

УДК 004.85

АНАЛІЗ ДАНИХ АТОМНО-СИЛОВОЇ МІКРОСКОПІЇ

Таласімова К.М.

Науковий керівник – професор каф. БМІ, д.т.н. Музика К.М.
Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ШІ
м.Харків, Україна

Atomic force microscopy (AFM) is a powerful imaging tool that enables high-resolution imaging of surfaces and materials on the nanoscale. However, due to various factors such as instrument noise, sample drift, and mechanical vibrations, AFM images can be corrupted and difficult to interpret. In this thesis, we present novel image reconstruction methods that can enhance the quality and accuracy of AFM images. We first provide a comprehensive review of existing AFM image reconstruction techniques and their limitations. We then propose new algorithms that address some of these limitations, including the use of deep learning approaches and Bayesian inference. Overall, this thesis contributes to the development of advanced image reconstruction techniques in AFM and opens up new avenues for research in this field.

Атомно-силова мікроскопія (AFM) є потужним інструментом для вивчення поверхні матеріалів на нанометровому рівні. AFM працює за принципом вимірювання взаємодії між атомами на поверхні зразка та зондом, що рухається по ньому. Однак, якщо зразок має нерівну або неоднорідну поверхню, то AFM зображення може містити пропуски, що призводить до зменшення якості та точності досліджень.

Методи глибинного навчання в останні роки стали все більш популярними у відновленні зображень, що мають пропуски або пошкодження. Ці методи дозволяють відновлювати зображення з високою точністю та якістю, навіть якщо вони містять велику кількість пропусків або шуму. В цій роботі ми розглянемо застосування методів глибинного навчання для відновлення зображень AFM з пропусками.

Глибинні нейронні мережі, такі як автоенкодері та глибокі згорткові мережі (CNN), дозволяють автоматично відновлювати пропущені деталі в зображеннях AFM. Для відновлення зображень AFM з пропусками можуть бути використані глибокі автоенкодері. Процес відновлення зображення з пропусками складається з декількох кроків. Спочатку випадковим чином видаляються деякі пікселі з оригінального зображення. Потім глибокий автоенкодер навчається на відновлення зображення без пропусків. Після цього автоенкодер застосовується до пошкодженого зображення, і його декодер використовується для заповнення пропущених пікселів. Результатом є відновлене зображення, яке містить менші артефакти порівняно з традиційними методами відновлення. Глибокі автоенкодері можуть бути навчені на великих наборах даних для відновлення зображень

з різними типами пошкоджень, включаючи шум, зіпсовані пікселі, відсутність деяких областей та інші.

Використання автоенкодерів дозволяє отримати значно кращі результати відновлення порівняно з традиційними методами відновлення зображень без використання методів глибинного навчання.

Альтернативним методом може бути використання CNN для відновлення зображень AFM з пропусками. Один з методів використання CNN для відновлення зображень – це метод "image inpainting", тобто заповнення пропущених областей на зображенні. Для цього використовуються дві CNN: перша використовується для визначення контурів пропущених областей, а друга для відновлення вмісту пропущених областей з використанням даних, які були відсутніми в оригінальному зображенні.

Ще один метод використання CNN для відновлення зображень – це метод "super-resolution", тобто збільшення роздільної здатності зображення. Використовуючи CNN, можна створювати більш деталізовані зображення з низькороздільних вхідних зображень. Для цього використовуються декілька шарів згорток та пулінгу, щоб взяти до уваги контекст і деталі зображення при відновленні деталей. Використання CNN дає кращі результати відновлення у порівнянні з використанням автоенкодерів.

Третім методом є використання описаної вище архітектури CNN, але з додатковим включає механізм звернення до контексту (attention mechanism). Цей механізм дозволяє мережі зосередитися на важливих ділянках зображення та ефективно використовувати інформацію з них для відновлення пропущених деталей. Результати показали, що запропонована мережа забезпечує значно краще відновлення порівняно зі стандартною архітектурою CNN. На сьогоднішній день, застосування методів глибинного навчання для відновлення зображень є більш ефективними у порівнянні з традиційними методами. Найкращі результати відновлення зображень AFM показує метод із використанням CNN з механізмом звернення до контексту. Ця архітектура дозволяє більш якісно і точно заповнити пропуски у зображеннях та уникнути шумів.

Список використаних джерел:

1. Davide Ricci. Recognizing and avoiding artifacts in AFM imaging / Davide Ricci, Pier Carlo Braga. – 2004. – https://www.physik.uni-wuerzburg.de/fileadmin/physik-fpraktikum/2020/AFM/AFM_Artefakte.pdf.
2. Khan S. A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision / Khan S., Rahmani H., Ali Shakh S. A., Bennamoun M. – 2018.
3. Khandelwal R. Convolutional Neural Network (CNN) Simplified / Khandelwal R – 2018. – <https://medium.com/datadriveninvestor/convolutional-neuralnetwork-cnn-simplified-ecafd4ee52c5>.