3° Πανελλήνιο Συνέδριο
Ιατρικής Φυσικής

27° Διαπανεπιστημιακό Συνέδριο
Ακτινολογίας

Μείωση χορηγούμενης δόσης στο σπινθηρογράφημα οστών μέσω αλγορίθμου βαθιάς μάθησης

Ν. Μπουζιάνης[1], Ι. Σταθόπουλος[4], Π. Βαλσαμάκη[2,5], Ε. Ράπτη[5], Α. Τρικοπάνη[1], Β. Αποστολίδου[5], Ε. Ψαθά[3], Α. Κοτίνη[1], Χ. Σαχπεκίδης[2,5], Α. Ζησιμόπουλος[2], Α. Αδαμόπουλος[6], Ε. Καραβασίλης[1]

[1]Εργαστήριο Ιατρικής Φυσικής, Τμήμα Ιατρικής, ΔΠΘ · [2]Εργαστήριο Πυρηνικής Ιατρικής, Τμήμα Ιατρικής ΔΠΘ· [3]Εργαστήριο Διαγνωστικής και Επεμβατικής Ακτινολογίας, Τμήμα Ιατρικής, ΔΠΘ · [4]Β΄ Εργαστήριο Ακτινολογίας, ΠΓΝ «Αττικόν», ΕΚΠΑ · [5]Τμήμα Πυρηνικής Ιατρικής, Τμήμα Ιατρικής, ΠΓΝΑ · [6]Εργαστήριο Υπολογιστικής Ιατρικής-Υπολογιστικής-Τεχνητής Νοημοσύνης και Τεχνητής Ζωής, Τμήμα Ιατρικής, ΔΠΘ

30, 31 ΟΚΤ + 1 ΝΟΕ
2026

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΥΓΕΙΑΣ
- ΤΜΗΜΑ ΙΑΤΡΙΚΗΣ, ΛΑΡΙΣΑ

Οργάνωση

ΕΦΙΕ
Ένωση Φυσικών Ιατρικής Ελλάδος

ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΚΟΛΛΕΓΙΟ ΑΚΤΙΝΟΛΟΓΙΑΣ

Εισαγωγή

- Το σπινθηρογράφημα οστών είναι από τις πιο διαδεδομένες εξετάσεις πυρηνικής ιατρικής (μεταστάσεις, κατάγματα, λοιμώξεις, μεταβολικά νοσήματα).
- Βασικός στόχος: μείωση της ακτινικής επιβάρυνσης ασθενών και προσωπικού, μέσω μείωσης της χορηγούμενης δόσης ^{99m}Tc-HDP.
- Πρόβλημα: η χαμηλή δόση οδηγεί σε υποδειγματοληψία (undersampling), αυξημένο θόρυβο και μειωμένη διαγνωστική αξιοπιστία.
- Οι υπάρχοντες αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης (CNN, GAN) έχουν εκπαιδευτεί κυρίως σε προσομοιωμένα δεδομένα, σπάνια σε πραγματικές κλινικές εικόνες χαμηλής δόσης.

Υποβάθμιση εικόνας με μείωση της δόσης



30% **60%** **100% (πλήρης δόση)**

Στατικές εικόνες πυέλου του ίδιου ασθενούς σε 30%, 60% και 100% του χρόνου λήψης (η μείωση του χρόνου λήψης ισοδυναμεί με τη μείωση της χορηγούμενης δόσης): ο θόρυβος αυξάνεται και οι ανατομικές δομές (ιερολαγόνιες, λαγόνια) χάνονται στη χαμηλή δόση.

Σκοπός

Ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός μοντέλου Enhanced Convolutional Autoencoder (ECAE), εκπαιδευμένου σε πραγματικά κλινικά δεδομένα, για την αποθορυβοποίηση εικόνων σπινθηρογραφήματος οστών χαμηλής δόσης, με στόχο τη μείωση της ακτινικής επιβάρυνσης χωρίς απώλεια διαγνωστικής ποιότητας.

Η ιδέα

Εικόνα χαμηλής δόσης (30–90%) → ECAE → Εικόνα ≈ πλήρους δόσης (100%)

Το δίκτυο μαθαίνει την αντιστοίχιση χαμηλής → πλήρους δόσης από ζεύγη πραγματικών εικόνων του ίδιου ασθενούς.

Μέθοδοι & Υλικά

Δεδομένα

- 105 ασθενείς (44 Α / 61 Γ), ηλικία 67 ± 11 έτη — ΠΓΝ Αλεξανδρούπολης, 2023
- Siemens Symbia E & E-CAM, ^{99m}Tc-HDP 630–740 MBq, στατικές εικόνες 256×256, παράθυρο 15% @ 140 keV
- Θώρακας & πύελος, πρόσθια/οπίσθια λήψη · χωρίς αποκλεισμούς (παθολογία, καθετήρες)

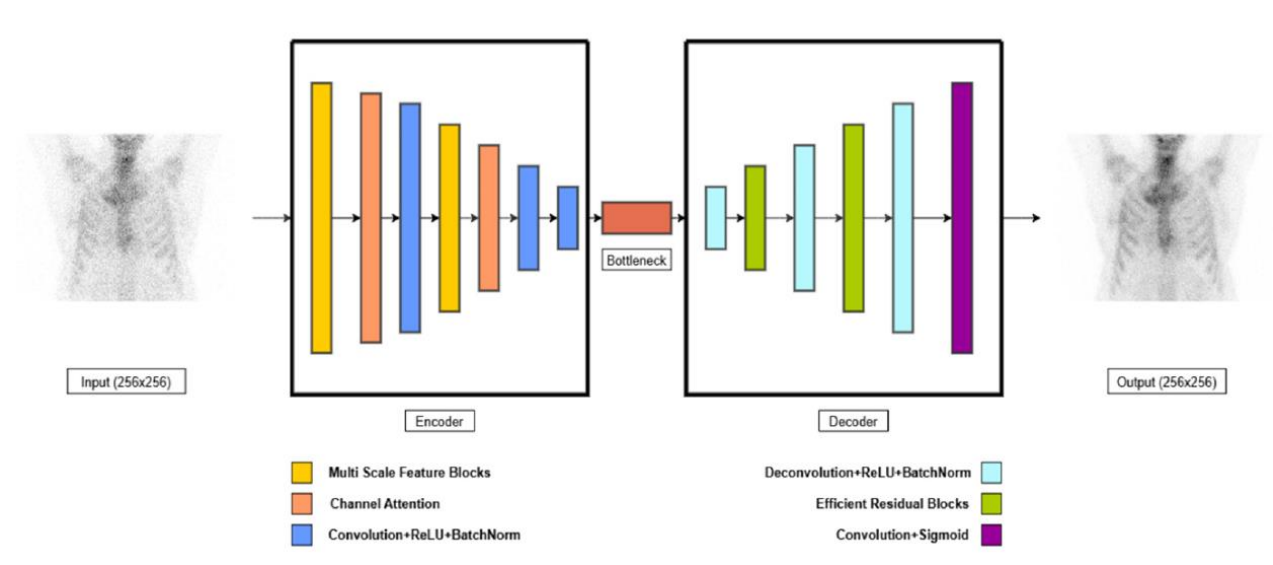
Πρωτόκολλο χαμηλής δόσης

- Λήψεις στο 30–100% του χρόνου λήψης (βήμα 10%) → προσομοίωση ισόποσης μείωσης δόσης (επιβεβαιώθηκε με σημειακή πηγή)
- Ζεύγη ίδιου ασθενούς/θέσης: είσοδος 30–90%, στόχος (ground truth) 100%
- 3360 εικόνες · 1470 ζεύγη ανά περιοχή · train/val/test 75/15/10%

Αξιολόγηση

- Ποσοτική: PSNR & SSIM έναντι εικόνας 100% (paired t-test)
- Ποιοτική: 2 ιατροί ΠΙ, 4 κριτήρια (θόρυβος, ορατότητα δομών, λεπτομέρεια, διαγνωστική εμπιστοσύνη), κλίμακα 1–5, ICC = 0.939
- Τυφλή δοκιμή 2AFC (3ος ιατρός ΠΙ): denoised vs πλήρης δόση, 147 ζεύγη/περιοχή

Αρχιτεκτονική Enhanced Convolutional Autoencoder (ECAE)



Encoder: Multi-Scale Feature Blocks (3×3, 5×5) + Channel Attention, strided convolutions · Bottleneck 1×1 · Decoder: transposed convolutions + Efficient Residual Blocks (depthwise separable).

Εκπαίδευση

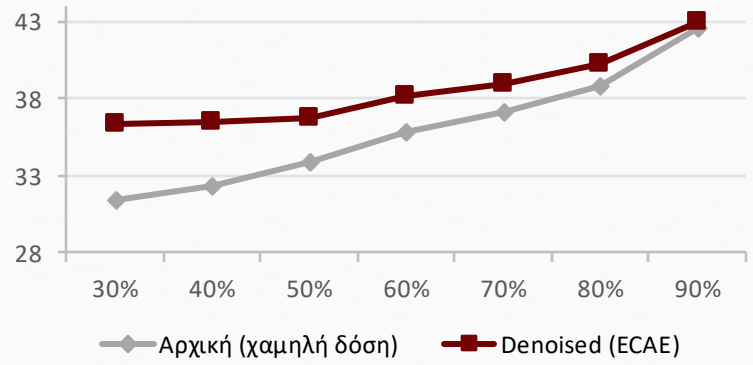
Loss: L = 0.7·MSE + 0.3·(1 − SSIM) · Adam, lr = 10^{-3}, batch 16, early stopping (patience 50)

Υλοποίηση: PyTorch 2.6, NVIDIA Tesla T4 (Google Colab) · κανονικοποίηση εισόδου [0, 1] · χωρίς data augmentation (διατήρηση ανατομικού ρεαλισμού)

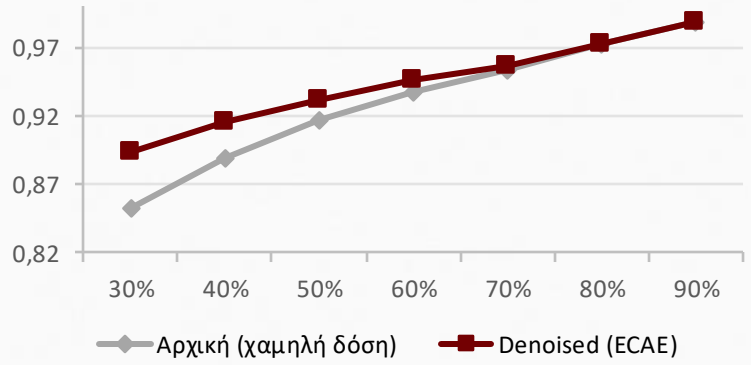
Γιατί ECAE; απλούστερο και σταθερότερο από GAN/U-Net/transformers

Αποτελέσματα

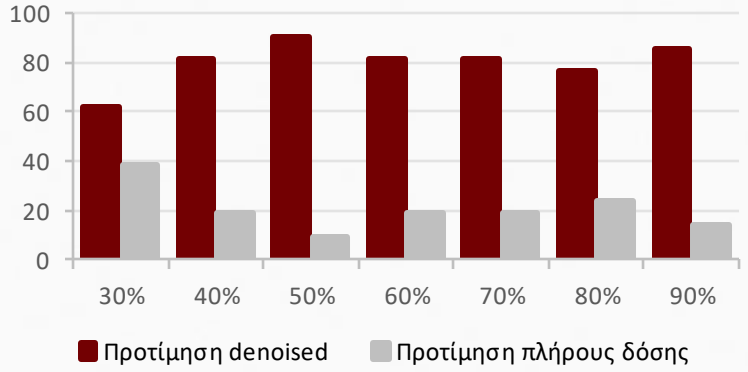
PSNR (dB) – Πύελος



SSIM – Θώρακας

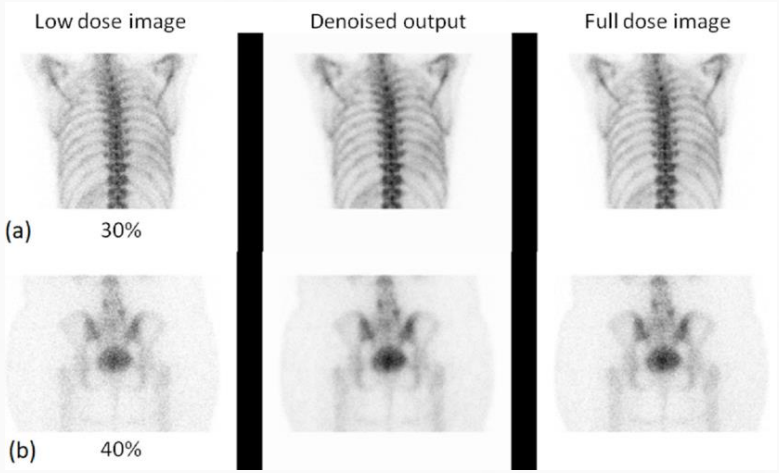


Τυφλή δοκιμή 2AFC (%) – Πύελος



p < 0.005 για PSNR & SSIM σε όλα τα επίπεδα 30–70% (πύελος & θώρακας). Στο 80–90% οι διαφορές μηδενίζονται.

2AFC: ο παρατηρητής επιλέγει τυφλά μεταξύ denoised και πλήρους δόσης.



Θώρακας 30% (a) και πύελος 40% (b): χαμηλή δόση → ECAE → πλήρης δόση.

Ποιοτική αξιολόγηση ειδικών

- Στο 30%: πύελος 2.38 → 3.77 (πλήρης δόση 3.61)
  θώρακας 2.36 → 3.56 (πλήρης δόση 3.89)
- Διαγνωστική εμπιστοσύνη denoised ≈ πλήρης δόση: paired t-test p = 0.064 / 0.066 (μη σημαντικό),
  TOST ισοδυναμία p < 0.001
- Λόγοι προτίμησης: λιγότερος θόρυβος, καλύτερη ανάδειξη τελικών πλακών σπονδύλων, ιερολαγονίων, μεσοσπονδύλιων δίσκων

66%

τυφλή προτίμηση denoised έναντι πλήρους δόσης (61% στο 30–70%)

+4.9 dB

PSNR στο 30% δόσης, πύελος (θώρακας: +4.8 dB)

Συμπεράσματα

- Το ECAE ανακατασκευάζει εικόνες διαγνωστικής ποιότητας από λήψεις έως και 30% της πλήρους δόσης, με στατιστικά σημαντική βελτίωση PSNR/SSIM ιδίως στο 30–70%.
- Η διαγνωστική εμπιστοσύνη των denoised εικόνων είναι στατιστικά ισοδύναμη με την πλήρη δόση, στις τυφλές δοκιμές προτιμήθηκαν συχνότερα από τις ίδιες τις εικόνες πλήρους δόσης.
- Εκπαίδευση και επικύρωση σε πραγματικά (όχι προσομοιωμένα) κλινικά δεδομένα, με συνδυασμό ποσοτικής και ποιοτικής αξιολόγησης.
- Απλή, σταθερή αρχιτεκτονική χωρίς adversarial loss: κατάλληλη για κλινική ενσωμάτωση.

Περιορισμοί & μελλοντική εργασία

- Μονοκεντρική μελέτη, ένας κατασκευαστής γ-κάμερας · δεν αξιολογήθηκε ευαισθησία/ειδικότητα ανίχνευσης βλαβών
- Επόμενα βήματα: πολυκεντρικές μελέτες με περισσότερους αναγνώστες, επέκταση σε ολόσωμο σπινθηρογράφημα, SPECT και PET, προοπτική κλινική εφαρμογή

Κλινική σημασία

−70%

δυνητική μείωση χορηγούμενης δόσης / χρόνου λήψης

66%

προτίμηση denoised έναντι πλήρους δόσης (2AFC)

$p < 0.001$

ισοδυναμία διαγνωστικής εμπιστοσύνης (TOST)

0.939

ICC συμφωνίας μεταξύ των δύο ιατρών

- Μικρότερη ακτινική επιβάρυνση ασθενών, προσωπικού και συνοδών
- Συντομότεροι χρόνοι λήψης → λιγότερα artifacts κίνησης, μεγαλύτερη ροή ασθενών
- Λειτουργεί με τον υπάρχοντα εξοπλισμό, ως βήμα μετεπεξεργασίας

Βιβλιογραφία

1. Bouzianis N, Stathopoulos I, Valsamaki P, Rapti E, Trikopani E, Apostolidou V, Kotini A, Zissimopoulos A, Adamopoulos A, Karavasilis E. Dose Reduction in Scintigraphic Imaging Through Enhanced Convolutional Autoencoder-Based Denoising. J Imaging 2025;11(6):197. doi:10.3390/jimaging11060197

2. Wells RG. Dose reduction is good but it is image quality that matters. J Nucl Cardiol 2020;27:238–240.

3. Ito T, Maeno T, Tsuchikame H, et al. Adapting a low-count acquisition of the bone scintigraphy using deep denoising super-resolution convolutional neural network. Phys Med 2022;100:18–25.

4. Murata T, Hashimoto T, Onoguchi M, et al. Verification of image quality improvement of low-count bone scintigraphy using deep learning. Radiol Phys Technol 2024;17:269–279.

5. Kovacs A, Bukki T, Legradi G, et al. Robustness analysis of denoising neural networks for bone scintigraphy. Nucl Instrum Methods Phys Res A 2022;1039:167003.

6. Csikos C, Barna S, Kovács Á, et al. AI-based noise-reduction filter for whole-body planar bone scintigraphy reliably improves low-count images. Diagnostics 2024;14:2686.

7. Minarik D, Enqvist O, Trägårdh E. Denoising of scintillation camera images using a deep convolutional neural network: a Monte Carlo simulation approach. J Nucl Med 2020;61:298–303.

8. Ramon AJ, Yang Y, Pretorius PH, Johnson KL, King MA, Wernick MN. Improving diagnostic accuracy in low-dose SPECT myocardial perfusion imaging with convolutional denoising networks. IEEE Trans Med Imaging 2020;39:2893–2903.

9. Li Y, Zhang K, Shi W, Miao Y, Jiang Z. A novel medical image denoising method based on conditional generative adversarial network. Comput Math Methods Med 2021;2021:9974017.

10. Gondara L. Medical image denoising using convolutional denoising autoencoders. Proc IEEE ICDMW 2016:241–246.

11. Nazir N, Sarwar A, Saini BS. Recent developments in denoising medical images using deep learning: an overview of models, techniques, and challenges. Micron 2024;180:103615.

12. Arsénio M, Vigário R, Mota AM. Recovering image quality in low-dose pediatric renal scintigraphy using deep learning. J Imaging 2025;11:88.