



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗΣ

**ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ
ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΤΗ
ΣΥΓΧΡΟΝΗ ΑΞΟΝΙΚΗ
ΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑ**

**Παναγιώτης Καζάκος
Αριθμός Μητρώου:48015037**

**Επιβλέπων Καθηγητής
Νεκτάριος Καλύβας, Αναπληρωτής Καθηγητής**

Αγάλεω2022

Η Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Ο Επιβλέπων Καθηγητής

Νεκτάριος Καλύβας

Αικατερίνη Σκουρολιάκου

Ευστράτιος Δαυίδ

Αναπληρωτής Καθηγητής

Αναπληρώτρια Καθηγήτρια

Επίκουρος Καθηγητής

[ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ]

[ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ]

ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ]

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ/ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος **Παναγιώτης Καζάκος** του Δημητρίου , με αριθμό μητρώου 48015037 φοιτητής/τρια του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής **Μηχανικών** του Τμήματος **Μηχανικών Βιοϊατρικής**, δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της πτυχιακής/διπλωματικής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου».

Ημερομηνία

12/03/2022

Ο Δηλών



ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα εργασία στοχεύει στην επεξήγηση και σύγκριση των πιο διαδεδομένων αλγορίθμων ανακατασκευής εικόνας στην σύγχρονη αξονική τομογραφία. Αρχικά, γίνεται μια μικρή περιγραφή των βασικών μερών και του πώς λειτουργεί ένας αξονικός τομογράφος, ενώ στη συνέχεια πραγματοποιείται περιγραφή των παραμέτρων ποιότητας των εικόνων που προκύπτουν. Έτσι, στο επόμενο κεφάλαιο αναλύονται οι βασικότεροι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για να γίνει ανακατασκευή των εικόνων από τις λήψεις του αξονικού τομογράφου. Επίσης, σημαντικό είναι το γεγονός ότι παρουσιάζονται σύγχρονα δεδομένα από την εφαρμογή αυτών των αλγορίθμων στη κλινική πρακτική, ενώ παράλληλα συγκρίνονται ως προς την αποτελεσματικότητά τους. Γίνεται μια χρονική αναδρομή με άξοντα αριθμό σε μελέτες που έγιναν πάνω στη σύγκριση αλγορίθμων στην ανακατασκευή εικόνας από το 2016 έως το 2021. Στη συνέχεια αναλύεται το πώς επηρεάζει κάθε φορά ο χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος την απαιτούμενη δόση ακτινοβολίας, γεγονός που αποτυπώνεται στην ποιότητα της εικόνας που προκύπτει. Τέλος γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων μέσω ενός πίνακα Excel που κατασκευάστηκε για την ευκολότερη κατανόηση και για να γίνουν πιο ευδιάκριτες οι διαφορές

ABSTRACT

The present work aims to explain and compare the most common image reconstruction algorithms in modern computed tomography. First, a brief description of the basic parts and how a CT scanner works is made, followed by a description of the quality parameters of the resulting images. Thus, the next chapter analyzes the main algorithms used to reconstruct the images from the CT scans along with the mathematical sequences that accompany them. It is also important the fact that modern data from the application of these algorithms in clinical practice are presented, while at the same time they are being compared in terms of their effectiveness. Between 2016 and 2021 were compared some studies that was conducted for the comparison of algorithms in image reconstruction. In the meantime the thesis analyzed how the algorithm used each time affects the required dose of radiation, which is reflected in the quality of the resulting image. Finally, the algorithms are compared through an Excel spreadsheet that was built for easier understanding and to make the differences more visible.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να αφιερώσω αυτή τη πτυχιακή στον πατέρα μου ο οποίος πάντα με στήριζε και δυστυχώς έφυγε από τη ζωή πέρυσι τον Οκτώβριο. Ελπίζω να σε κάνω περήφανο.

Περιεχόμενα

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	10
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ^ο : ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΑΞΟΝΙΚΟΥ ΤΟΜΟΓΡΑΦΟΥ.....	11
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ^ο : ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΕΙΚΟΝΑΣ	13
2.1 Διαμόρφωση του ανιχνευτή	13
2.1.1 Ρεύμα λυχνίας.....	14
2.1.3 Peak kilovoltage (Kvp).....	14
2.2 Αλγόριθμοι ανακατασκευής.....	15
2.2.1 Θέση ασθενούς	15
2.2.2 Εύρος σάρωσης	15
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ^ο : ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ.....	16
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ^ο : ΚΛΙΝΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ	25
4.1 Τεχνητά νευρικά δίκτυα και βαθιά μάθηση	25
4.2 Αλγόριθμοι ανακατασκευής σε βάθος στην κλινική ρουτίνα	27
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 ^ο : ΠΡΟΣΦΑΤΕΣ ΜΕΛΕΤΕΣ ΠΑΝΩ ΣΤΗΝ ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ.....	29
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 ^ο : ΔΟΣΗ ΕΞΕΤΑΣΗΣ ΚΑΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ .	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7 ^ο : ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ	41
ΣΥΖΗΤΗΣΗ-ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	43
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	44

ΕΞΙΣΩΣΕΙΣ

Εξίσωση 1 Μετασχηματισμός Radon	16
Εξίσωση 2 SAMV :	19
Εξίσωση 3 Τεχνική ASIR	19

ΠΙΝΑΚΕΣ

Πίνακας 1: Συσχέτιση αλγορίθμων	41
---------------------------------------	----

ΕΙΚΟΝΕΣ ΚΑΙ ΠΗΓΕΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1 Αξονικός τομογράφος 11

Πηγή: https://en.wikipedia.org/wiki/CT_scan#/media/File:UPMCEast_CTscan.jpg

Εικόνα 2 Διαφορές μεταξύ αλγορίθμου filteredbackprojection (δεξί μισό) και
αλγορίθμου iterativereconstructionmethod (αριστερά μισό)..... 17

Πηγή:

https://en.wikipedia.org/wiki/Iterative_reconstruction#/media/File:FBP_Iter_single.jpg

g

Εικόνα 3 Ανακατασκευασμένες εικόνες CT με αλγόριθμο FPB και αλγόριθμο
Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-V (ASIR-V) 20

Πηγή <https://www.mdpi.com/2075-4418/11/6/1000/html>

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στόχος της παρούσας πτυχιακής είναι να περιγραφούν και να συγκριθούν οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για την ανακατασκευή εικόνων στη σύγχρονη αξονική τομογραφία.

Το πρώτο κεφάλαιο της εργασίας αφορά ξεκάθαρα την αδρή περιγραφή του αξονικού τομογράφου, Στη συνέχεια, το επόμενο κεφάλαιο αφορά τις βασικές παραμέτρους που συνοδεύουν την ποιότητα της εικόνας στην αξονική τομογραφία, οι οποίες είναι οι εξής:

- Η διαμόρφωση του ανιχνευτή
- Το ρεύμα της λυχνίας (mA)
- Η υψηλή τάση λυχνίας (kVp)
- Ο αλγόριθμος ανακατασκευής
- Η θέση του ασθενούς
- Το εύρος σάρωσης
- Το ανακατασκευασμένο πάχος τομών

Το τρίτο κεφάλαιο της εργασίας σχετίζεται με τη περιγραφή των αλγορίθμων ανακατασκευής των εικόνων του αξονικού τομογράφου. Το τέταρτο κεφάλαιο της παρούσας εργασίας αφορά το θέμα της εφαρμογής των αλγορίθμων, που περιγράφηκαν στο τρίτο κεφάλαιο, στην κλινική πράξη, ενώ δίνεται ιδιαίτερη προσοχή στα τεχνητά νευρικά δίκτυα και στις μεθόδους βαθιάς μάθησης (deep learning). Στο πέμπτο κεφάλαιο αναλύονται πρόσφατες μελέτες με θέμα την ανακατασκευή εικόνας. Στο έκτο κεφάλαιο της εργασίας περιγράφεται, πως μεταβάλλεται η ποιότητα της εικόνας και του θορύβου ως συνάρτηση της δόσης της εξέτασης σε συνδυασμό με τους χρησιμοποιούμενους αλγόριθμους. Στο τελευταίο κεφάλαιο γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν στις μελέτες του πέμπτου κεφαλαίου μέσω ενός πίνακα Excel που κατασκευάστηκε για την ευκολότερη κατανόηση και για να γίνονται πιο ευδιάκριτες οι διαφορές

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο: ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΑΞΟΝΙΚΟΥ ΤΟΜΟΓΡΑΦΟΥ



Εικόνα 1 Αξονικός τομογράφος

Η Αξονική τομογραφία ή αλλιώς Υπολογιστική τομογραφία (Axial Tomography, ή αλλιώς Computed Tomography - CT) αποτελεί μία ακτινολογική μέθοδο μέσω της οποίας εξετάζεται το ανθρώπινο σώμα. Μέσω της συγκεκριμένης μεθόδου είναι δυνατόν να απεικονιστεί σε εγκάρσιες τομές ολόκληρο το σώμα, χρησιμοποιώντας ακτινοβολία X. Η εισαγωγή της αξονικής τομογραφίας επιτεύχθηκε μετά τη διεξαγωγή πολλών ανεξάρτητων μελετών για δύο δεκαετίες, κυρίως από τους Sir Godfrey Hounsfield και Cormack.

Όπως οι κλασσικές ακτινογραφίες, παράγει πολλές εικόνες του εσωτερικού του σώματος σε μορφή τομών, που με σύγχρονο λογισμικό μπορούν να προβληθούν και σε επίπεδα διαφορετικά του εγκάρσιου. Οι εικόνες υπολογιστικής τομογραφίας από εσωτερικά όργανα, μαλακά μέρια, σκληρά μέρια όπως οστά, καθώς και από αιμοφόρα αγγεία παρέχουν μεγαλύτερη λεπτομέρεια από τις απλές κλασσικές ακτινογραφίες, και ιδιαίτερα τις εικόνες που αφορούν τους μαλακούς ιστούς και τα αιμοφόρα αγγεία. Χρησιμοποιώντας εξειδικευμένο εξοπλισμό και προσωπικό για τη δημιουργία και την ερμηνεία αξονικών τομογραφιών του σώματος, μπορούν πιο εύκολα να διαγνωστούν προβλήματα όπως ο καρκίνος, οι καρδιαγγειακές παθήσεις, οι μολυσματικές ασθένειες, η σκωληκοειδίτιδα, το τραύμα και οι μυοσκελετικές διαταραχές[1].

Κατά την αξονική τομογραφία, χρησιμοποιούνται ακτίνες X, όπως και στην κλασσική ακτινογραφία. Η διαφορά τους είναι ότι σε μια αξονική τομογραφία, ο ασθενής βρίσκεται ξαπλωμένος

πάνω στην εξεταστική κλίνη, ενώ το σύστημα λυχνίας- ανιχνευτών, το οποίο βρίσκεται μέσα σε μια κατασκευή που λέγεται ικρίωμα, τον περιβάλλει. Επίσης, η ακτινοβολία δεν γίνεται σε ευρεία περιοχή, αλλά με περιστροφή του συστήματος λυχνίας ανιχνευτών που αναφέρθηκε, σε λεπτή δέσμη η οποία αντιστοιχεί σε κάθετη τομή σε σχέση με τον επιμήκη άξονα του σώματος (με πάχος μερικά χιλιοστά μόνο. Με την διέλευση των ακτινών X από το σώμα, αυτές εξασθενούν σε διαφορετικά επίπεδα , με αποτέλεσμα τη δημιουργία ενός προφίλ ακτινών X διαφορετικής απορρόφησης, το οποίο καταχωρείται στον ανιχνευτή, με αποτέλεσμα τη δημιουργία μιας εικόνας.

Συνήθως, κατά την εκτέλεση μίας περιστροφής 360 ° λαμβάνονται περίπου 1.000 προφίλ. Κάθε προφίλ χωρίζεται αυτόματα σε επιμέρους κομμάτια από τους ανιχνευτές. Στη συνέχεια, το κάθε προφίλ ανακατασκευάζεται από έναν ειδικό υπολογιστή σε διδιάστατη εικόνα του κομματιού το οποίο σαρώθηκε[2].

Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι η αξονική τομογραφία σε σχέση με τις άλλες μορφές ακτινογραφίας, επιβαρύνει πολύ περισσότερο με ακτινοβολία τον ασθενή. Παρόλα αυτά, η συγκεκριμένου τύπου ακτινογραφική μέθοδος επιλύει προβλήματα που θεωρούνται περιοριστικά με τη χρήση της κλασσικής ακτινογραφίας, τα οποία είναι τα εξής:

- Την απεικόνιση τομών και άρα τη υπέρβαση του περιορισμού των προβολικών απεικονίσεων
- Τη μείωση της ακτινοβολίας η οποία σκεδάζεται, μέσω της χρήσης αρκετά μικρότερων πεδίων ακτινών X, άρα και τη μείωση του θορύβου στην εικόνα.
- Μπορούν να διακριθούν διαφορές στην πυκνότητα της τάξης του 1%, λόγω της βασικής αρχής της μεθόδου και της ανακατασκευής της εικόνας. Είναι λοιπόν δυνατή απεικόνιση ιστών που έχουν πολύ μικρή διαφορά πυκνοτήτων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2ο: ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΕΙΚΟΝΑΣ

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων ετών, παρατηρείται αυξανόμενη αναγνώριση της σημασίας της μείωσης της δόσης ακτινοβολίας σε ακτινολογικές μελέτες, ιδίως όσον αφορά την αξονική τομογραφία με πολλαπλούς ανιχνευτές. Οι μελέτες για εξέταση αξονικής τομογραφίας με τη μικρότερη δυνατή δόση εντατικοποιήθηκαν λόγω των αυξητικών τάσεων στη χρήση αξονικής τομογραφίας σε ασθενείς μικρότερων ηλικιών αλλά και στη γενικότερη ανησυχία που υπάρχει σχετικά με την έκθεση στην ακτινοβολία [3]. Δυστυχώς, παρά αυτήν την αυξανόμενη ευαισθητοποίηση μεταξύ των ακτινολόγων, η εισαγωγή κάθε νέας γενιάς αξονικών τομογράφων είχε ως αποτέλεσμα την εισαγωγή πρωτόκολλων σάρωσης που είναι όλο και πιο περίπλοκα και δύσκολο να χειριστούν για έναν ακτινολόγο, του οποίου η βασική εμπειρογνωμοσύνη έγκειται στην κλινική απεικόνιση και όχι στην ιατρική φυσική και τεχνολογία. Όταν υπάρχει αυξανόμενη κριτική σχετικά με τη δόση της CT, ο καλύτερος τρόπος για να αντιμετωπιστεί το ζήτημα είναι να γίνουν κατανοητοί όλοι οι παράγοντες και οι παράμετροι οι οποίοι είναι δυνατόν να επηρεάσουν τη δόση ακτινοβολίας και την ποιότητα της εικόνας, ενώ σημαντικό είναι να εξεταστεί το πώς γίνεται να τροποποιηθούν για τη μείωση της δόσης. Παρακάτω, θα αναλυθούν οι βασικές παράμετροι της αξονικής τομογραφίας που σχετίζονται με την ποιότητα της εικόνας.

2.1 Διαμόρφωση του ανιχνευτή

Ο αριθμός των καναλιών που βρίσκονται σε χρήση στον άξονα z καθώς και το πάχος του ανιχνευτή που αποτελεί το κανάλι δεδομένων, αναφέρονται με τον όρο διαμόρφωση του ανιχνευτή. Συγκεκριμένα, το αποτελεσματικό πάχος του ανιχνευτή αντιπροσωπεύει το μικρότερο δυνατό πάχος τομής, για παράδειγμα εάν επιτευχθεί εξέταση με πάχος ανιχνευτή 0,5 mm, οι εικόνες δεν μπορούν να ανακατασκευαστούν σε μικρότερο διάστημα (όπως 0,25 mm). Τόσο ο αριθμός των καναλιών που χρησιμοποιούνται όσο και το πραγματικό πάχος του ανιχνευτή μπορούν να ποικίλουν ανάλογα με τον αριθμό των καναλιών σε μια σειρά ανιχνευτών, ποια κανάλια σε μια σειρά ανιχνευτών και τον τρόπο με τον οποίο συνδυάζονται διαφορετικά κανάλια.

Το προϊόν της διαμόρφωσης του ανιχνευτή, το οποίο αφορά τον αριθμό των καναλιών δεδομένων πολλαπλασιασμένος με το πραγματικό πάχος της σειράς του ανιχνευτή, ισοδυναμεί με το «φυσικό πάχος» της δέσμης [4]

Αυτό έχει κρίσιμο αντίκτυπο στη δόση του ασθενούς, επειδή οι διαστάσεις του πεδίου των ακτίνων-X είναι στην πραγματικότητα ελαφρώς ευρύτερη από τη δέσμη με αποτέλεσμα μια επιπλέον επιβάρυνση σε δόση ακτινοβολίας με κάθε περιστροφή. Η διαμόρφωση του ανιχνευτή θα πρέπει να

προσδιορίζεται με βάση τον τύπο της εξέτασης που πραγματοποιήθηκε, το απαραίτητο πάχος φέτας και την ανάγκη για 3-D εικόνες. Για πρακτικές ρουτίνες, χωρίς την ανάγκη για εικόνες μικρής τομής δ ή τρισδιάστατης απεικόνισης, δε χρησιμοποιείται πολύ μικρό πάχος τομής.

2.1.1 Ρεύμα λυχνίας

Όταν αυξάνεται το ρεύμα της λυχνίας ή πιθανώς και το αποτέλεσμα του γινομένου του ρεύματος λυχνίας και του χρόνου σάρωσης συντελούν τόσο σε βελτιωμένη ποιότητα εικόνας, όσο και σε μειωμένο θόρυβο εικόνας και αυξημένη δόση ασθενούς. Η σχέση του ρεύματος λυχνίας και της δόσης του ασθενούς είναι γραμμική, μιας και με αυξήσεις των mAs υπάρχει αναλογική αύξηση στη δόση που λαμβάνει ο ασθενής. Η διαμόρφωση του ρεύματος, αυξάνει αυτόματα τα mAs σε αυτά τα μέρη του σώματος με τη μεγαλύτερη εξασθένηση και μειώνει τα mAs σε εκείνα τα μέρη του σώματος με τη χαμηλότερη εξασθένηση. Στις περισσότερες περιπτώσεις, η αυτόματη διαμόρφωση ρεύματος λυχνίας μειώνει τη δόση του ασθενούς[5].

2.1.3 Υψηλή τάση λυχνίας(kVp)

Η μείωση του kVp έχει φανεί ότι μπορεί να αποτελέσει αποτελεσματικό μέσο προκειμένου να μειωθεί δόση ακτινοβολίας η οποία παρέχεται κατά τη διάρκεια μιας εξέτασης αξονικής τομογραφίας[6]. Ωστόσο, σε αντίθεση με τις μειώσεις των mAs, οι οποίες έχουν γραμμική και σχετικά προβλέψιμη επίδραση, οι μειώσεις στο kVp μπορούν να οδηγήσουν σε μη γραμμικές, εκθετικές αυξήσεις του θορύβου εικόνας, απαιτώντας συχνά ταυτόχρονη αύξηση των mAs για τη διατήρηση της ποιότητας στην εικόνα. Πολλές μελέτες που αξιολογούν τη χρήση χαμηλού kVp σε διάφορα πρωτόκολλα έχουν δείξει ότι τέτοιες μειώσεις μπορούν να προκαλέσουν σημαντική ελάττωση των δόσεων ακτινοβολίας, διατηρώντας παράλληλα την αποδεκτή ποιότητα εικόνας [6].

Οι περισσότεροι σαρωτές δεν προσφέρουν εργαλεία για τη σωστή επιλογή ενός κατάλληλου kVp και η απόφαση μείωσης του kVp πρέπει να ληφθεί κατά τη διακριτική ευχέρεια του ακτινολόγου, λαμβάνοντας υπόψη τον τύπο της μελέτης που πραγματοποιείται (π.χ. απόκτηση αρτηριακής ή φλεβικής φάσης), το σώμα που απεικονίζεται, και μια παγκόσμια αξιολόγηση του συνηθισμένου σώματος του ασθενούς. Αν και η Εταιρεία Καρδιοαγγειακής Αξονικής Τομογραφίας έχει δημοσιεύσει συστάσεις σχετικά με τα επίπεδα kVp σε ασθενείς που υποβάλλονται σε καρδιακή CT, συμπεριλαμβανομένου ενός προτεινόμενου kVp 100 σε ασθενείς βάρους ≤ 90 kg, δεν έχουν δημοσιευτεί παρόμοιες οδηγίες για συμβατικές εφαρμογές σωματικής και νευρολογικής απεικόνισης [7].

2.2 Αλγόριθμοι ανακατασκευής

Γενικότερα, είναι ευρέως διαδεδομένη η χρήση αλγορίθμων ανακατασκευής, με πρώτο αυτόν της φιλτραρισμένης οπισθοπροβολής, (Filtered Back Projection-FBP). Οι μαθηματικοί αλγόριθμοι στους οποίους βασίζεται το FBP αφαιρούν πολύ λίγο θόρυβο από την τελική εικόνα. Η χρήση συγκεκριμένου φίλτρου μπορεί να μειώσει το θόρυβο αλλά υποβιβάζει και τη διακριτική ικανότητα και γενικά απαιτεί τη διεξαγωγή εξετάσεων με μεγαλύτερες δόσεις ακτινοβολίας. Ως αποτέλεσμα, καθένας από τους μεγαλύτερους προμηθευτές CT προσφέρει τώρα τους δικούς του αλγόριθμους επαναληπτικής ανακατασκευής ως αντικατάσταση του FBP[8].

2.2.1 Θέση ασθενούς

Σε μια μελέτη των Lietal το 2006, το 95% των ασθενών βρέθηκε να εστιάζεται ακατάλληλα.[43] Επίσης, οι Habibzadeh etal διαπίστωσαν ότι η εσφαλμένη επικέντρωση των ασθενών συσχετίζεται με μια μέση αύξηση της δόσης δέρματος εισόδου κατά 23% και μια αύξηση του θορύβου της εικόνας κατά 7%. Αν και η τοποθέτηση του ασθενούς πρέπει να παρακολουθείται προσεκτικά σε όλους τους ασθενείς, πρέπει να δοθεί ιδιαίτερη προσοχή σε αυτό το ζήτημα σε παιδιατρικούς ασθενείς επειδή μικρά σφάλματα στη θέση αυτών των ασθενών είναι πιο πιθανό να έχουν σημαντικό αντίκτυπο τόσο στον θόρυβο όσο και στη δόση.[44]

2.2.2 Εύρος σάρωσης

Σε πολλές περιπτώσεις ανάγκης διεξαγωγής εξέτασης CT, η μείωση του εύρους σάρωσης σε μεγάλο βαθμό μπορεί να μην είναι ούτε εφικτή αλλά ούτε και επιθυμητή. Παρ' όλα αυτά, το εύρος σάρωσης θα πρέπει να μειωθεί στο ελάχιστο που απαιτείται για οποιαδήποτε εξέταση, ιδιαίτερα όταν πρόκειται για δομές απεικόνισης όπως η καρδιά, για τις οποίες δεν απαιτείται αυξημένο εύρος σάρωσης [4].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο: ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ

- **Φιλτραρισμένη οπισθοπροβολή (FBP)**

Η συγκεκριμένη ιδέα που αφορά την αξονική άρχισε το 1917 από τον Αυστριακό μαθηματικό Johann Radon και, η οποία έχει ως βάση πολύπλοκες μαθηματικές πράξεις. Η φιλτραρισμένη οπισθοπροβολή σαν αλγόριθμος βασίζεται στο σήμα των ανιχνευτών, και έτσι με βάση την τιμή αυτού του σήματος αντιστοιχίζει στην εικόνα συγκεκριμένο συντελεστή του μ σε κάθε σημείο [50]. Από άποψη μαθηματικών, ο συγκεκριμένος αλγόριθμος είναι ακριβώς το αντίστροφο του μετασχηματισμού Radon, με βάση τον οποίο μία συνάρτηση δύο διαστάσεων $f(x,y)$ είναι δυνατό να αντιστοιχηθεί με το σύνολο των προβολών μίας εικόνας στο τρισδιάστατο χώρο. Όταν μάλιστα μέσω του αλγορίθμου γίνει η αντιστοίχιση του σήματος των ανιχνευτών σε εύρος τιμών συντελεστών εξασθένησης μ , για περιορισμένο αριθμό γωνιών από τις οποίες έχουν ληφθεί δεδομένα, τότε το αποτέλεσμα θα είναι μια θολή εικόνα η οποία αποτελεί την προγενέστερη μορφή της τελικής εικόνας, η οποία ονομάζεται ημιτονόγραμμα (sinogram) [49]. Βέβαια, προκειμένου να σχηματιστεί το όργανο στην εικόνα είναι απαραίτητη η προβολή ακτινών από πολλές γωνίες πέρα από οριζόντια, κάθετα, διαγώνια, πράγμα το οποίο επιτυγχάνεται καθώς κινείται η λυχνία. Όταν η κάθε γωνία δώσει τη δική της κατανομή των συντελεστών εξασθένησης, τότε σε κάθε σημείο της εικόνας θα αθροιστούν οι συντελεστές από κάθε προβολή, με αποτέλεσμα να προκύψει η τελική τιμή του μ για το εκάστοτε σημείο. Ωστόσο, το γεγονός ότι ο συντελεστής εξασθένησης του κάθε σημείου στην τελική εικόνα αποτελεί τον μέσο όρο των εξασθενημένων τιμών όλων των ακτινών X που περνάνε από το σημείο αυτό, παρουσιάζει μία ασάφεια στο τελικό αποτέλεσμα. Η ασάφεια αυτή σε πολλές περιπτώσεις εμφανίζεται ως ένα σημείο τεράστιας φωτεινότητας. Για να αντιμετωπιστεί το φαινόμενο αυτό χρησιμοποιούνται περαιτέρω φίλτρα συνέλιξης (convolution filters) με σκοπό να εξαφανιστούν τα σημεία αυτά. Η θόλωση που εμφανίζεται σε αρκετά σημεία της ανακατασκευασμένης εικόνας παραμένει το μεγαλύτερο πρόβλημα, το οποίο λύνεται με τη λύση ενός φίλτρου και συγκεκριμένα ένα φίλτρο ράμπας είναι η ιδανικότερη λύση. Το FBP είναι συνδυασμός του φίλτρου ράμπας με την οπίσθια προβολή. [50]

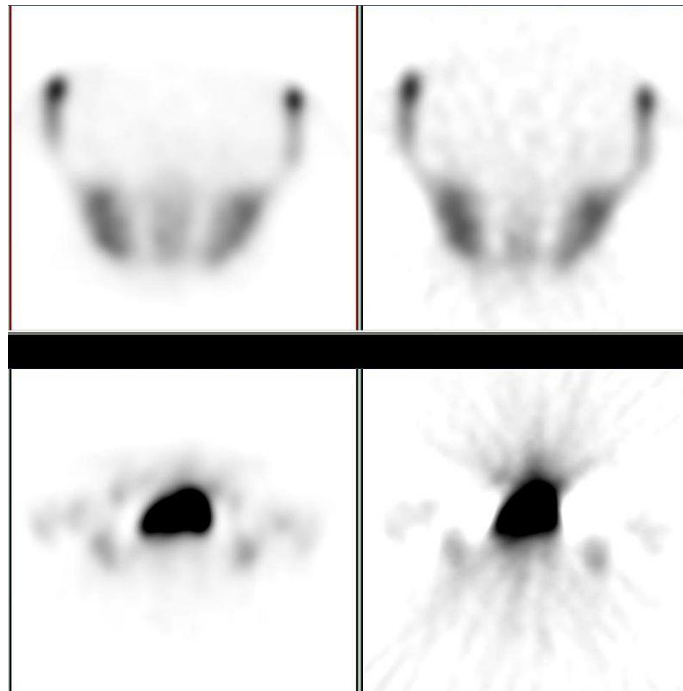
Ο μετασχηματισμός Radon της εικόνας του αντικειμένου, αφορά την έκφραση των προβολών για δέσμες παράλληλης τομογραφίας. Ο μετασχηματισμός Radon ορίζεται ως:

Εξίσωση 1 Μετασχηματισμός Radon

$$g(s, \theta) = R(f) = \iint_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - s) dx dy$$

όπου η συνάρτηση δ μετατρέπει το δισδιάστατο ολοκλήρωμα σε ευθύγραμμο ολοκλήρωμα $d\ell$ κατά μήκος της ευθείας $x\cos\theta+y\sin\theta=\rho$. Η μετασχηματισμένη συνάρτηση Rf αναφέρεται ως το sinogram του $f(x,y)$ [49]

- **Επαναληπτικός αλγόριθμος Ανακατασκευής (Iterative Reconstruction)**



Εικόνα2 Διαφορές μεταξύ αλγορίθμου filtered back projection (δεξί μισό) και αλγορίθμου iterative reconstruction method (αριστερά μισό)

Πρόσφατες μελέτες έχουν δείξει ότι οι επαναληπτικοί αλγόριθμοι ανακατασκευής μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μείωση της δόσης ακτινοβολίας με διατηρημένη / αυξημένη ποιότητα εικόνας και διατήρηση ποσοτικών μετρήσεων σε εξετάσεις υπολογιστικής τομογραφίας αιμάτωσης ή αλλιώς Computed Tomography Perfusion (CTP), όπως φαίνεται στην εικόνα 2. Πολλές από αυτές τις μελέτες πραγματοποιήθηκαν στον εγκέφαλο, στην καρδιά ή τους πνεύμονες. Έχουν πραγματοποιηθεί επίσης μελέτες στην κοιλιά, όπως το, το πάγκρεας και το παχύ έντερο. Η ικανότητα της επαναληπτικής ανακατασκευής να ξεπερνά τον θόρυβο που σχετίζεται με το FBP της δόσης ακτινοβολίας είχε σημαντικό αντίκτυπο στη βιομηχανία ανακατασκευής της αξονικής τομογραφίας [9].

Χρησιμοποιώντας τα μη επεξεργασμένα δεδομένα που παράγονται από τον αξονικό τομογράφο χρησιμοποιείται ένας τυπικός αλγόριθμος φιλτραρισμένης οπισθοπροβολής για τη δημιουργία μιας πρωτεύουσας εικόνας.

Στη συνέχεια εκτελείται μια ακολουθία όπου:

- μια προβολή προς τα εμπρός στην κύρια εικόνα δημιουργεί τεχνητά δεδομένα,

- τα προσομοιωμένα δεδομένα στη συνέχεια συσχετίζονται με τα μετρημένα ακατέργαστα δεδομένα όπου δημιουργείται μια ενημερωμένη εικόνα και στη συνέχεια
- ένα FBP χρησιμοποιείται για να προβάλλει εκ νέου την ενημερωμένη εικόνα. Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι να επιτευχθεί μία ορισμένη τιμή για τις διαφορές των εικόνων.

Ο όρος επαναληπτική απεικόνιση ορίζει τους αλγόριθμους επανάληψης κάποιων τεχνικών απεικόνισης για την ανακατασκευή εικόνων 2D και 3D. Η τεχνική επαναληπτικής ανακατασκευής θεωρείται εναλλακτική μέθοδος με καλύτερα αποτελέσματα, αλλά γενικότερα είναι λιγότερο οικονομική.[10]Οι επαναληπτικοί αλγόριθμοι προσεγγίζουν τη σωστή λύση χρησιμοποιώντας πολλαπλά βήματα επανάληψης, γεγονός που επιτρέπει την επίτευξη καλύτερης ανακατασκευής με υψηλότερο χρόνο υπολογισμού.

• Αλγεβρική ανακατασκευή

Η τεχνική αλγεβρικής ανακατασκευής (ART- Algebraic Reconstruction Technique) είναι μια επαναληπτική τεχνική ανακατασκευής που χρησιμοποιείται στην υπολογιστική τομογραφία. Αναδημιουργεί μια εικόνα από μια σειρά γωνιακών προβολών. Το ART μπορεί να θεωρηθεί ως επαναληπτικός επιλυτής ενός συστήματος γραμμικών εξισώσεων $Ax = b$, όπου:

- A είναι ένας αριθμός $m \times n$ του οποίου οι τιμές αντιπροσωπεύουν τη σχετική συνεισφορά κάθε εικονοστοιχείου εξόδου σε διαφορετικά σημεία στο ημιτονόγραμμα, m είναι ο αριθμός των μεμονωμένων τιμών στο ημιτονόγραμμα, και n είναι ο αριθμός των pixel εξόδου.
- Το x αντιπροσωπεύει τα εικονοστοιχεία στην παραγόμενη (έξοδο) εικόνα, διατεταγμένα ως διάνυσμα και:
- b είναι ένας φορέας που αναπαριστά το ημιτονόγραμμα. Κάθε προβολή (σειρά) στο ημιτονόγραμμα αποτελείται από έναν αριθμό διακριτών τιμών, τοποθετημένων κατά μήκος του εγκάρσιου άξονα. Το b αποτελείται από όλες αυτές τις τιμές, από καθεμία από τις μεμονωμένες προβολές[11].

- **Επαναληπτική Αραιή Ασυμπτωτική Ελάχιστη Διακύμανση
(Iterative Sparse Asymptotic Minimum Variance)**

Το SAMV είναι ένας αλγόριθμος που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τομογραφική ανακατασκευή στην ιατρική απεικόνιση(12).

Αποτελεί ισχυρό εργαλείο για την ανάκτηση τόσο των χαρακτηριστικών πλάτους όσο και συχνότητας πολλαπλών πολύ συσχετισμένων πηγών σε δύσκολα περιβάλλοντα. Οι εφαρμογές περιλαμβάνουν ραντάρ συνθετικού διαφράγματος, σάρωση αξονικής τομογραφίας και απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού (MRI)[13].

Για να εκτιμηθεί η παράμετρος p από το στατιστικό στοιχείο rN , αναπτύσσονται μια σειρά από επαναληπτικές προσεγγίσεις SAMV με βάση το ασυμπτωτικό κριτήριο ελάχιστης διακύμανσης. Ο πίνακας συνδιακύμανσης Cov_p^{Alg} ενός αυθαίρετου σταθερού εκτιμητή του p με βάση τη στατιστική δεύτερης τάξης R_n οριοθετείται από τον πραγματικό συμμετρικό θετικό πίνακα

Εξίσωση 2 SAMV :

$$Cov_p^{Alg} \geq [S_d^H C_r^{-1} S_d]^{-1}$$

όπου $S_d = dr(p)/dp$

Ο Sparse Asymptotic Minimum Variance είναι ένας επαναληπτικός αλγόριθμος που χρησιμοποιείται στη μέθοδο επαναληπτική ανακατασκευή τομογραφικής εικόνας χωρίς να πραγματοποιεί ανάλυση των παραμέτρων, και εφαρμόζεται σε απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού και σε αισθητήρα συνθετικού διαφράγματος σαρωτή αξονικής τομογραφίας.

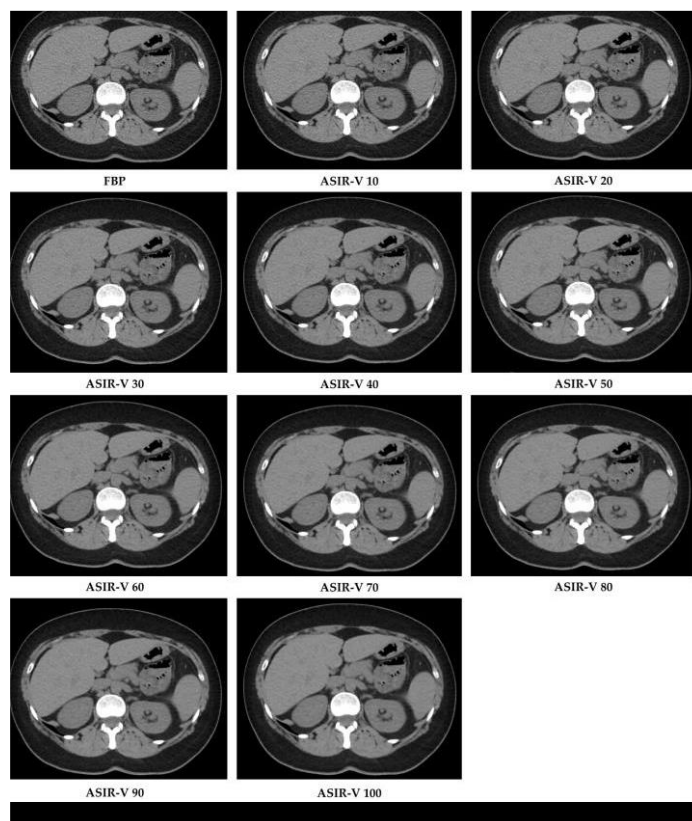
- **Adaptive Statistical iterative Reconstruction (ASIR)**

Η τεχνική ASIR μοντελοποιεί τις στατιστικές εναλλαγές στην κατανομή του θορύβου από τα αποκτηθέντα δεδομένα της εικόνας και παράλληλα βελτιώνει την αναλογία σήματος –θορύβου. Επίσης, διατηρεί την αντίθεση της εικόνας πράγμα το οποίο πετυχαίνουμε μέσω χρήσης της αλγεβρικής μήτρας προκειμένου να μετατρέψει την τιμή του κάθε pixel (y) (η οποία είναι μετρήσιμη) σε μια εκτίμηση της τιμής, το pixel (y'). Τότε, γίνεται σύγκριση της τιμής αυτής με την ιδανική τιμή την οποία επιδιώκεται μοντέλο του θορύβου. Πραγματοποιείται επανάληψη της διαδικασίας μέσω διαδοχικών μετρήσεων έως ότου η τελική εκτιμώμενη τιμή X και οι ιδανικές τιμές των pixel να βρουν κοινό σημείο σύγκλισης. Ισχύει σε αυτή τη περίπτωση ότι

Εξίσωση 3 Τεχνική ASIR

$$\hat{X} = \arg \min \{L(Ax, y) + \alpha G(x)\}$$

όπου το $\alpha G(x)$ αποτελεί τον όρο κανονικοποίησης και L η συνάρτηση η οποία «δεν εγκρίνει» κακές στατιστικές. Επειδή ο ASIR έχει ως βάση του τον αλγόριθμο της φιλτραρισμένης οπισθοπροβολής (FBP) ο συνδυασμός των δύο μηχανισμών αρχίζει έχοντας σίγουρη την συμμετοχή της FBP σε αντίθεση με την επαναληπτική ανακατασκευή (IR) λόγω του ότι η τελευταία αυξάνει τον χρόνο ανακατασκευής. Έτσι έχουμε διάφορα επίπεδα συνδυασμών που αναφέρονται ανάλογα με το ποσοστό που συμμετέχει ο επαναληπτικός αλγόριθμος, όπως: ASIR0, ASIR20, ASIR40, ASIR60 στα οποία συμμετέχει 100% FBP και 0% IR, 80% FBP και 20% IR, 60% FBP και 40% IR, 40% FBP και 60% IR αντίστοιχα.



Εικόνα 3 Ανακατασκευασμένες εικόνες CT με αλγόριθμο FBP και αλγόριθμο Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-V (ASIR-V)

- **Model Based Iterative Reconstruction**

Σε πρόσφατες έρευνες πάνω στην επαναληπτική ανακατασκευή εικόνας βασισμένη σε μοντέλα (MBIR), αποδείχτηκε πως η ποιότητα της εικόνας βελτιώνεται σε πολύ μεγάλο βαθμό, μειώνεται σημαντικά ο θόρυβος, ενώ δεν παρουσιάζει ψευδενδείξεις-artifacts[14]. Οι εικόνες στο MBIR, ανακατασκευάζονται με χρήση ενός μοντέλου στατιστικού θορύβου του σήματος. [15]. Το μοντέλο που χρησιμοποιείται βοηθάει στη μορφοποίηση του σήματος των φωτονίων σε σχέση με το μετρήσιμο σύνολο δεδομένων, ενώ παράλληλα εξετάζει την πολυχρωματική, μη γραμμική ιδιότητα των ακτίνων X. Αυτό το μοντέλο του στατιστικού θορύβου εξετάζει το μέγεθος του εστιακού σημείου της λυχνίας των ακτίνων-X. Το MBIR είναι μια νέα επαναληπτική τεχνική ανακατασκευής της εικόνας CT. Το MBIR διαφέρει από άλλες επαναληπτικές τεχνικές ανακατασκευής, καθώς το MBIR λαμβάνει υπόψη την οπτική του σαρωτή, συμπεριλαμβανομένου του εστιακού σημείου και του μεγέθους του ανιχνευτή. Έχουν δημοσιευτεί αρκετές μελέτες στις οποίες οι ερευνητές αξιολόγησαν την επίδραση του MBIR στη δόση της ακτινοβολίας του ασθενούς και στην ποιότητα της εικόνας. Το MBIR παρέχει υψηλή ποιότητα εικόνας και μειωμένο θόρυβο με σημαντικά μειωμένη τη δόση ακτινοβολίας, όπως έχει αποδειχθεί από τα αποτελέσματα διαφόρων μελετών [16].

- **Ανακατασκευή μέσω αλγορίθμου βαθιάς μάθησης (Deep Learning Reconstruction)**

Η τεχνική ανακατασκευής Deep Learning είναι μια εξέλιξη που βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη και έχει χρησιμοποιηθεί σε μεγάλη κλίμακα στην ανάλυση εικόνων. Η τεχνική αυτή από το 2016 ερευνάται συστηματικά για χρήση στην απεικόνιση στην αξονική τομογραφία και έχει να επιδείξει άκρως ενθαρρυντικά αποτελέσματα. Οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης εφαρμόζονται ευρέως στην ανακατασκευή εικόνων στις μέρες μας και έχουν επιτύχει εντυπωσιακά αποτελέσματα σε διάφορες εργασίες ανακατασκευής εικόνων, όπως η μετουσίωση χαμηλής δόσης, η ανοικοδόμηση με αραιά προβολή, η περιορισμένη γωνία τομογραφίας και η μείωση μεταλλικών αντικειμένων. Στην ανακατασκευή βαθιάς μάθησης γίνεται εφαρμογή νευρωνικών δικτύων σε εικόνες που έχουν ήδη ανακατασκευαστεί με χρήση συμβατικών μεθόδων. Μια μέθοδος που βασίζει την ανακατασκευή εικόνας σε δεδομένα ελλοχεύει κινδύνους για παρουσία ψευδενδείξεων. Υπό το πρίσμα της οπίσθιας προβολής με χρήση φίλτρου μπορεί να «διδασθεί» στον αλγόριθμο η άμεση ανακατασκευασμένη εικόνα. Ένα άλλο παράδειγμα είναι η δημιουργία νευρικών δικτύων ξετυλίγοντας επαναληπτικούς αλγόριθμους ανακατασκευής. Τα τελευταία χρόνια, υπήρξε μια συνεχής προσπάθεια στον τομέα της ιατρικής ο οποίος σχετίζεται με την απεικόνιση ώστε να προωθηθεί περαιτέρω η ανακατασκευή της ιατρικής εικόνας συνδυάζοντας παραδοσιακές μεθόδους ανακατασκευής εικόνας με τη βαθιά μάθηση. Κατά τον συνδυασμό παραδοσιακών μοντέλων με τη βαθιά μάθηση, συχνά υιοθετείται η προσέγγιση

της μετα-επεξεργασίας. Η εγκυρότητα αυτής των προσεγγίσεων γενικά υποστηρίζεται από, αν και μάλλον ατελή, την ανάλυση των ιδιοτήτων προσέγγισης των βαθιών νευρωνικών δικτύων(DNN-Deep Neural Networks) . Η επεξεργασία σε δεύτερο βαθμό πρέπει να λάβει υπόψη τις διαφορές μεταξύ ανακατασκευασμένης εικόνας υψηλής ποιότητας και αντίστοιχης εικόνας χαμηλής ποιότητας. Αυτό είναι εφικτό δεδομένου ότι τα DNN μπορούν να προσεγγίσουν γενικές λειτουργίες ή αντιστοιχίσεις. Η παραπάνω διαδικασία είναι εφικτή μόνο στην περίπτωση που δεν υπάρχουν δραστικές διαφορές ανάμεσα στις εικόνες. Ο μικρός αριθμός μετρήσεων και ο υφιστάμενος θόρυβος προκαλούν ψευδενδείξεις που είναι δύσκολο να αφαιρεθούν, συν το γεγονός πως πληροφορίες που χάνονται από την αρχική ανακατασκευή δεν είναι δυνατό να ανακτηθούν. Για αυτό το λόγο μόνο οι αρχικές ανακατασκευές που είναι υψηλής ποιότητας μπορούν να υποστούν δεύτερη επεξεργασία.[45]

Η πλούσια ιστορία στη μοντελοποίηση της ανακατασκευής εικόνας παρέχει άφθονα εργαλεία που είναι δυνατόν να επιλεγούν ελεύθερα για τη χαρτογράφηση μέσω μιας τεχνικής που είναι γνωστή ως η μη κυλιόμενη δυναμική. Αυτή η προσέγγιση προτείνει πρώτα να αναπτύσσονται βελτιστοποιημένοι αλγόριθμοι που εισάγονται για την επίλυση μοντέλων. Στη συνέχεια, ενσωματώνεται η γνώση της απεικόνισης. Το πλεονέκτημα του σχεδιασμού βαθιών μοντέλων μέσω αλγορίθμων βελτιστοποίησης ελέγχου είναι τριπλό[17]:

- το βαθύ μοντέλο στη μη κυλιόμενη δυναμική βασίζεται στο ξετύλιγμα ενός επανληπτικού αλγορίθμου και είναι περισσότερο ερμηνεύσιμο από ένα κανονικό μοντέλο βαθιάς γνώσης.
- ο αριθμός των παραμέτρων είναι συνήθως μικρότερος από τα κανονικά βαθιά μοντέλα και επομένως πιο κατάλληλος για εκμάθηση μικρών δειγμάτων.
- παρέχει έναν γενικό τρόπο συνδυασμού της γνώσης του τομέα με τη βαθιά μάθηση, ώστε να είναι εύκολο να αποφασιστεί ποια συνιστώσα στο μοντέλο πρέπει να μαθευτεί και ποια μπορεί να είναι χειροποίητα χωρίς απώλεια δύναμης του μοντέλου.

Μία από τις σημαντικότερες διαφορές μεταξύ της αναδημιουργίας ιατρικής εικόνας και της αποκατάστασης εικόνας στην οπτική του υπολογιστή είναι η μέτρηση ποιότητας των εικόνων ανακατασκευής. Τέτοιου είδους ποιοτική μέτρηση είναι ιδανικότερο να βασίζεται σε εργασίες αντί για γενικές μετρήσεις όπως το structural similarity index measure(SSIM) και το peak-signal-to-noise ratio(PSNR), σύμφωνα με την ιατρική κοινότητα απεικόνισης.

- **Raw-to-Image**

Μπορεί να γίνει εύκολα αντιληπτό ότι κάτω από συγκεκριμένες συνθήκες, οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης μάθησης μέσω δυναμικής ξετυλίγματος μπορούν να έχουν καλύτερη αποδεκτή σύγκλιση από τους αρχικούς αλγόριθμους βελτιστοποίησης (18). Αυτό ήταν στην πραγματικότητα το αρχικό κίνητρο των Karol Gregor και Yann Le Cunτο 2010 δηλαδή το να χρησιμοποιούν τη μηχανή μάθησης για τη βελτίωση των αλγορίθμων βελτιστοποίησης.

- **Alternating Direction Method of Multipliers**

Το έργο του alternating direction method of multipliers(ADMM) που προτάθηκε από τους JianSunet. al. το 2016 ήταν το πρώτο που έδειχνε το πιθανό όφελος του σχεδιασμού βαθιών νευρωνικών δικτύων για αντίστροφα προβλήματα ξετυλίγοντας αλγόριθμους βελτιστοποίησης.

Οι ίδιοι ερευνητές το 2016, σχεδίασαν ένα νέο βαθύ μοντέλο, με την ονομασία ADMM-Net το οποίο προέρχεται από το «ξετύλιγμα» του αλγορίθμου ADMM. Με αυτόν τον τρόπο, οι παράμετροι συντονισμού και ότι άλλο χρειάζεται τώρα προκύπτουν μαθαίνοντας από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Ο εγγύτερος χειριστής της λειτουργίας προώθησης της αραιότητας παραμερίζεται από μια γραμμική συνάρτηση με τις μαθησιακές παραμέτρους. Ο τελεστής καταωφλίου T_{λ} στον αλγόριθμο ADMM μαθαίνεται επίσης από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Πετυχαινει ακρίβεια αιχμής στην ανακατασκευή εικόνας με γρήγορη υπολογιστική ταχύτητα και συνδυάζει το πλεονεκτήματα του παραδοσιακού μοντέλου και της προσέγγισης βαθιάς μάθησης, στα οποία μπορούν να εφαρμοστούν άλλα αντίστροφα προβλήματα, όπως αποσυνέλιξη εικόνας. Το ADMM-Net βελτιώθηκε αργότερα από τους NealPariket. Al.το 2014και το νέο μοντέλο ονομάστηκε Generic-ADMM-Net όπου υιοθετήθηκε διαφορετική στρατηγική στην παραγωγή του αλγορίθμου ADMM. Το Generic-ADMM-Net επέτυχε την ανακατασκευή εικόνας, φέρνοντας αποτελέσματα με σημαντικό περιθώριο έναντι του αλγορίθμου που βασίζεται στο BM3D[19].

- **Primal-Dual Networks (PD-Net)**

Στο έργο των JonasAdler και OzanOktem, οι συγγραφείς ξετύλιξαν το σχήμα επανάληψης του αλγορίθμου PDHG-primal-dual hybrid gradient για να σχεδιάσουν ένα νέο βαθύ μοντέλο για την ανακατασκευή εικόνας CT. Αυτό το νέο βαθύ μοντέλο ονομάστηκε primal-dualnetwork (PD-Net). Η κύρια ιδέα είναι να προσεγγιστεί κάθε αναλυτής / εγγύς χειριστής σε αυτό το πρόβλημα του PDHG από ένα νευρικό δίκτυο. Έτσι, παρακάμπτει τις δυσκολίες στην επιλογή βέλτιστων μορφών [20].

- **JOINT SPATIAL-RADON DOMAIN (JSR-Net)**

Για να καταστείλουν τις ψευδενδείξεις που προκαλούνται από ελλιπή δεδομένα και θόρυβο, οι HaimiaoZhanget. Al. πρότειναν ένα κοινό μοντέλο ανακατασκευής χωρικών-ραδιοτομών (JSR-joint spatial radon). Το μοντέλο JSR, επιβάλλει τη συνοχή των δεδομένων στον τομέα Radon και το image domain ταυτόχρονα. Έτσι, οδηγεί σε βελτιωμένη ποιότητα της ανακατασκευασμένης εικόνας. Παρόμοιος σχεδιασμός πιστότητας δεδομένων υιοθετήθηκε το 2014 από τους MartinBurgeret. al. για να μοντελοποιήσει την τομογραφία εκπομπών ποζιτρονίων.. Για τη μείωση των ψευδενδείξεων στις αξονικές τομογραφίες πολλαπλής χρωματοθεραπείας , στο μοντέλο JSR προστέθηκε στρατηγική στάθμισης.Οι συγγραφείς σχεδίασαν το JSR-Net για αραιή προβολή και περιορισμένη γωνία CT. Μέσω των προβλημάτων που επέλυσε το ADMM προήλθε ένας εναλλακτικός αλγόριθμος για βελτιστοποίηση της ποιότητας, που οδήγησε στο JSR-Net. Το JSR-Net χρησιμοποίησε νευρωνικά δίκτυα προσεγγίζοντας τους χειριστές και είναι παρόμοιας λειτουργίας με το PD-Net. Το πλεονέκτημα του JSR-Net είναι ότι μπορεί να χρησιμοποιήσει αποτελεσματικά πολλαπλά χαρακτηριστικά εικόνας τομέα για βελτίωση της ποιότητας της ανακατασκευασμένης εικόνας[21]

- **Raw-to-Task**

Είναι δυνατό να σχεδιάσουμε βαθιά δίκτυα τροφοδοσίας για την ανακατασκευή εικόνας. Μόλις έχουμε μια εικόνα, υπάρχουν πολλές επιλογές βαθιών νευρωνικών δικτύων για διάφορες εργασίες ανάλυσης εικόνας. Η σύνδεση των δύο δικτύων είναι ο πιο απλός και παράλληλα και πιο εύκολος τρόπος σύνδεσης της ανάλυσης της εικόνας με την ανακατασκευή. Αυτή η ιδέα εισήχθη για πρώτη φορά στην ιατρική απεικόνιση. Με αυτόν τον τρόπο, το δεύτερο δίκτυο για ανάλυση εικόνας μπορεί να θεωρηθεί ως μέτρηση ποιότητας εικόνας βάσει εργασιών που μαθαίνονται από τα δεδομένα. Όπως φαίνεται στο έργο των DufanWuetal το 2017, όπου η εργασία της ανάλυσης της εικόνας ήταν η αναγνώριση των οζιδίων των πνευμόνων, η μετρική μέτρηση της ποιότητας της εικόνας έδωσε αυτόματα μεγαλύτερη έμφαση στις περιοχές των πνευμόνων και λιγότερη έμφαση αλλού. Η ποιότητα της εικόνας για την περιοχή εκτός των ορίων των πνευμόνων δεν αφορά την εργασία, ενώ για την αναγνώριση των οζιδίων εντός του πνεύμονα είναι συγκεκριμένη η απαραίτητη ποιότητα της εικόνας[22].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο: ΚΛΙΝΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

Στην κλινική καθημερινότητα, ο κρίσιμος στόχος της απεικόνισης αξονικής τομογραφίας είναι να παρέχει κλινικά σχετικές πληροφορίες ή πιο συγκεκριμένα, πληροφορίες σχετικά με το αν υπάρχει ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό ή όχι, με εύλογη βεβαιότητα. Ωστόσο, η βεβαιότητα αυτής της ακτινολογικής απόφασης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα της εικόνας. Παράλληλα με την ποιότητα της εικόνας, η δόση ακτινοβολίας είναι ένα σημαντικό στοιχείο στη βελτιστοποίηση του πρωτοκόλλου της CT. Επιπλέον, ο χρόνος απόκτησης και ανακατασκευής πρέπει να είναι αποδεκτός, ειδικά σε ένα περιβάλλον ροής εργασίας υψηλού επιπέδου όπως η ακτινολογία έκτακτης ανάγκης. Τόσο η ποιότητα της εικόνας όσο και η δόση ακτινοβολίας επηρεάζονται από τις παραμέτρους λήψης, τη σύσταση του ασθενούς και τη θέση [23]. Ένα άλλο σημαντικό στοιχείο της διαδικασίας απεικόνισης CT, που επηρεάζει την ποιότητα και το χρόνο ανακατασκευής, είναι ο μαθηματικός μετασχηματισμός των ανεπεξέργαστων δεδομένων σε τρισδιάστατο όγκο ορατό ως ανατομική εικόνα. Για την επίλυση αυτού του μετασχηματισμού, έχουν αναπτυχθεί αρκετοί αλγόριθμοι ανακατασκευής. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται συνήθως από την εισαγωγή της τομογραφίας υπολογιστών είναι η φιλτραρισμένη προβολή πίσω (FBP), η οποία χρησιμοποιήθηκε στις αρχές της δεκαετίας του 2010, και η επαναληπτική ανακατασκευή (IR), η οποία χρησιμοποιήθηκε στη συνέχεια [8].

4.1 Τεχνητά νευρικά δίκτυα και βαθιά μάθηση

Η πρόσφατη αύξηση της δημοτικότητας της τεχνητής νοημοσύνης οφείλεται κυρίως στις εξελίξεις στον τομέα των **τεχνητών νευρικών δικτύων** (ANN-Artificial neural networks). Τα ANN αποτελούν υποπεδίο της μηχανικής μάθησης (ML- Machine Learning). Στη λειτουργία μηχανικής εκμάθησης, το μοντέλο μπορεί να εκτελέσει συγκεκριμένες εργασίες μετά την αφομοίωση των δεδομένων που θα δοθούν. Τα δεδομένα περιέχουν πληροφορίες και για την είσοδο και για την έξοδο και η διαδικασία ονομάζεται εποπτευόμενη. Ουσιαστικά το σύστημα εκτελεί τις εντολές έχοντας πληροφορία μόνο για το αποτέλεσμα και όχι για τη διαδικασία [24]. Εκτός από την εποπτευόμενη προσέγγιση, η μαθησιακή διαδικασία μπορεί να είναι χωρίς επίβλεψη ή να βασίζεται στην ανταμοιβή, όπως στην ενίσχυση της μάθησης [25].

Τα ANN ως μέθοδος μηχανικής μάθησης εμπνέονται από την αρχή λειτουργίας των νευρώνων, αν και δεν τα προσομοιώνουν λεπτομερώς. Το κυτταρικό σώμα των νευρώνων, με συνάψεις για μεταγωγή σήματος, ομοιάζει με τα ANN τα οποία αποτελούνται από διασυνδεδεμένους κόμβους. Στις περισσότερες περιπτώσεις τα δίκτυα αποτελούνται από ένα στρώμα εισόδου, ένα επίπεδο εξόδου και ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα. Οι τιμές μεταφέρονται από έναν κόμβο στον επόμενο σύμφωνα

με τη ροή πληροφοριών. Οι συνδέσεις όμως λειτουργούν με στόχο την τροποποίηση των τιμών πριν αυτές φτάσουν στον επόμενο κόμβο. Στον ίδιο τον κόμβο, το άθροισμα όλων των σταθμισμένων εισερχόμενων τιμών περνά από μια συνάρτηση ενεργοποίησης που καθορίζει την έξοδο ενός μόνο κόμβου. Ανάλογα με το άθροισμα και τη λειτουργία ενεργοποίησης, παρόμοια με την αρχή ενός νευρωνικού καταφλίου δυναμικού διέγερσης, ενδέχεται να μην υπάρχει καθόλου ενεργοποίηση. Αφήνοντας το επίπεδο εξόδου, η τελική υπολογισμένη έξοδος συγκρίνεται με την επιθυμητή έξοδο από μια λειτουργία απώλειας ή σφάλματος. Στη συνέχεια, τα βάρη που αναφέρθηκαν προηγουμένως προσαρμόζονται και το δίκτυο υπολογίζεται εκ νέου. Το δίκτυο για να παράγει ανακρίβεια σε αποδεκτά επίπεδο αφομοιώνει όλη τη διαδικασία επαναληπτικής ανακατασκευής.

Τα δεδομένα εκπαίδευσης, που αποτελούνται από πολλαπλές εισόδους με αντίστοιχες επιθυμητές εξόδους (επίσης γνωστές ως επίγεια αλήθεια), χωρίζονται συνήθως σε μια εκπαίδευση, μια επικύρωση και ένα σύνολο δοκιμών. Διαφορετικά από το σετ προπόνησης, το σετ επικύρωσης δεν θα χρησιμοποιηθεί απευθείας για την εκπαίδευση σχετικά με την επαναληπτική προσαρμογή των βαρών. Ωστόσο, το σετ επικύρωσης χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση της απόδοσης του δικτύου και για την τελειοποίηση των μη διδάξιμων υπερπαραμέτρων που πρέπει να ρυθμιστούν χειροκίνητα εκ των προτέρων. Εκτός από την αξιολόγηση απόδοσης και τον συντονισμό υπερπαραμέτρων, η διαίρεση συνόλων δεδομένων επιτρέπει την αναγνώριση της υπερβολικής τοποθέτησης. Το δίκτυο μπορεί να προσδιορίσει περισσότερες δυνατότητες από αυτές που παρέχονται από τα δεδομένα και αυτό οδηγεί σε λάθος αναγνώριση των αόρατων δεδομένων. Όταν η προπόνηση έχει ολοκληρωθεί, υπάρχουν ακόμη πολλές δοκιμές μπροστά, συνήθως με ένα άλλο αόρατο σύνολο δεδομένων δοκιμών. Ο ικανοποιητικός προγραμματισμός του δικτύου οδηγεί σε σωστή εφαρμογή ακόμα και σε άγνωστα δεδομένα[26].

Υπάρχουν δύο έννοιες όταν αναφερόμαστε στα τεχνητών νευρικών δικτύων. Η μια έννοια είναι η DL και η άλλη είναι τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN-Convolution Neural Networks). Η βαθιά μάθηση αναφέρεται στα πολλαπλά επίπεδα ενός ANN μεταξύ του επιπέδου εισόδου και εξόδου, αυξάνοντας την πολυπλοκότητα συνήθως με τον υπολογισμό εκατομμυρίων παραμέτρων. Κάποιες φορές τα δίκτυα αυτά ονομάζονται DNNs. Τα συνελκτικάνευρικά δίκτυα εντάσσονται στην κατηγορία DNN και η λειτουργούν σε δεδομένα μοτίβου πλέγματος, για παράδειγμα εικόνες. Τα CNN είναι ουσιαστικά μια τυπική αρχιτεκτονική με συγκεντρωτικά και συνελκτικά στρώματα όπου οι πυρήνες των φίλτρων αποτελούνται από ένα πλέγμα βαρών το οποίο εφαρμόζεται στην εικόνα που επεξεργάζεται και δίνει τα χαρακτηριστικά.

Τα πρώτα επίπεδα αντιπροσωπεύουν χαρακτηριστικά στην εικόνα συνήθως χαμηλού επιπέδου όπως γωνίες και άκρα ενώ του μεσαίου επιπέδου τα χαρακτηριστικά αντιπροσωπεύουν διάφορα μέρη οργάνων ή αντικειμένων. Επιπλέον, τα χαρακτηριστικά υψηλού επιπέδου αντιπροσωπεύουνολόκληρα

όργανα ή ολόκληρες δομές. Τα στρώματα που είναι πλήρως συνδεδεμένα καταπατούν το προηγούμενο στρώμα με αποτέλεσμα να δημιουργούν ένα μονοδιάστατο διάνυσμα με σκοπό την ταξινόμηση της εξόδου. Κατά τη διαδικασία προπόνησης πέραν της προσαρμογής των βαρών, οι πυρήνες φίλτρου βελτιστοποιούνται, πάλι, με λειτουργίες απώλειας που συγκρίνουν την έξοδο με τη γνωστή αλήθεια εδάφους. [46]

Τα δίκτυα γενετικής αντιπαλότητας (Generative Adversarial Networks-GANs) είναι ένας άλλος τύπος ANN που δείχνει πιθανές διεργασίες στην ιατρική απεικόνιση. Αποτελούνται από δύο νευρωνικά δίκτυα: μια γεννήτρια, που δημιουργεί τεχνητά δείγματα από δεδομένα εισόδου, και έναν διαχωριστή, ο οποίος μαθαίνει να διακρίνει τα πραγματικά από τα παραγόμενα δεδομένα. Η τελική αρχή του μετασχηματισμού μιας εικόνας με χαρακτηριστικά μιας άλλης εικόνας ονομάζεται μετάφραση εικόνας σε εικόνα.[47]

4.2 Αλγόριθμοι ανακατασκευής στην κλινική ρουτίνα

Από όσα είναι μέχρι τη παρούσα χρονική στιγμή γνωστά, υπάρχουν δύο εμπορικά διαθέσιμοι αλγόριθμοι ανακατασκευής εικόνας CT χρησιμοποιώντας μεθόδους DL που είναι αποδεκτά από το FDA, το TrueFidelity από την GEHealthcare και το AiCE από την CanonMedicalSystems.

Η σημαντική μείωση του θορύβου με ταυτόχρονη μεγαλύτερη ποιότητα εικόνας ήταν τα αποτελέσματα της χρήσης deep learning image reconstruction(DLIR) σε αγγειογραφία στεφανιαίας αξονικής τομογραφίας από τους Benzetal. Σε αυτή την έρευνα σε ότι αφορά τη διαγνωστική ακρίβεια, εξειδίκευση και ευαισθησία στην ανίχνευση ευρείας στένωσης στεφανιαίας αρτηρίας η ανακατασκευή εικόνας DL ήταν ίση με της IR. Η μελέτη των Greffieret. al. που δημοσιεύθηκε το 2020 έδειξε πιθανότητα μείωσης της δόσης έως και 56%, επιτυγχάνοντας συγκρίσιμη ανιχνευσιμότητα με επαναληπτική ανακατασκευή και DL ενώ υπάρχει μείωση της δόσης. Για μικρές λειτουργίες αυτό είχε ιδιαίτερα επιτυχή αποτελέσματα. Η ανιχνευσιμότητα υπολογίστηκε χρησιμοποιώντας ένα μη προσαρμοσμένο μοντέλο ανθρώπινου παρατηρητή που λαμβάνει υπόψη την απόκριση του οφθαλμού (NPWE) ως υποκατάστατο της ανθρώπινης αντίληψης που περιλαμβάνει θόρυβο και ανάλυση [27].

Η ανακατασκευή της εικόνας DL επέτρεψε βελτιωμένα (SNR-Signal to noise ratio) και (CNR - Contrast to noise ratio) στα ίδια επίπεδα δόσης σε σύγκριση με το IR. Μια άλλη μελέτη το 2019 από τους Nakamuraetal. αξιολόγησε την ανιχνευσιμότητα της υποαγγειακής ηπατικής μετάστασης σε εικόνες που ανακατασκευάστηκαν με AiCE εκτός από τη μέτρηση του θορύβου και του CNR. Έδειξαν λιγότερο θόρυβο εικόνας και ανώτερη ευκρίνεια για το DLIR σε σύγκριση με τους επαναληπτικούς αλγορίθμους[28].Επίσης, η ποιότητα απεικόνισης του κοινού χοληφόρου πόρου στην προβολή

μέγιστης έντασης βελτιώθηκε όταν ανακατασκευάστηκε με αλγόριθμο βαθιάς μάθησης σε σύγκριση με επαναλαμβανόμενες μεθόδους σε μια μελέτη των Narita et. al. το 2020. Σε περίπτωση απαίτησης για προεγχειρητικό σχεδιασμό ή όταν δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί ο μαγνητικός τομογράφος, η παραπάνω διαδικασία θα μπορούσε να βοηθήσει σε παθολογίες χοληφόρων πόρων.[41]

Μια άλλη ανερχόμενη τεχνική είναι η τεχνητή νοημοσύνη (AI-Artificial intelligence). Εκτός από την ταξινόμηση εικόνων και την ανίχνευση αντικειμένων, η AI έχει αποκτήσει σημαντικό ενδιαφέρον για τη δυνατότητά του να βελτιώσει την ανακατασκευή των εικόνων CT. Η μέθοδος βαθιάς μάθησης φέρνει αποτελέσματα απευθείας από τα δεδομένα. Η εφαρμογή AI θα φέρει βελτίωση στην ανακατασκευή εικόνων στην αξονική τομογραφία και σε αυτή την κατεύθυνση εργάζονται πολλές ερευνητικές ομάδες. Η AI στο μέλλον θα παίζει ένα πολύ σημαντικό ρόλο στην ανακατασκευή εικόνας στην αξονική τομογραφία. Η AI θα ταιριάζει στην τρέχουσα ροή εργασιών κλινικής απεικόνισης αξονικής τομογραφίας βελτιώνοντας τις τρέχουσες μεθόδους ανακατασκευής, για παράδειγμα επιταχύνοντας αξιοσημείωτα τη διαδικασία ανακατασκευής από την εφαρμογή ενός εκπαιδευμένου δικτύου. Συμπερασματικά, η IR είναι μια ισχυρή τεχνική που έφτασε μέσα στη κλινική πρακτική, ενώ μπορεί να αναμένονται ακόμα μεγαλύτερες πρόοδοι από το IR στο εγγύς μέλλον[26].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5ο: ΠΡΟΣΦΑΤΕΣ ΜΕΛΕΤΕΣ ΠΑΝΩ ΣΤΗΝ ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ

Ο Hae JimKim et. al 2016 πραγματοποίησαν έρευνα με θέμα την επαναληπτική ανακατασκευή εικόνας με χρήση παιδιατρικού θώρακος ως μοντέλο, σε πολύ χαμηλές δόσεις ακτινοβολίας αξονικής τομογραφίας. Η έρευνα υλοποιήθηκε πραγματοποιώντας σύγκριση της ανακατασκευής της εικόνας μέσω προσαρμοσμένης στατιστικής.

Σκοπός της έρευνας ήταν η σύγκριση του MBIR με ASIR, η αξιολόγηση της ποιότητας εικόνας και η μειωμένη δόση στην αξονική τομογραφία θώρακος στον τομέα της παιδιατρικής.

Για τις ανάγκες της έρευνας υποβλήθηκαν σε αξονική τομογραφία θώρακος πολύ χαμηλής δόσης 57 ασθενείς με μέση ηλικία τα 14 έτη, και η ανακατασκευή της εικόνας πραγματοποιήθηκε και με τις 2 τεχνικές(MBIR και ASIR). Μέσω στατιστικής ανάλυσης τρεις ακτινολόγοι αξιολόγησαν τις δύο τεχνικές, ενώ έγινε και η σύγκριση της δόσης της αξονικής τομογραφίας θώρακος πολύ χαμηλής δόσης, με αντίστοιχη προηγούμενη αξονική τομογραφία σε 36 από τους συμμετέχοντες. Η σύγκριση κάθε αλγορίθμου ανακατασκευής καθώς και τα δεδομένα του θορύβου της εικόνας και της εξασθένησης, υλοποιήθηκε με χρήση Student's t-test.

Η συγκεκριμένη μελέτη έδειξε πως σε σύγκριση με τη τεχνική ASIR η τεχνική MBIR, βελτιώνει σημαντικά την ποιότητα της εικόνας και δίνει τη δυνατότητα για πραγματοποίηση εξετάσεων με πολύ χαμηλή δόση σε ασθενείς παιδικής ηλικίας. Η μείωση της δόσης αγγίζει τα επίπεδα του 90%, σε σχέση με παλαιότερα πρωτόκολλα χαμηλής δόσης CT.

Συμπερασματικά μειώνεται σημαντικά ο κίνδυνος από υπερέκθεση στην ακτινοβολία, ενώ παράλληλα η μείωση της δόσης φαίνεται να μην επηρεάζει τη διαγνωστική ικανότητα[32].

Ο L. O' Hara και ο S.J.Foley et. al. 2016 υλοποίησαν μελέτη με θέμα τη μείωση του θορύβου της εικόνας και τη μείωση της δόσης της ακτινοβολίας στην κλινική αξονική τομογραφία, όταν γίνεται χρήση της επαναληπτικής ανακατασκευής και της αυτόματης επιλογής σωλήνα τάσης.

Σκοπός της μελέτης ήταν να αποδείξει πως παρά τις αυξητικές τάσεις στη χρήση αξονικών τομογραφιών, δεν υπάρχουν αντίστοιχες αυξήσεις στις δόσεις που δέχεται ο πληθυσμός που εξετάζεται και αυτό διότι οι τεχνολογικές εξελίξεις μπορούν δυνητικά να μειώσουν αυτή τη δόση.

Η ομάδα των ασθενών που συμμετείχαν στην έρευνα χωρίστηκε σε τρεις υποομάδες και η σύγκριση των δόσεων μεταξύ των υποομάδων πραγματοποιήθηκε για τέσσερις εξετάσεις αξονικής τομογραφίας (θώρακος, εγκεφάλου, κοιλίας και πνευμόνων). Η πρώτη υποομάδα εξετάστηκε με χρήση αυτόματου σωλήνα διαμόρφωσης ρεύματος, η δεύτερη με χρήση της ίδιας τεχνικής μαζί με επαναληπτική ανακατασκευή εικόνας. Ενώ στην τρίτη υποομάδα έγινε χρήση των προαναφερθέντων τεχνικών μαζί με αυτόματο σωλήνα διαμόρφωσης τάσης.

Συγκεντρώνοντας τα αποτελέσματα, έγινε αντιληπτό πως στη δεύτερη υποομάδα η μείωση της δόσης κυμαινόταν από 16% έως 31%, με την υψηλότερη μείωση της δόσης να παρατηρήθηκε στην αξονική τομογραφία εγκεφάλου και την μικρότερη στην αξονική τομογραφία πνευμόνων. Στην Τρίτη υποομάδα παρατηρήθηκαν μειώσεις στη δόση από 24% έως 42%, με τη μεγαλύτερη να αφορά αξονική τομογραφία θώρακος. Η έρευνα θεωρήθηκε μοναδική λόγω του πλήθους των ασθενών που συμμετείχαν (4011), καθώς και λόγω της συνέπειας τήρησης όλων των πρωτοκόλλων καθ' όλη τη διάρκεια της διαδικασίας.

Μελετώντας τα αποτελέσματα παρατηρήθηκε μείωση της δόσης με τη χρήση του νέου λογισμικού στις κλινικές εξετάσεις αξονικής τομογραφίας. Συγκεκριμένα όταν ο αυτόματος σωλήνας επιλογής τάσεως χρησιμοποιήθηκε μαζί με την επαναληπτική ανακατασκευή εικόνας, η μείωση στη δόση άγγιξε τα επίπεδα του 42% και εξ' ίσου αντίστοιχες μειώσεις είχαμε και στο θόρυβο[33].

Ο Esmael Enjilela et. al. 2017 πραγματοποίησαν έρευνα σχετικά με την αξονική τομογραφία πολύ χαμηλής δόσης για τη απεικόνιση της αιμάτωσης του μυοκαρδίου με χρήση ανακατασκευής της εικόνας και σποραδικά δυναμική ανάκτηση εικόνας.

Πραγματοποιήθηκε η εφαρμογή ενός αλγορίθμου συμπίεσμνης αντίχενυσης με στόχο τη δυναμική ανακατασκευή αντίθεσης (DCE-Dynamic contrast enhance) της εικόνας αξονικής τομογραφίας του μυοκαρδίου από σποραδική δειγματοληψία προβολών ακτίνων Χ. Η αξονική τομογραφία της καρδιάς τύπου DCE, εφαρμόστηκε σε πέντε φυσιολογικούς χοίρους καθώς και σε πέντε ισχαιμικούς. Η ανακατασκευή των εικόνων υλοποιήθηκε με χρήση FBP και αλγορίθμου συμπίεσμνης αντίχενυσης.

Τα αποτελέσματα έδειξαν πως ο συνδυασμός σποραδικής δυναμικής σάρωσης, σποραδικής ανακατασκευής της εικόνας και η χρήση CS οδηγεί στην απεικόνιση όλης της καρδιάς. Η τεχνική που προτάθηκε, έδωσε τη δυνατότητα για μείωση των προβολών ακτίνων Χ που απαιτούνται για ανακατασκευή εικόνας με χρήση DCE, κατά 2/3 από τη συμβατική τεχνολογία. Από την ομάδα έρευνας δόθηκε όμως οδηγία για περαιτέρω έρευνα σε ότι αφορά την τεχνική απεικόνισης χαμηλής δόσης [29].

Ο Bastien Pauchard et. al. 2017 μελέτησαν ποιος τύπος αξονικής τομογραφία μπορούσε να δώσει την καλύτερη ποιότητα διαγνωστικής εικόνας σε νεαρούς ασθενείς με ογκολογικά προβλήματα.

Η μελέτη βασίστηκε στη σύγκριση MBIR και ASIR, σ ότι αφορά την αξονική τομογραφία μειωμένης δόσης. Στην έρευνα συμμετείχαν 44 ασθενείς με μέση ηλικία τα 30 έτη. Όλοι οι συμμετέχοντες υποβλήθηκαν σε αξονική τομογραφία με 100% δόση, στη συνέχεια σε αξονική τομογραφία στο 50% της δόσης, ενώ επιπρόσθετα σε 29 από τους συμμετέχοντες πραγματοποιήθηκε και μία αξονική τομογραφία στο 20% της αρχικής δόσης. Στις αξονικές τομογραφίες μειωμένης δόσης, η ανακατασκευή της εικόνας υλοποιήθηκε και με τους 2 αλγορίθμους. Τις τελικές εικόνες των αξονικών τομογραφιών ελέχθησαν από 4 ακτινολόγους ως προς την παρουσία θορύβου, τη διαγνωστική ικανότητα και την πιθανή ύπαρξη ψευδενδείξεων.

Εξετάστηκε επίσης ο δείκτης μάζας σώματος (BMI-Body mass index) σε σχέση με την τελική ποιότητα της εικόνας. Όπως αποδείχθηκε οι δομές των εσωτερικών οργάνων παρουσιάζονταν ευκρινέστερα στις εικόνες των συμμετεχόντων με υψηλότερο BMI, μεγαλύτερο του 24.5.

Η αξιολόγηση της ποιότητας της εικόνας, έγινε ακολουθώντας τη βαθμολόγηση οπτικής ανάλυσης ενώ η ανιχνευσιμότητα των δομών υψηλής αντίθεσης έγινε ελέγχοντας οπτικά τις ανατομικές δομές μικρού μεγέθους.

Η μελέτη έδειξε πως το MBIR διαθέτει καλύτερης ποιότητας διαγνωστικές εικόνες σε σχέση με το ASIR σε χαμηλότερες δόσεις. Αυτό είναι αποτέλεσμα της ικανότητας του αλγορίθμου MBIR να μειώνει τον θόρυβο και να διαχειρίζεται καλύτερα λεπτομέρειες όπως το μέγεθος του ανιχνευτή. Παρόλο που με τη μείωση της δόσης ο αντικειμενικός θόρυβος της εικόνας αυξάνεται, η διαφορά ανάμεσα στους θορύβους των 2 αλγορίθμων γίνεται ολοένα πιο φανερή.

Συμπερασματικά ο αλγόριθμος MBIR είναι η καλύτερη επιλογή για νεαρούς ασθενείς διότι με μειωμένη κατά πολύ δόση δίνει εξαιρετικά αποτελέσματα σε ότι αφορά την ποιότητα της εικόνας, δεδομένου ότι λόγω ηλικίας οι συγκεκριμένοι ασθενείς υπάρχει πιθανότητα να υποβληθούν σε αξονικές τομογραφίες για πολλά έτη[30].

Ο F. Moloney et. al. 2018 μελέτησαν την απόδοση της επαναληπτικής ανακατασκευής εικόνας βασισμένης σε μοντέλο (MBIR) σε χαμηλής δόσης αξονική τομογραφία κοιλίας και θώρακος.

Σκοπός της μελέτης ήταν να κάνει σύγκριση και ανάλυση των αποτελεσμάτων της αξονικής τομογραφίας χαμηλής δόσης στην ανακατασκευή και ανάλυση εικόνας. Ο παραπάνω έλεγχος πραγματοποιήθηκε με χρήση ομοιωμάτων ανθρώπινου σώματος. Η μελέτη έγινε πιο αναγκαία λόγω της αυξημένης χρήσης της αξονικής τομογραφίας και του ζητήματος πως σύμφωνα με κάποιες αναλύσεις το 2% των κρουσμάτων καρκίνου στις ΗΠΑ, μπορεί να συνδέεται με τη χρήση των αξονικών τομογραφιών, κάνοντας έτσι αναγκαίο τον όσο το δυνατόν περιορισμό της δόσης ακτινοβολίας κατά τη διάρκεια της εξέτασης.

Η ανακατασκευή της εικόνας τόσο για τις αξονικές τομογραφίες θώρακος, όσο και για αυτές της κοιλιακής χώρας έγινε με χρήση φιλτραρισμένης οπισθοπροβολής(FBP), συνδυασμένη με επαναληπτική ανακατασκευή εικόνας βασισμένης σε προσαρμοσμένη στατιστική, όσο και επαναληπτική ανακατασκευή με χρήση μοντέλου. Δύο ακτινολόγοι έκριναν τις εικόνες με βάση την ποιότητα της ανάλυσης. Για το μέτρο του θορύβου στην κάθε εικόνα υπολογίστηκε η τυπική απόκλιση της περιοχής ενδιαφέροντος (ROI-Region of interest). Η κάθε μέτρηση πραγματοποιήθηκε από 3 φορές από κάθε χειριστή και ο μέσος όρος αυτών των μετρήσεων χρησιμοποιήθηκε τελικά στην ανάλυση. Οι χειριστές δεν γνώριζαν ούτε το πρωτόκολλο, ούτε την τεχνική σάρωσης που χρησιμοποιήθηκε, για να είναι η έρευνα όσο το δυνατόν πιο αντικειμενική.

Τα αποτελέσματα έδειξαν πως τόσο η αξονική τομογραφία κοιλίας όσο και η αξονική τομογραφία θώρακος είχαν ιδιαίτερα χαμηλότερα επίπεδα στο θόρυβο της εικόνας και πού καλύτερη ποιότητα εικόνας όταν η ανακατασκευή τους έγινε με χρήση επαναληπτικής κατασκευής βασισμένης σε μοντέλο. Οι διαφορές που προέκυψαν με τις εικόνες που ανακατασκευάστηκαν μόνο με χρήση οπίσθιας προβολής, ήταν ιδιαίτερα σημαντικές και τα αποτελέσματα έδειξαν πως μεγιστοποιούνταν όσο μειωνόταν η δόση. Αυτό οδήγησε στο συμπέρασμα για τα ευεργετικά οφέλη του MBIR στις πολύ χαμηλής δόσης αξονικές τομογραφίες[31].

Η AnaisViryet. al. 2018 μελέτησαν τα αποτελέσματα των διάφορων τύπων αλγορίθμων επαναληπτικής ανακατασκευής αξονικής τομογραφίας, στην ανιχνευσιμότητα χαμηλής αντίθεσης. Η μελέτη πραγματοποιήθηκε με τη χρήση ομοιωμάτων.

Το ομοίωμα που χρησιμοποιήθηκε στις δοκιμές διέθετε δύο δακτυλίους διαφορετικών διαμέτρων για να βελτιώσει την προσομοίωση με τις αντίστοιχες διαμέτρους των ασθενών, καθώς και πολλούς σφαιρικούς στόχους εσωτερικά του ομοιώματος.

Στοχεύοντας στη μείωση της δόσης στους εξεταζόμενους οι κατασκευάστριες εταιρείες αξονικών τομογράφων αντικατέστησαν τον FBP με αντίστοιχους αλγορίθμους επαναληπτικής ανακατασκευής, τους MBIR και ASIR. Οι δύο αυτοί αλγόριθμοι βασίζονται στη μοντελοποίηση για να επιτύχουν την ανακατασκευή της εικόνας. Η προσπάθεια για καλύτερη ποιότητα εικόνας με όσο το δυνατόν λιγότερη έκθεση σε ακτινοβολία, προϋποθέτει πως θα λυθούν και προβλήματα όπως η ανίχνευση πιθανών βλαβών πολύ χαμηλής αντίθεσης σε εξεταζόμενους με μεγάλη περιφέρεια σε αξονικές τομογραφίες κοιλίας. Η έρευνα πραγματοποιήθηκε για να δώσει απαντήσεις σε τέτοιου είδους ερωτήματα.

Μέσω της ποσοτικής αξιολόγησης της ποιότητας της εικόνας αναλύθηκε το κατά πόσο, σε διαφορετικές κοιλιακές διαμέτρους εξεταζόμενων, μπορούν οι αλγόριθμοι επαναληπτικής ανακατασκευής να δώσουν καλύτερα αποτελέσματα. Τα συμπεράσματα έδειξαν πως με την αύξηση του μεγέθους του ομοιώματος η ανιχνευσιμότητα χαμηλής αντίθεσης μειώνεται για όλα τα συστήματα αξονικών τομογράφων. Αυτή η μείωση θεωρήθηκε αποδεκτή στα πλαίσια της ανάγκης για μείωση της δόσης της ακτινοβολίας. Για αυτό έγινε πρόταση για διαφορετική δόση ανάλογα το μέγεθος του ασθενούς, ώστε να αποφύγουμε την υπερέκθεση στους ασθενείς με μεγαλύτερη περιφέρεια ή κακής ποιότητας διαγνωστική εικόνα σε πιο αδύνατους ασθενείς. Καθιερώθηκαν επίσης τεχνικοί περιορισμοί για την ισχύ των ακτίνων X για να περιοριστεί επίπεδο θορύβου ανεξάρτητα από τον εξεταζόμενο.

Καταλήγοντας, οι αλγόριθμοι επαναληπτικής ανακατασκευής δεν βελτιώνουν σημαντικά την ανιχνευσιμότητα χαμηλής αντίθεσης σε σχέση με τον αλγόριθμο FBP. Οι βελτιώσεις πραγματοποιούνται μόνο από τον έλεγχο των διαγνωστικών απαιτήσεων για κάθε εξεταζόμενο χωριστά και σε δεύτερο χρόνο από τη σύνδεση της μείωσης της δόσης σε σχέση τα κριτήρια ποιότητας της εικόνας που απαιτούνται για κάθε περίπτωση [48].

Ο K. Ye et. al. 2020 αξιολόγησαν την ακρίβεια της αξονικής τομογραφίας χαμηλής δόσης (ULDCT) με τεχνική ASiR-V κάνοντας χρήση του δείκτη θορύβου (SmartmA) με σκοπό να ανιχνεύσουν και να ταξινομήσουν τα πνευμονικά οζίδια κάνοντας χρήση του συστήματος αναφοράς και δεδομένων απεικόνισης πνευμόνων (Lung-RADS) σε σύγκριση με τη χαμηλής δόσης CT.

Στο πειραματικό μέρος πραγματοποιήθηκε έλεγχος σε 210 ασθενείς για διάγνωση καρκίνου του πνεύμονα. Η διάγνωση έγινε κάνοντας χρήση του συμβατικού θωρακικό low-dose computed tomography(LDCT) (0,80 0,28 mSv) ακολουθούμενο από ultra low-dose computed tomography (ULDCT) (0,16 0,03 mSv). Η σάρωση από το ULDCT έγινε στα 120 kV/SmartmA με ειδικό δείκτη θορύβου 28 HU και στο τέλος ανακατασκευάστηκε με τεχνική ASiR-V70%. Αφού πραγματοποίησαν καταγραφή όλων των τύπων και των διαμέτρων των οζιδίων στην συνέχεια έγινε εξασθένηση των οζιδίων από καθαρό αλεσμένο γυαλί (pGGNs- pure ground-glass nodules). Η εξασθένηση μετρήθηκε κάνοντας χρήση του LDCT. Μετά την μέτρηση της εξασθένησης ταξινομήθηκαν με τεχνική Lung-RADS.

Στο ULDCT, ως πρότυπο αναφοράς οι ευαισθησίες κατά την ανίχνευση των οζιδίων πραγματοποιήθηκε με το LDCT. Επιπλέον, για τη δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης για την ευαισθησία των οζιδίων χρησιμοποίησαν την λογιστική παλινδρόμηση.

Τα αποτελέσματα της πειραματικής διαδικασίας έδειξε ότι το LDCT ανίχνευση 362 οζίδια και η συνολική ευαισθησία στο ULDCT ήταν 90,1%. Επίσης, όσον αφορά την ευαισθησία των στερών οζιδίων (SNs) με διάμετρο 1 mm ήταν 96,6% (228/236) ενώ για διάμετρο 6 mm ήταν 100% (26/26). Για τα καθαρά οζίδια αλεσμένου γυαλιού των 6 mm, η συνολική ευαισθησία ήταν 93% (40/43) ενώ για οζίδια με εξασθένηση 700 HU ή και περισσότερο ήταν 100% (29/29). Μεταξύ των δύο σαρώσεων υπήρχε καλή συμφωνία της κατάταξης Lung-RADS.

OK. Ye et. al. Στο τέλος έφτασαν στο συμπέρασμα ότι το ULDCT με τεχνική ASiR-V κάνοντας χρήση ειδικού θορύβου SmartmA είναι ιδανικό για το έλεγχο καρκίνου του πνεύμονα σε άτομα με δείκτη μάζα σώματος 35 kg/m². Αυτό συμβαίνει γιατί παρουσιάζει χαμηλή δόση ακτινοβολίας στα 0,16 mSv, καλή απόδοση ταξινομήσεων Lung-RADS και υψηλή ευαισθησία για ανίχνευση οζιδίων. [34]

Ο T. Kaga et. al. 2020 μελέτησαν την ποιότητα των δυναμικών εικόνων CT της κοιλιάς έχοντας ενισχυμένη αντίθεση, καθώς και την ευκρίνεια στις βλάβες που παρουσιάζει το συκώτι πραγματοποιώντας μια ομαδοποίηση κατά μέγεθος μεταξύ αλγορίθμων ανακατασκευής χρησιμοποιώντας την τεχνική ASiR-V και τρία επίπεδα ισχύος αλγορίθμων ανακατασκευής εικόνας με βάση τη βαθιά μάθηση DLIR.

Η πειραματική μελέτη πραγματοποιήθηκε σε πενήντα εννέα ασθενείς οι οποίοι παρουσίασαν 373 ηπατικές βλάβες. Οι ασθενείς πραγματοποίησαν αξονική τομογραφία με αντίθεση της κοιλιάς.

Οι εικόνες που κατεγράφησαν τις ανακατασκεύασαν κάνοντας χρήση τεσσάρων αλγορίθμων ανακατασκευής, οι οποίοι εμπεριείχαν DLIR σε επίπεδα χαμηλής, μεσαίας και υψηλής αντοχής και 40% προσαρμοστικής στατιστικής επαναληπτικής ανακατασκευής (ASiR-V).

Ο υπολογισμός και η σύγκριση του SNR της πυλαίας φλέβας, της σπλήνας, του ήπατος, της κοιλιακής αορτής και του παγκρέατος και του CNR έγινε μεταξύ των τεσσάρων αλγορίθμων ανακατασκευής.

Η αξιολόγηση της διαγνωστική αποδοχής έγινε ποιοτικά και έγινε σύγκριση των τεσσάρων αλγορίθμων ανακατασκευής ενώ το πόσο ευκρινή ήταν οι ηπατικές βλάβες έγινε σύγκριση μεταξύ βλαβών μικρότερου ή ίσου του 5 mm.

Τα αποτελέσματα της πειραματικής μελέτης έδειξαν ότι ο θόρυβος της κάθε ανατομικής δομής και η αντίθεση ήταν υψηλότερα στα επίπεδα υψηλής αντοχής σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους ανακατασκευής ενώ η διαγνωστική ικανότητα αποδοχής παρουσιάστηκε καλύτερη σε επίπεδα μεσαίας αντοχής σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους ανακατασκευής.

Όταν έγινε χρήση του 40% ASiR-V η ευκρίνεια των ηπατικών αλλοιώσεων μετρήθηκε υψηλότερη και μειωνόταν όταν το επίπεδο αντοχής της ανακατασκευής γινόταν υψηλότερο στα επίπεδα αντοχής, ειδικότερα για βλάβες μικρότερες των 5 mm. Παρόλα αυτά, οι ηπατικές βλάβες ανιχνεύτηκαν.

Επιπλέον, η ποιότητα του SNR και του CNR βελτιώθηκε με το DLIR σε σύγκριση με το 40% ASiR-V, με αποτέλεσμα να μειωθεί η ευκρίνεια της βλάβης με την χρήση πιο υψηλής αντοχής αναδόμησης.
[35]

Ο Caro Franck et. al. 2021 εκτίμησαν ότι εάν με την χρήση του αλγόριθμου ανακατασκευής εικόνας βαθιάς εκμάθησης (TrueFidelity) μπορεί να διατηρηθεί η υφή της εικόνας της συμβατικής φιλτραρισμένης οπίσθιας προβολής (FBP) όταν υπάρχουν μειωμένα επίπεδα δόσης που υφίστανται με την τεχνική ASIR-V στην αξονική τομογραφία θώρακα. Η ποιότητα της εικόνας εξετάστηκε ως προς την χωρική ανάλυση, την αξιολόγηση των λεπτομερειών της αντίθεσης και τον θόρυβο.

Στο πειραματικό επίπεδο όλες οι εικόνες κατεγράφησαν με την χρήση ομοιώματος. Το ομοίωμα που χρησιμοποιήθηκε ήταν ένα κλινικό πρωτόκολλο θώρακα 7,6 mGy αλλά και δύο επίπεδα μείωσης της δόσης 60% και 80%. Η ανακατασκευή των εικόνων έγινε τεχνικές ASIR-V, FBP (ανάμειξη 50% και 100%) και True-Fidelity. Ο υπολογισμός του θορύβου του φάσματος ισχύος του θορύβου αλλά και της λειτουργίας μεταφοράς έγινε βάσει εργασιών (TTF- task transfer function). Στην συνέχεια πραγματοποίησαν μια ποσοτική σύγκριση της υφής του θορύβου με υπολογισμό αποκλίσεων ρίζας-μέσου τετραγώνου (RMSD- Root-mean-square deviation) του το φάσμα ισχύος θορύβου (NPS-Noise power spectrum) σε σχέση με το FBP.

Στο τέλος, τέσσερις αναγνώστες αξιολόγησαν την καμπύλη αντίθεσης-λεπτομέρειας. Η εκτίμηση της δόσης που μειώνει του αλγόριθμου ανακατασκευής εικόνας βαθιάς εκμάθησης (TrueFidelity) σε σύγκριση με την τεχνική ASIR-V έγινε τοποθετώντας μια SD και την καμπύλη λεπτομέρειας-αντίθεσης ως συνάρτηση της δόσης.

Οι πειραματικές μετρήσεις έδειξαν ότι σε όλα τα επίπεδα δόσης σε σύγκριση με το FBP και το 50% ASIR-V το DL-High και το DL-Medium μειώνουν το θόρυβο και την περιοχή NPS. Στα 7,6 mGy δόσης, το φάσμα ισχύος θορύβου(NPS) του ASIR-V 50/100% μετατοπίστηκε σε πιο χαμηλές συχνότητες. Διαφορά παρατήρησαν αλλά ήταν οριακή στην TrueFidelity. Η εκτιμώμενη πιθανότητα μείωσης της δόσης του DL-H ήταν κατά 50% χωρίς αυτό να επηρεάζεται ο θόρυβος, η υφή και η ανιχνευσιμότητα. Ο Caro Franck et. al. 2021 συμπέραναν ότι ο αλγόριθμος TrueFidelity δεν επηρεάζει αρνητικά την υφή της εικόνας του FBP, και είναι καλύτερος σε σχέση με το ASIR-V όταν γίνεται αναφορά της χωρικής ανάλυσης, της ανιχνευσιμότητας και του θορύβου σε χαμηλότερες δόσεις[36].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6ο: ΔΟΣΗ ΕΞΕΤΑΣΗΣ ΚΑΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ

Το πλήθος των εξετάσεων αξονικής τομογραφίας έχει σταθερή αύξηση τα τελευταία χρόνια, ομοίως και η έκθεση των ασθενών στην ακτινοβολία. (37)

Αν και το ποσοστό των εξετάσεων CT μεταξύ όλων των τρόπων απεικόνισης που χρησιμοποιούν ακτίνες X είναι σχετικά χαμηλό, η συμβολή τους στη συνολική ετήσια έκθεση σε ιατρική ακτινοβολία είναι υψηλή. Συγκεκριμένα, τα παιδιά και οι έφηβοι που εκτίθενται επανειλημμένα σε ακτινοβολία διατρέχουν αυξημένο κίνδυνο ανάπτυξης καρκίνου. Έτσι, η βελτιστοποίηση των τεχνικών παραμέτρων του CT είναι σημαντική για τη μείωση της δόσης ακτινοβολίας[38].

Τα τελευταία δέκα χρόνια έχουν εισαχθεί νέες μέθοδοι ανακατασκευής εικόνας, και κυρίως δύο τύποι επαναληπτικών αλγορίθμων. Οι συμβατικές εικόνες που λαμβάνονται με FBP έχουν περισσότερο θόρυβο και χαμηλότερη ανάλυση αντίθεσης σε σχέση με τις νέες μεθόδους οι οποίες με επανάληψη των δεδομένων αρκετές φορές, πετυχαίνουν πολύ καλύτερα αποτελέσματα. Η πρώτη γενιά των τεχνικών επαναληπτικής ανακατασκευής (IR) και πιο συγκεκριμένα ASIR, βασίστηκε σε έναν αλγόριθμο που εφαρμόστηκε στα δεδομένα κάνοντας χρήση FBP. Οι τεχνικές του MBIR ήταν δεύτερης γενιάς IR που ακολούθησαν. Αυτές οι μέθοδοι δεν συνδυάζονται με το FBP και παρέχουν μεγαλύτερη μείωση θορύβου από τις μεθόδους IR πρώτης γενιάς. Έτσι, το MBIR επιτρέπει μεγαλύτερη μείωση της σχετικής δόσης ακτινοβολίας. Καθώς οι νέοι ασθενείς αντιπροσωπεύουν τον πιο ραδιοευαίσθητο πληθυσμό, απαιτούν επειγόντως μια βελτιστοποιημένη έκθεση σε ακτινοβολία, ειδικά όταν υποβάλλονται συχνά σε εξετάσεις CT[37]

Φαίνεται γενικότερα ότι σε εξετάσεις CT μειωμένης δόσης, το MBIR διατηρεί καλύτερα την ποιότητα της διαγνωστικής εικόνας από το ASIR. Αυτή η διαφορά επιτυγχάνεται κυρίως λόγω των υψηλότερων δυνατοτήτων μείωσης θορύβου του MBIR. Ο αλγόριθμος του MBIR υπολογίζει λεπτομέρειες όπως το σχήμα και το μέγεθος του voxel εικόνας, το μέγεθος του σημείου εστίασης ακτίνων X, εκτός φυσικά από τη μοντελοποίηση των στατιστικών των φωτονίων και του θορύβου. Έτσι, επιβεβαιώνεται ο σημαντικά λιγότερος αντικειμενικός θόρυβος εικόνας στις εικόνες MBIR σε σύγκριση με τις εικόνες ASIR[39].

Καθώς ο αντικειμενικός θόρυβος εικόνας αυξάνεται φυσικά με τη μείωση της δόσης, η διαφορά θορύβου μεταξύ MBIR και ASIR γίνεται ακόμη πιο έντονη καθώς μειώνεται η έκθεση στη δόση. Για την παρακολούθηση ασθενών μπορεί να χρειασθεί να γίνει δια βίου οι αξονικές τομογραφίας μειωμένης δόσης αποτελούν μια κοινή επιλογή για αυτούς τους ασθενείς. Σε εξετάσεις ρουτίνας που δεν αποκτήθηκαν στο περιβάλλον έκτακτης ανάγκης, ο μεγάλος υπολογιστικός χρόνος που απαιτείται για την ανακατασκευή εικόνων MBIR ενδέχεται να μην είναι σχετικός.

Η μεγάλη μείωση του θορύβου δεν εγγυάται την καλύτερη ποιότητα εικόνας και αυτό είναι μια σημαντική παράμετρος δεδομένου ότι οι αλγόριθμοι IR βασίζονται σε denoising. Οι εικόνες που παράγονται από MBIR έχει μία γνωστή διακριτή υφή. Αυτή η «παρουσία» pixels με τη μείωση της δόσης αυξάνεται είναι γενικά πολύ πιο χαρακτηριστική στις εικόνες MBIR σε σχέση με τις εικόνες ASIR για ίδια δόση ακτινοβολίας [40].

Αν και η εμπιστοσύνη στη διάγνωση γενικά μειώνεται καθώς η δόση γίνεται μικρότερη, παραμένει πάντα σημαντικά υψηλότερη για τις εικόνες κοιλιακών MBIR από ό, τι για τις αντίστοιχες εικόνες ASIR. Οι νεότεροι χειριστές, σε σχέση με τους πιο ηλικιωμένους δείχνουν χαμηλότερη εμπιστοσύνη στις εικόνες με δόση περίπου στο 20% προερχόμενες από ASIR. Οι δύο παράγοντες για αυτά τα που καθιστούν κατανοητή αυτή τη διαφορά είναι η εμπειρία και η εξοικείωση των μεγαλύτερων ηλικιακά χειριστών που διαβάζουν τις εικόνες. Όπως ανέφεραν οι Meyer et. al., Η μείωση του θορύβου που λαμβάνεται από τους αλγόριθμους IR εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την εξεταζόμενη περιοχή ιστού. Επομένως, όργανα με φυσιολογικό θόρυβο, όπως οι πνεύμονες, επηρεάζονται λιγότερο από αλλαγές στην υφή της εικόνας. Σε αντίθεση με την κοιλιακή χώρα, η εγγενής αντίθεση και η χαμηλή εξασθένηση στο πνευμονικό παρέγχυμα επιτρέπουν την ανοχή του θορύβου της εικόνας και τη σημαντική μείωση της δόσης [41].

Οι κλινικές εφαρμογές με εγγενείς ανωμαλίες υψηλής αντίθεσης, όπως οι νεφρικοί υπολογισμοί, επιτρέπουν μεγαλύτερες μειώσεις της δόσης χωρίς να διακυβεύεται η ποιότητα της εικόνας από τις εργασίες χαμηλής αντίθεσης, ανεξάρτητα από την τεχνική IR. Για τις δομές θώρακος υψηλής αντίθεσης ή για τις δομές της κοιλιακής χώρας υψηλής αντίθεσης (επινεφρίδια) σε δόση 50% δεν υπάρχουν ιδιαίτερες διαφορές στην ποιότητα της εικόνας ανάμεσα σε MBIR και ASIR. Ωστόσο, οι τελευταίες αξιολογούνται σημαντικά καλύτερα σε εικόνες MBIR δόσης 20% από ό, τι στις εικόνες ASIR, όπως φαίνεται από τους Fontarensky et. al., οι οποίοι αξιολόγησαν το MBIR με την ίδια μείωση της δόσης για τους νεφρικούς υπολογισμούς. Αντίθετα, η υποκειμενική ποιότητα εικόνας των δομών χαμηλής αντίθεσης φαίνεται να είναι σημαντικά υψηλότερη στις εικόνες MBIR από ότι στις αντίστοιχες εικόνες ASIR, ανεξάρτητα από τη δόση και την εμπειρία.

Στις ηπατικές βλάβες, στα οζίδια των πνευμόνων και στους νεφρικούς λίθους τα ποσοτικά χαρακτηριστικά των απεικονίσεών τους μπορούν να επηρεαστούν από τους αλγόριθμους της επαναληπτικής ανακατασκευής και τις ρυθμίσεις της δόσης σύμφωνα με τελευταίες δημοσιεύσεις. Σε εικόνες MBIR με μειωμένη δόση, λόγω της μη γραμμικής φύσης της συγκεκριμένης διαδικασίας σε σύγκριση με 100% εικόνες δοσολογίας CT που έχουν ανακατασκευαστεί, ο επιβλαβής όγκος μπορεί να εκτιμηθεί διαφορετικά. Επομένως, απαιτείται τεράστια προσοχή στις μετρήσεις μεγέθους κατά την πραγματοποίηση εξετάσεων CT μειωμένης δόσης MBIR. Εντούτοις, η τελευταία παράμετρος μπορεί να μην είναι σημαντικό ζήτημα για τις συνήθεις εξετάσεις αξονικής τομογραφίας παρακολούθησης,

στις οποίες γίνεται εφαρμογή των ίδιων τεχνικών παραμέτρων διαδοχικά και σταθερά. Οι εικόνες MBIR με χαμηλή δόση φαίνεται ότι δίνουν σημαντικά λιγότερες ψευδενδείξεις στο παρέγχυμα του πνεύμονα σε σχέση με τη χαμηλή δόση ASIR και την τυπική δόση ASIR. Οι Neroladakis et al. παρατήρησαν την μείωση του θορύβου στην εικόνα κατά 79% σε σαρώσεις που έγιναν με την χρήση του αλγόριθμου MBIR σε σχέση με τον αλγόριθμο FBP[42].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7ο: ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Πίνακας 1:Συσχέτιση αλγορίθμων

ΕΡΕΥΝΑ/ΜΕΘΟΔΟΣ	ΕΙΔΟΣ ΕΞΕΤΑΣΗΣ	ΔΟΣΗ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ	ΘΟΡΥΒΟΣ
<i>Hae Jim Kim et. al. 2016/ MBIR</i>	CT ΘΩΡΑΚΟΣ (ΠΑΙΔΙΑΤΡΙΚΗ)	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR
<i>L. O' Hara/ S.J.Foley et. al. 2016/ IR</i>	CT ΘΩΡΑΚΟΣ/ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ/ ΚΟΙΛΙΑΣ/ ΠΝΕΥΜΟΝΩΝ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΜΙΚΡΕΣ ΔΙΑΦΟΡΕΣ) ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP
<i>Esmael Enjilela et. al. 2017/ FBP & CS</i>	CT ΜΥΟΚΑΡΔΙΟΥ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ (33%) ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΜΙΚΡΕΣ ΔΙΑΦΟΡΕΣ) ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP	ΑΥΞΗΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP
<i>Bastien Pauchard et. al. 2017/ MBIR</i>	CT ΘΩΡΑΚΟΣ/ΚΟΙΛΙΑΣ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ (ΕΙΔΙΚΑ ΓΙΑ ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΗ ΔΟΣΗ)ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR
<i>F. Moloney et. al. 2018/ MBIR</i>	CT ΘΩΡΑΚΟΣ/ΚΟΙΛΙΑΣ/ΠΥΕΛΟΥ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ASIR ΚΑΙ FBP	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ASIR ΚΑΙ FBP	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ASIR ΚΑΙ FBP
<i>Anais Viry et. al. 2018/ IR</i>	CT ΚΟΙΛΙΑΣ	ΣΤΟ ΣΥΓΚΕΚΡΙΜΕΝΟ ΕΙΔΟΣ ΑΞΟΝΙΚΗΣ ΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑΣ ΥΠΑΡΧΟΥΝ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΕΝΕΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ ΕΠΙΤΕΥΞΗΣ ΚΑΛΥΤΕΡΗΣ ΧΑΜΗΛΗΣ ΑΝΤΙΘΕΣΗΣ ΑΝΙΧΝΕΥΣΙΜΟΤΗΤΑ,ΠΡΟΤΑΣΗ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΗ ΔΟΣΗ ΑΝΑΛΟΓΑ ΤΟ ΜΕΓΕΘΟΣ ΤΟΥ ΑΣΘΕΝΟΥΣ		
<i>K. Ye et. al. 2020/ ULDCT ASIR</i>	CT ΠΝΕΥΜΟΝΩΝ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ LDCT	ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ LDCT	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ LDCT
<i>T. Kaga et. al. 2020/DLIR</i>	CT ΚΟΙΛΙΑΣ	ΑΥΞΗΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟ 40% ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ASIR	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟ 40% ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ASIR
<i>Caro Franck et. al. 2021/ True Fidelity</i>	CT ΘΩΡΑΚΟΣ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ FBP & ASIR-V	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ FBP & ASIR-V	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ FBP & ASIR-V

Εξετάζοντας τα δεδομένα του πίνακα σύγκρισης των αλγορίθμων και τα συμπεράσματα των μελετών που έχουν πραγματοποιηθεί από πλειάδα ερευνητικών ομάδων, γίνεται σαφές πως είναι πλέον δυνατή η πραγματοποίηση μίας αξονικής τομογραφίας με ικανοποιητικά αποτελέσματα όσον αφορά την ποιότητα και τη διαγνωστική αξία της τελικής εικόνας, με ταυτόχρονη μείωση της δόσης ακτινοβολίας.

Πιο αναλυτικά σύμφωνα με τον παραπάνω πίνακα παρατηρούμε η αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου MBIR όπου σε πολλές πρόσφατες μελέτες χρησιμοποιήθηκε για εξετάσεις θώρακος, κοιλίας και πυελού διότι παρέχει καλύτερη ποιότητα εικόνας σε σύγκριση με τις μεθόδους ASIR και FBP ενώ ταυτόχρονα ο εξεταζόμενος δέχεται χαμηλότερη δόση. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα με την μέθοδο MBIR να επιτυγχάνεται και η μείωση του θορύβου σε σχέση με τις μεθόδους ASIR και FBP.

Ο αλγόριθμος IR παρότι επιτεύχθηκε η μείωση της δόσης σε σχέση με την μέθοδο FBP η ποιότητα εικόνας ήταν σχεδόν η ίδια με πολύ μικρές βελτιώσεις ενώ ο θόρυβος μειώθηκε.

Επιπροσθέτως, ο αλγόριθμος TRUEFIDELITY παρατηρούμε ότι σε πρόσφατη μελέτη που πραγματοποιήθηκε 2021 σε εξέταση θώρακος ήταν αποτελεσματικός διότι χρησιμοποιήθηκε λιγότερη δόση σε σχέση με τις μεθόδους ASIR-V και FBP, παρείχε καλύτερη ποιότητα εικόνας και παρατηρήθηκε και μείωση θορύβου.

ΣΥΖΗΤΗΣΗ-ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Εντούτοις, παρόλη την ευρέως διαδεδομένη αναγνώριση της αξίας της μειωμένης δόσης ακτινοβολίας στην αξονική τομογραφία, η πολύπλοκη τεχνολογία του σαρωτή των αξονικών τομογράφων και πολλές παράμετροι του σαρωτή έχουν αποτελέσει τροχοπέδη για τους ακτινολόγους που προσπαθούν να θεμελιώσουν τα πρωτόκολλα για τη χαμηλότερη δόση. Η επιδίωξη των μελετών είναι να καταστήσουν σαφές πως μέσω τροποποιήσεων ή βελτιώσεων στο χειρισμό των επιμέρους του αξονικό τομογράφου, οι ακτινολόγοι-χειριστές μπορούν να μειώσουν τη δόση ακτινοβολίας στους εξεταζόμενους. Σκοπός των συνεχόμενων μελετών πάνω στο θέμα είναι να καταστήσουν σαφές πως είναι δυνατόν με περαιτέρω βελτιώσεις του εξοπλισμού και του λογισμικού να ξεπεραστούν όλα τα προβλήματα που ίσως προκύπτουν σε κάποιες συγκεκριμένες εξετάσεις από τη μείωση της ακτινοβολίας. Επίσης με τη συνεχή έρευνα θα καμφθούν όλες οι ανησυχίες που προκύπτουν από τις επί του παρόντος τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται οι οποίες σαφέστατα χρησιμοποιούν μεγαλύτερη δόση. Έτσι με την βελτίωση των αλγορίθμων ανακατασκευής η ποιότητα της εικόνας γίνεται καλύτερη με ταυτόχρονη μείωση της δόσης. Με την μείωση της δόσης θα είναι πλέον δεδομένο πως η αξονική τομογραφία είναι μια ασφαλέστατη διαγνωστική μέθοδος.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] FDA(2021), What is Computed Tomography? <https://www.fda.gov/radiation-emitting-products/medical-x-ray-imaging/what-computed-tomography>
- [2] Dr Daniel J Bell and Ass. Pr. Mirjan M. Nadrljanski et al.(2021) Computed tomography, Radiopedia, <https://radiopaedia.org/articles/computed-tomography>
- [3] Raman S.P., Johnson P.T., Deshmukh S.et al.CT dose reduction applications: available tools on the latest generation of CT scanners. J Am CollRadiol. 2013; 10: 37-41
- [4] Siva P. Raman, Mahadevappa Mahesh, RobertV. Blasko, Elliot K. Fishman. "CT ScanParameters and Radiation Dose: PracticalAdvice for Radiologists", Journal of theAmerican College of Radiology, 2013
- [5] Goldman L. ,Principles of CT: multislice CT. J Nucl Med Technol. 2008; 36: 57-68
- [6] Gnannt R.,Winklehner A.,Eberli D.et al.Automated tube potential selection for standard chest and abdominal CT in follow-up patients with testicular cancer: comparison with fixed tube potential.EurRadiol. 2012; 22: 1937-1945
- [7] Halliburton S.S. Abbara S. Chen M.Y. etal.SCCT guidelines on radiation dose and dose-optimization strategies in cardiovascular CT.J CardiovascComputTomogr. 2011; 5: 198-224
- [8] Fleischmann D., Boas F.E. Computed tomography—old ideas and new technology.EurRadiol. 2011; 21: 510-517
- [9] Beister M, Kolditz D, Kalender WA. Iterative reconstruction methods in X-ray CT. Physicamedica : PM : an international journal devoted to the applications of physics to medicine and biology : official journal of the Italian Association of Biomedical Physics (AIFB). 28 (2): 94-108. doi:10.1016/j.ejmp.2012.01.003
- [10] Herman G. T., Fundamentals of computerized tomography: Image reconstruction from projection, 2nd edition, Springer, 2009
- [11] Kak, Avinash; Slaney, Malcolm (1999). Principles of Computerized Tomographic Imaging. New York: IEEE Press. pp. 276–277, 284. ISBN 978-0898714944.
- [12] Abeida, Habti; Zhang, Qilin; Li, Jian; Merabtine, Nadjim (2013). "Iterative Sparse Asymptotic Minimum Variance Based Approaches for Array Processing" (PDF). IEEE Transactions on Signal

Processing. 61 (4): 933–944. arXiv:1802.03070. Bibcode:2013ITSP...61..933A.
doi:10.1109/tsp.2012.2231676. ISSN 1053-587X

[13] Glentis, George-Othon; Zhao, Kexin; Jakobsson, Andreas; Abeida, Habti; Li, Jian (2014). "SAR imaging via efficient implementations of sparse ML approaches" (PDF). *Signal Processing*. 95: 15–26. doi:10.1016/j.sigpro.2013.08.003

[14] G. Wang, H. Yu, B. De Man, An outlook on X-ray CT research and development *Med Phys*, 55 (2008), pp. 1051-1064

[15] Z. Yu, J. Thibault, C.A. Bouman, K.D. Sauer, J. Hsieh, Fast model-based X-ray CT reconstruction using spatially nonhomogeneous ICD optimization *IEEE Trans Image Process*, 20 (2011), pp. 161-175

[16] Deák Z, Grimm JM, Treitl M, et al. . Filtered back projection, adaptive statistical iterative reconstruction, and a model-based iterative reconstruction in abdominal CT: an experimental clinical study. *Radiology* 2013;266(1):197–206.

[17] Jian Sun, Huibin Li, Zongben Xu, et al. Deep admm-net for compressive sensing mri. *InNeurIPS*, pages 10–18, 2016

[18] Jialin Liu, Xiaohan Chen, Zhangyang Wang, and Wotao Yin. Alista: Analytic weights are as good as learned weights in lista. *InICLR*, 2019

[19] Yan Yang, Jian Sun, Huibin Li, Zongben Xu (2017), ADMM-Net: A Deep Learning Approach for Compressive Sensing MRI, <https://arxiv.org/abs/1705.06869>

[20] Jonas Adler and Ozan Öktem. Learned primal-dual reconstruction. *IEEE Trans. Med. Imag-ing*, 37(6):1322–1332, 2018

[21] Haimiao Zhang, Bin Dong, and Baodong Liu. Jsr-net: A deep network for joint spatial-radon domain ct reconstruction from incomplete data. *InIEEE International Conference onAcoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)-2019*, pages 3657–3661, May 2019

[22] Dufan Wu, Kyungsang Kim, Bin Dong, Georges El Fakhri, and Quanzheng Li. End-to-end lung nodule detection in computed tomography. *arXiv preprint arXiv:1711.02074*, 2017.

[23] Alkadhi H, Leschka S, Stolzmann P. et al *Wie funktioniert CT?*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg; 2011. Im Internet: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-17803-0>

- [24] Kohli M, Prevedello LM, Filice RW. et al. Implementing Machine Learning in Radiology Practice and Research. *American Journal of Roentgenology* 2017; 208: 754-760
- [25] Erickson BJ, Korfiatis P, Akkus Z. et al. Machine Learning for Medical Imaging. *RadioGraphics* 2017; 37: 505-515
- [26] Chartrand G, Cheng PM, Vorontsov E. et al. Deep Learning: A Primer for Radiologists. *RadioGraphics* 2017; 37: 2113-2131
- [27] Greffier J, Hamard A, Pereira F. et al. Image quality and dose reduction opportunity of deep learning image reconstruction algorithm for CT: a phantom study. *EurRadiol* 2020. Im Internet: <http://link.springer.com/10.1007/s00330-020-06724-w>
- [28] Nakamura Y, Higaki T, Tatsugami F. et al. Deep Learning-based CT Image Reconstruction: Initial Evaluation Targeting Hypovascular Hepatic Metastases. *Radiology: Artificial Intelligence* 2019; 1: e180011.
- [29] Enjilela, Esmaeil, Ting-yim Lee, Jiang Hsieh, Gerald Wisenberg, Patrick Teefy, Andrew Yadegari, Rodrigo Bagur, Ali Islam, Kelley Branch, and Aaron So. 2018. “Ultra-Low Dose Quantitative CT Myocardial Perfusion Imaging with Sparse-View Dynamic Acquisition and Image Reconstruction : A Feasibility Study.” *International Journal of Cardiology* 254: 272–81. <https://doi.org/10.1016/j.ijcard.2017.11.030>.
- [30] Ct, Reduced-dose, Bastien Pauchard, Kai Higashigaito, Aicha Lamri-senouci, and Jean-francois Knebel. n.d. “Iterative Reconstructions in Reduced-Dose CT: Which Type Ensures Diagnostic Image Quality in Young Oncology Patients?” *Academic Radiology* 24 (9): 1114–24. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2017.02.012>.
- [31] Moloney, F, M Twomey, K James, R G Kavanagh, D Fama, S O Neill, T M Grey, et al. 2018. “Radiography A Phantom Study of the Performance of Model-Based Iterative Reconstruction in Low-Dose Chest and Abdominal CT : When Are Bene Fi Ts Maximized ?” *Radiography* 24 (4): 345–51. <https://doi.org/10.1016/j.radi.2018.04.010>.

- [32] Kim, HaeJin, So-young Yoo, Tae Yeon Jeon, and Ji Hye Kim. 2016. “Model-Based Iterative Reconstruction in Ultra-Low-Dose Pediatric Chest CT : Comparison with Adaptive Statistical Iterative Reconstruction ☆ ,☆☆.” *Journal of Clinical Imaging* 40 (5): 1018–22. <https://doi.org/10.1016/j.clinimag.2016.06.006>.
- [33] Hora, L O, and S J Foley. 2018. “Radiography Iterative Reconstruction and Automatic Tube Voltage Selection Reduce Clinical CT Radiation Doses and Image Noise.” *Radiography* 24 (1): 28–32. <https://doi.org/10.1016/j.radi.2017.08.010>.
- [34] Ye, K, M Chen, J Li, Q Zhu, Y Lu, and H Yuan. 2021. “Ultra-Low-Dose CT Reconstructed with ASiR-V Using SmartmA for Pulmonary Nodule Detection and Lung-RADS Classifications Compared with Low-Dose CT” 76. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2020.10.014>.
- [35] Kaga, T, YNoda, KFujimoto, TSuto, NKawai, TMiyoshi, FHyodo, andMMatsuo. 2021. “Deep-Learning-Based Image Reconstruction in Dynamic Contrast-Enhanced Abdominal CT : Image Quality and Lesion Detection among Reconstruction Strength Levels.” *Clinical Radiology*, no. xxxx. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2021.03.010>.
- [36] Franck, Caro, Guozhi Zhang, Paul Deak, and Federica Zanca. 2021. “PhysicaMedica Preserving Image Texture While Reducing Radiation Dose with a Deep Learning Image Reconstruction Algorithm in Chest CT : A Phantom Study.” *PhysicaMedica* 81 (August 2020): 86–93. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2020.12.005>.
- [37] Brenner D.J. , Hall E.J. Computed tomography—an increasing source of radiation exposure. *N Engl J Med.* 2007; 357: 2277-2284
- [38] Samara E.T., Aroua A. ,Bochud F.O.et al., Exposure of the Swiss population by medical X-rays: 2008 review. *Health Phys.* 2012; 102: 263-270
- [39] Vardhanabhuti V., Riordan R.D., Mitchell G., et al. ,Image comparative assessment using iterative reconstructions. *Invest Radiol.* 2014; 49: 209-216
- [40] Willemink M.J., de Jong P.A., Leiner T., et al.Iterative reconstruction techniques. *EurRadiol.* 2013; 23: 1623-1631

- [41] Narita K, Nakamura Y, Higaki T. et al Deep learning reconstruction of dripinfusion cholangiography acquired with ultra-high-resolution computedtomography. *AbdomRadiol* 2020.Im Internet:<http://link.springer.com/10.1007/s00261-020-02508-4>
- [42] Neroladaki A., Botsikas, D., Boudabbous, S., Becker, C. D., &Montet, X.(2012). Computed tomography of the chest with model- based iterativereconstruction using a radiation exposure similar to chest X-ray examination:preliminary observations. *EurRadiol* 23, 360–366
- [43]Li J.,Udayasankar U.K., Toth T.L. et al.Automatic patient centering for MDCT: effect on radiation dose. *AJR Am J Roentgenol.* 2007; 188: 547-552
- [44]Habibzadeh M.A.,Ay M.R.,Asl A.R. et al.Impact of miscentering on patient dose and image noise in x-ray CT imaging: phantom and clinical studies. *Phys Med.* 2012; 28: 191-199
- [45] Bo Zhu, Jeremiah Z Liu, Stephen F Cauley, Bruce R Rosen, and Matthew S Rosen. Image reconstruction by domain-transform manifold learning. *Nature*, 555(7697):487, 2018
- [46]Yamashita R, Nishio M, Do RKG. et al. Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. *Insights Imaging* 2018; 9: 611-629
- [47]Isola P, Zhu JY, Zhou T. et al Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. arXiv:161107004 [cs] 2018. Im Internet: <http://arxiv.org/abs/1611.07004>
- [48]Anais Virya , Christoph Aberleb , Damien Racinea. et al Effects of various generations of iterative CT reconstruction algorithms on low-contrast detectability as a function of the effective abdominal diameter: A quantitative task-based phantom study
- [49]Mohd Soyapi Mohd Yusoff , Riza Sulaiman, Kamarudin Shafinah. Image Reconstruction for CT Scanner by Using Filtered Back projection Approach, *Journal of American Science* 2012
- [50]R. Schofielda , L. Kingb , U. Tayala , I. Castellanob , J. Stirrupc , F. Pontanad , J. Earlse , E. Nicola,. Image reconstruction: Part 1 – understanding filtered back projection, noise and image acquisition