

УДК 004.932

ГІБРИДНА МОДЕЛЬ РЕКОНСТРУКЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ІЗ НЕПОВНИХ ВИМІРЮВАНЬ НА ОСНОВІ РОЗГОРНУТОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ТА ДИФУЗІЙНОГО АПРІОРНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Педан Р.В.

e-mail: radyslav.pedan@nure.ua

Науковий керівник – канд. техн. наук, доцент Єсілевський В.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки,

кафедра прикладної математики

м. Харків, Україна

The thesis addresses image reconstruction from incomplete and noisy measurements in computational imaging. A hybrid method that combines unrolled optimization, explicit data consistency and a diffusion prior is proposed. The model separates the physical acquisition operator from the learned image prior and thus supports adaptation to different degradation scenarios. This design is intended to reduce over-smoothing typical of classical regularization and to limit hallucinated details produced by purely generative models. Special attention is paid to balancing fidelity to measured data with perceptual plausibility. For evaluation, it is advisable to combine PSNR and SSIM with LPIPS to capture both pixel-wise and perceptual quality. The approach is relevant to MRI, CT, microscopy and super-resolution tasks and may improve robustness across domains.

Постановка проблеми. Реконструкція зображень є однією з ключових задач комп'ютерного бачення та обчислювальної візуалізації. Її зміст полягає у відновленні інформативного зображення за неповними, зашумленими або опосередкованими вимірюваннями. Такі задачі виникають у магнітно-резонансній та комп'ютерній томографії, мікроскопії, суперроздільній реконструкції, а також під час відновлення зображень після розмиття, пропусків пікселів чи агресивного стиснення. В оглядовій роботі S. Ravishankar, J. C. Ye та J. A. Fessler показано, що сучасний розвиток реконструкції відбувається на стику класичних аналітичних, ітераційних, розріджених і машинно-навчених методів [1].

Актуальність теми зумовлена необхідністю одночасно забезпечити дві вимоги: відновлене зображення має узгоджуватися з фізикою процесу вимірювання та зберігати тонкі структури без появи штучних деталей. Для медичних систем це особливо важливо, оскільки навіть незначне згладжування або артефакти можуть змінити клінічну інтерпретацію результату.

Аналіз сучасних підходів свідчить, що класичні регуляризаційні методи добре контролюють узгодженість із вимірюваннями, але нерідко втрачають дрібні деталі через надмірне згладжування. Методи на основі розріджених представлень і low-rank-моделей дозволили відновлювати сигнал за меншої кількості вимірювань, а сучасні глибокі мережі суттєво підвищили якість реконструкції за рахунок навчання статистики зображень без посередньо з даних [1]. У систематичному огляді M. Safari та співавторів

підкреслено, що для МРТ найпомітніший прогрес пов'язаний з end-to-end архітектурами, unrolled optimization і моделями з шаром data consistency, які безпосередньо вбудовують фізичні обмеження у структуру мережі [2].

Окремий інтерес сьогодні становлять дифузійні моделі. За даними G. Webber та A. Reader, вони вже демонструють сучасний рівень точності в задачах прискореної МРТ, надрозрідженої КТ та низькодозової ПЕТ, оскільки добре моделюють розподіл правдоподібних зображень, мають кращу стійкість до domain shift і дають можливість оцінювати невизначеність [3]. Разом із тим автори наголошують на ризику hallucination-ефекту, коли модель створює візуально переконливі, але не підтверджені вимірюваннями деталі [3]. Це означає, що чисто генеративний підхід без явного контролю узгодженості з даними не є достатнім для критично важливих застосувань.

Мета роботи полягає у розробленні гібридної моделі реконструкції, яка поєднує переваги розгорнутої оптимізації та дифузійного апріорного моделювання. Запропонована модель містить три логічні блоки: блок початкового відновлення з урахуванням оператора деградації; блок data consistency, який коригує оцінку відповідно до наявних вимірювань; блок дифузійного апріору, що відновлює високочастотні структури та пригнічує артефакти.

Для підвищення стійкості пропонується використовувати адаптивне зважування між блоком data consistency та дифузійним апріором. Якщо поточна реконструкція вже добре узгоджується з вимірюваннями, більшу роль має відігравати модуль відновлення структур; якщо ж залишкова помилка велика, пріоритет слід надавати фізичному обмеженню. Перспективність подібної ідеї підтверджується також появою універсальних моделей реконструкції. Зокрема, у роботі M. Terris та співавторів запропоновано lightweight-архітектуру RAM, яка враховує forward operator, працює для широкого спектра обернених задач і може самокоригуватися на нових даних у self-supervised режимі [4].

Оцінювання якості реконструкції не повинно обмежуватися однією метрикою. Для технічного аналізу доцільно використовувати PSNR, що відображає піксельну близькість, та SSIM, яка краще враховує структурну подібність. Водночас для моделей, що відновлюють текстири й дрібні деталі, важливо залучати LPIPS або споріднені перцептивні показники. У роботі M. Arabbiov та співавторів показано, що PSNR і SSIM залишаються найпоширенішими метриками оцінювання реконструкції, але LPIPS та MS-SSIM краще відображають перцептивний аспект якості [5]. Тому в межах запропонованого підходу рекомендовано поєднувати класичні та перцептивні критерії, а для медичних сценаріїв доповнювати їх експертною валідацією.

Отже, перспективним напрямом розвитку моделей реконструкції зображень є гібридизація розгорнутої оптимізації, контролю узгодженості з даними та дифузійного апріорного моделювання. Така комбінація дозволяє одночасно підвищити точність, інтерпретованість і переносність моделей між різними сценаріями візуалізації. Практично це може зменшити артефакти, краще зберегти контури та забезпечити стійкішу роботу при зміні

домену даних. Подальші дослідження доцільно спрямувати на побудову механізмів контролю невизначеності, зменшення ризику появи галюцинованих деталей та розроблення самонавчальних процедур адаптації до нових протоколів вимірювання без повного доступу до еталонних даних.

Важливою складовою подальшого дослідження має стати експериментальна перевірка моделі на кількох типах деградації та для різних режимів неповноти вимірювань. Доцільно розглядати серію експериментів зі зміною рівня шуму, частки втрачених даних і параметрів forward-оператора, що дасть змогу оцінити стабільність роботи моделі при переході від простіших умов до більш складних. Таке тестування також дозволить коректно порівняти запропонований підхід з класичними ітераційними алгоритмами, стандартними unrolled-архітектурами та чисто дифузійними моделями.

Практична цінність запропонованої моделі полягає не лише у підвищенні якості реконструкції, а й у можливості окремо аналізувати внесок фізичного обмеження та апіорного відновлення у фінальний результат. це спрощує калібрування системи під конкретний протокол вимірювання, дає змогу точніше виявляти причини похибок реконструкції та полегшує адаптацію моделі до нових умов застосування. окрім цього, такий підхід створює кращі умови для порівняння з класичними ітераційними алгоритмами, стандартними unrolled-архітектурами та дифузійними моделями. у підсумку це підвищує інтерпретованість моделі, прозорість її роботи та довіру до використання в реальних прикладних сценаріях.

Список використаних джерел:

1. Ravishankar S., Ye J. C., Fessler J. A. Image Reconstruction: From Sparsity to Data-Adaptive Methods and Machine Learning. *Proceedings of the IEEE*. 2020. Vol. 108, No. 1. P. 86–109. DOI: 10.1109/JPROC.2019.2936204.
2. Safari M., Eidex Z., Chang C.-W., Qiu R. L. J., Yang X. Advancing MRI reconstruction: A systematic review of deep learning and compressed sensing integration. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2026. Vol. 111. Art. 108291. DOI: 10.1016/j.bspc.2025.108291.
3. Webber G., Reader A. Diffusion models for medical image reconstruction. *BJR|Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 1, No. 1. Article ubae013. DOI: 10.1093/bjrai/ubae013.
4. Terris M., Hurault S., Song M., Tachella J. Reconstruct Anything Model: a lightweight foundation model for computational imaging. arXiv. 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2503.08915.
5. Arabboev M., Begmatov Sh., Rikhsivoev M., Nosirov Kh., Saydiakbarov S. A comprehensive review of image super-resolution metrics: classical and AI-based approaches. *Acta IMEKO*. 2024. Vol. 13, No. 1. P. 1–8. DOI: 10.21014/actaimeko.v13i1.1679.