερματισμό του αλγορίθμου ελέγχεται κάποιο κριτήριο σύγκλησης. Το κριτήριο αυτό έχει να κάνει με τον αριθμό των επαναλήψεων που εκτελεί ο αλγόριθμος, αν ξεπεράσει έναν προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων τότε ο αλγόριθμος θα πρέπει να τερματίσει.

Η δύναμη της μεθόδου εκφράζεται πλήρως όταν εισάγουμε αντικείμενα με σύνθετα περιγράμματα σε ένα νέο φόντο. Εξ' αιτίας των δραστικών διαφορών μεταξύ της εικόνας πηγής και της εικόνας προορισμού, τα κλασσικά εργαλεία κλωνοποίησης αποτυγχάνουν και δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε αυτήν την περίπτωση.

3.3. Αποτελέσματα



Εικόνα 22: Εικόνα πηγή.



Εικόνα 23: Εικόνα προορισμός.



Εικόνα 24: Απλή κλωνοποίηση.



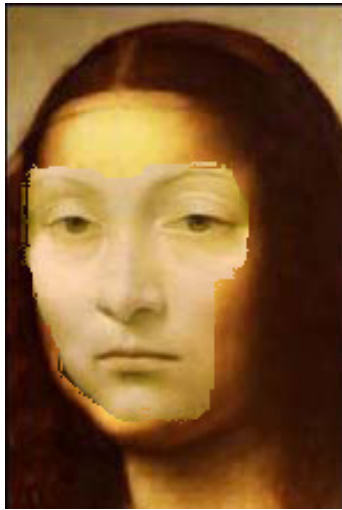
Εικόνα 25: Κλωνοποίηση χωρίς ραφές.



Εικόνα 26: Εικόνα πηγή.



Εικόνα 27: Εικόνα προορισμός.



Εικόνα 28: Απλή κλωνοποίηση.



Εικόνα 29: Κλωνοποίηση χωρίς ραφές.



Εικόνα 30: Εικόνα πηγή με κόκκινο φαίνεται η μάσκα.



Εικόνα 31: Εικόνα προορισμός.



Εικόνα 32: Απλή κλωνοποίηση.



Εικόνα 33: Κλωνοποίηση χωρίς ραφές.



Εικόνα 34: Εικόνα πηγή.



Εικόνα 35: Εικόνα προορισμός.



Εικόνα 36: Απλή κλωνοποίηση.



Εικόνα 37: Κλωνοποίηση χωρίς ραφές.



Εικόνα 38: Εικόνα πηγή.



Εικόνα 39: Εικόνα προορισμός.



Εικόνα 40: Απλή κλωνοποίηση.



Εικόνα 41: Κλωνοποίηση χωρίς ραφές.



Εικόνα 42: Εικόνα πηγή.



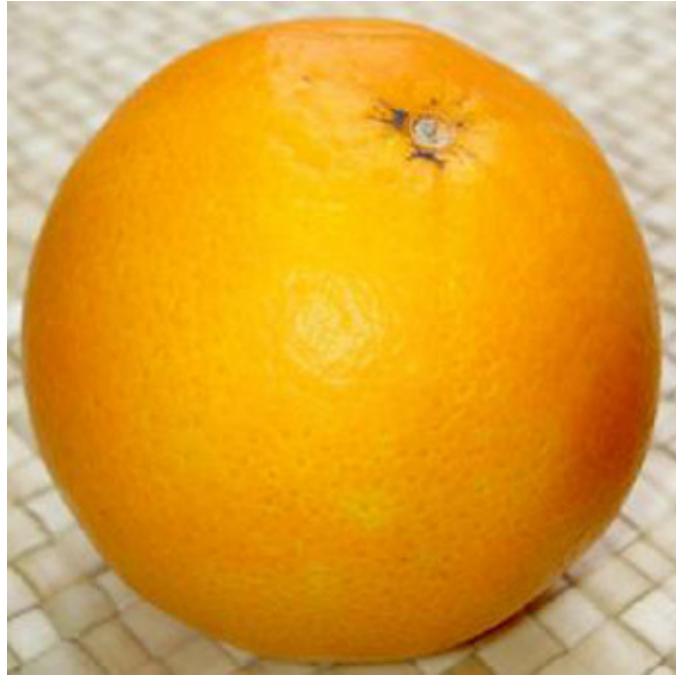
Εικόνα 43: Εικόνα προορισμός.



Εικόνα 44: Απλή κλωνοποίηση.



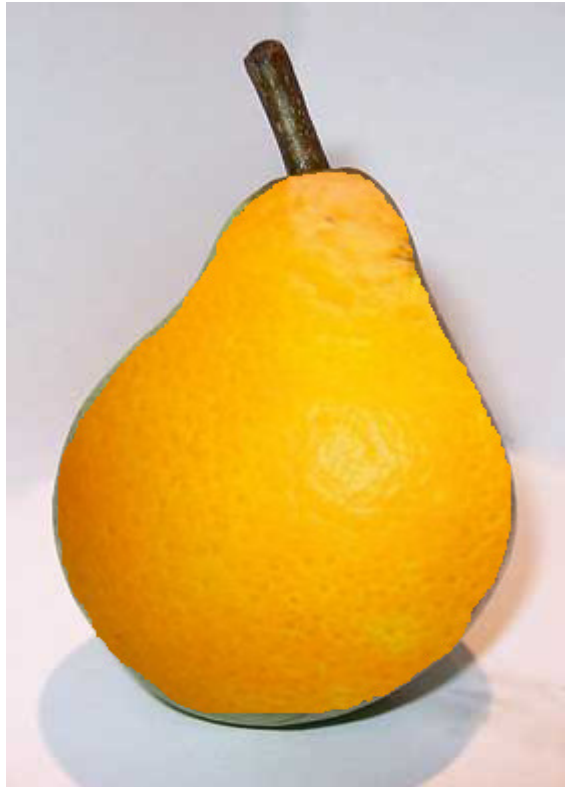
Εικόνα 45: Κλωνοποίηση χωρίς ραφές.



Εικόνα 46: Εικόνα πηγή.



Εικόνα 47: Εικόνα προορισμός.



Εικόνα 48: Απλή κλωνοποίηση.



Εικόνα 49: Κλωνοποίηση χωρίς ραφές.

4. Επίλογος

Στην εργασία αυτή μελετήθηκε το πρόβλημα της συμπλήρωσης εικόνας με χρήση διαφορεικών εξισώσεων με μερικές παραγώγους. Επίσης παρουσιάσαμε ένα εργαλείο για κλωνοποίηση χωρίς ραφές αντικειμένων σε μια εικόνα.

Η βασική ιδέα της συμπλήρωσης εικόνας είναι να διαδώσει ομαλά την πληροφορία που περιβάλλει το επιλεγμένο αντικείμενο στην κατεύθυνση των ισόφωτων γραμμών. Ο χρήστης επιβάλλεται να καθορίσει την περιοχή που θέλουμε να αποκαταστήσουμε, τα υπόλοιπα γίνονται από τον αλγόριθμο μέσα σε λίγα λεπτά. Οι εφαρμογές του αλγορίθμου έχουν να κάνουν από αποκατάσταση παλιών φωτογραφιών, αφαίρεση ένθετου κειμένου, μέχρι αφαίρεση ολόκληρων αντικειμένων. Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από τον αλγόριθμο είναι ικανοποιητικά.

Όσο αφορά την κλωνοποίηση χωρίς ραφές έχει μελετηθεί ένα σύνολο από εργαλεία που μας επιτρέπουν την εισαγωγή ή αφαίρεση αντικειμένων από μια εικόνα. Οι αλλαγές που συμβαίνουν σε ένα επιλεγμένο αντικείμενο έχουν να κάνουν με την δομή, την φωτεινότητα και το χρώμα του αντικειμένου. Ένα βασικό χαρακτηριστικό αυτού του εργαλείου είναι ότι δεν υπάρχει ανάγκη για ακριβή απεικόνιση του αντικειμένου, σε αντίθεση με τα κλασικά εργαλεία που εκτελούν την ίδια διαδικασία, όπως το απλό εργαλείο αντιγραφής-επικόλλησης.

5. Βιβλιογραφία

1. M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles, C. Ballester. *Image Inpainting*. Computer Graphics, SIGGRAPH 2000, Pages: 417 - 424, July 2000
2. G. Sapiro. *Geometrical Partial Differential Equations and Image Analysis*. Cambridge University Press, 2001
3. P. Pérez, M. Gangnet, A. Blake. *Poisson Image Editing*. ACM Transactions on Graphics (TOG), Pages: 313 - 318, July 2003
4. A. Criminisi, P. Pérez, K. Tyama. *Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, NO. 9, Pages 1200 - 1212, September 2004
5. N. Komodakis, G. Tziritas. *Image Completion Using Efficient Belief Propagation via Priority Scheduling and Dynamic Pruning*. IEEE Transactions (accepted for publication).
6. C. Ballester, M. Bertalmio, V. Caselles, G. Sapiro, J. Verdera. *A Variational Model for Filling-In*. Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV, Volume 1, Pages: 10 – 16, February 2001