УДК 004.8:539.3

ДВУХЭТАПНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТОПОЛОГИИ УПРУГОЙ ПЛАСТИНЫ С ПОМОЩЬЮ CNN И GAN

Матвеева А.И.[1], Новокшенов А.Д.[1], Карчевская А.С.[1], Боровков А.И.[1], Щербаков С.С.[2,3], Подгайская Д.А.[3], Мендель А.В.[3]

[1]Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия, matveeva_ai@spbstu.ru

[2]Национальная академия наук Беларуси, Минск, Республика Беларусь

[3]Объединенный институт машиностроения НАН Беларуси, Минск, Республика Беларусь

Аннотация: представлена двухэтапная схема прогнозирования топологии упругой пластины при ограничении объемной доли материала. Сверточная нейронная сеть (CNN) строит поле плотности материала с конечно-элементным разбиением 32 × 32 по условиям закрепления и нагружения, генеративно-состязательная сеть (GAN) повышает конечно-элементное разбиение до 128 × 128. Для 20 вариантов приложения нагрузки эталонные топологии получены методом SIMP с конечно-элементным анализом; шесть случаев составили тестовую выборку. Предсказания воспроизводят расположение основных несущих элементов и общую конфигурацию эталонных решений высокого разрешения.

Ключевые слова: топологическая оптимизация; упругая пластина; CNN; GAN; SIMP.

I. ВВЕДЕНИЕ

При проектировании несущих частей корпусов радиоэлектронных устройств необходимо сочетать жесткость и ограничение массы. Распределение материала в заданной области можно определить методами топологической оптимизации. Наиболее распространен метод SIMP (Solid Isotropic Material with Penalization) [1, 2]: каждому конечному элементу сопоставляют псевдоплотность в диапазоне от 0 до 1, а модуль упругости элемента задают степенной зависимостью от нее с параметром штрафа p. На каждой итерации выполняют конечно-элементный расчет, вычисляют производные податливости по псевдоплотностям и обновляют распределение материала до сходимости. При анализе семейства близких случаев нагружения повторная оптимизация для каждого положения силы требует значительных вычислительных затрат.

Модели машинного обучения позволяют аппроксимировать связь между условиями нагружения, закрепления и распределением материала после предварительного формирования набора эталонных решений. Обзор современных подходов показывает различие между ускорением итерационной оптимизации и прямым прогнозом топологии [3]. Сверточные нейронные сети применяют для ускорения итерационной оптимизации по промежуточным распределениям плотности [4]; условные генеративно-состязательные сети (cGAN) применяют для синтеза структур по заданным условиям [5, 6].

Отдельная задача состоит в получении топологии высокого разрешения. Нейросетевое повышение разрешения топологии, полученной при грубом разбиении [7], и двухэтапные архитектуры [8–10] позволяют сначала определить общую несущую структуру, а затем детализировать распределение материала. В рассматриваемой схеме для обучения второго этапа используются эталонные топологии, независимо рассчитанные при разбиении на 128 × 128 конечных элементов.

В настоящей работе исследуется двухэтапная схема CNN–GAN для линейно-упругой пластины при изменении узла приложения сосредоточенной силы. Сверточная нейронная сеть (CNN) предсказывает поле плотности материала с конечно-элементным разбиением 32 × 32 по условиям нагружения и закрепления, а генеративно-состязательная нейронная сеть (GAN) увеличивает конечно-элементное разбиение до 128 × 128. Цель исследования – сопоставить прогнозы с независимо рассчитанными эталонными решениями SIMP и определить пределы выводов, которые допускает малый набор расчетных случаев.

II. ПОСТАНОВКА И МЕТОД

Рассматривается квадратная изотропная пластина со стороной 1 см. Одна сторона жестко закреплена, а сила 1 кН в разных расчетных случаях приложена к разным узлам противоположной границы. Модуль упругости материала E = 0,1603 МПа, коэффициент Пуассона v = 0,32. Решается задача минимизации податливости при ограничении объемной доли материала. В демонстрационных расчетах объемная

доля материала составляет 0,30. Для каждого из 20 положений нагрузки методом SIMP с конечно-элементным анализом независимо получены эталонные топологии при разбиении области на 32 × 32 и 128 × 128 конечных элементов. Входные данные сети включают четыре узловые матрицы 33 × 33 с компонентами силы и признаками закреплений, а также объемную долю.

На первом этапе сверточная сеть архитектуры «энкодер–декодер» преобразует граничные условия в поле плотности 32 × 32. На втором этапе генеративно-состязательная сеть повышает разрешение до 128 × 128. Второй этап обучается по отдельно рассчитанным эталонам высокого разрешения, а не по интерполированным изображениям. Набор разделен на обучающую и тестовую выборки в соотношении 14:6. Расчет эталонных решений занял 4 ч 27 мин, обучение CNN было остановлено на 122-й эпохе. Функция потерь CNN – среднеквадратичная ошибка (MSE) между предсказанным и эталонным полями плотности; использованы оптимизатор Adam и размер пакета 16 (рисунок 1).

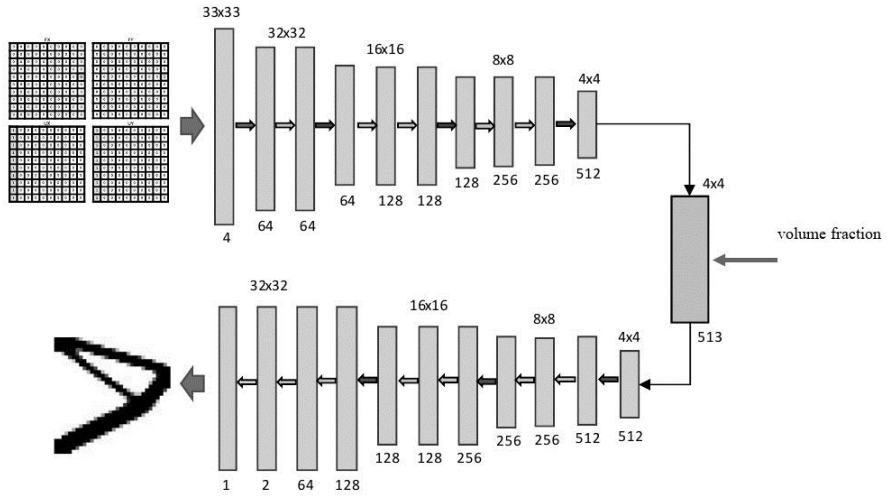


Рисунок 1. Схема CNN для прогноза поля плотности 32 × 32 по условиям нагружения и закрепления

В двух из четырех входных матриц записаны проекции приложенной силы на оси x и y. Две другие матрицы показывают, в каких узлах заданы ограничения перемещений u_x и u_y. Сверточный энкодер понижает пространственную размерность карт признаков, а декодер восстанавливает поле плотности. Заданная объемная доля вводится во внутреннее представление сети.

III. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

На шести тестовых случаях предсказания в целом воспроизводят расположение несущих элементов эталонных решений. На рисунке 2 представлены две пары эталонных и прогнозных топологий высокого разрешения. При остановке обучения CNN на 122-й эпохе значение функции потерь MSE составляло 0,0099.

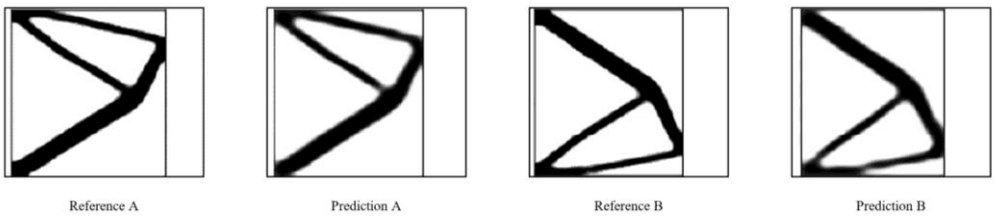


Рисунок 2. Два тестовых случая: эталонные топологии и прогнозы высокого разрешения

Второй этап повышает пространственное разрешение прогноза с 32 × 32 до 128 × 128 без повторного решения конечно-элементной задачи для каждого нового случая. На вход генератора подается прогноз CNN с разрешением 32 × 32. Дискриминатор получает пары из интерполированного до 128 × 128 прогноза CNN и эталонной либо сгенерированной топологии высокого разрешения и отличает сгенерированные топологии от эталонных. Функция потерь генератора объединяет состязательную составляющую (бинарную кросс-энтропию) и среднеквадратичную ошибку относительно эталона.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

С помощью двухэтапной схемы CNN–GAN получены прогнозные топологии упругой пластины с конечно-элементным разбиением 128 × 128 по условиям нагружения и закрепления. На шести тестовых

случаях расположение основных несущих элементов соответствует эталонным решениям SIMP. Выводы ограничены одной схемой закрепления, вертикальной сосредоточенной силой, объемной долей 0,30 и набором из 20 расчетных случаев; обобщение на другие граничные условия и ограничения оптимизации требует расширения обучающего набора. Полученный подход может служить основой для исследования корпусов радиоэлектронных устройств СВЧ-диапазона с учетом тепловых и электромагнитных требований.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Работа выполнена при финансовой поддержке Санкт-Петербургского государственного автономного учреждения «Фонд поддержки научной, научно-технической, инновационной деятельности» в рамках договора № 25-РБ-09-16, а также при поддержке Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований (договор Т26СПбГ-004).

ЛИТЕРАТУРА

[1] Bendsøe M.P., Sigmund O. Topology Optimization: Theory, Methods, and Applications. Berlin: Springer, 2003. DOI: 10.1007/978-3-662-05086-6.
[2] Sigmund O., Maute K. Topology optimization approaches // Structural and Multidisciplinary Optimization. 2013. Vol. 48. P. 1031–1055. DOI: 10.1007/s00158-013-0978-6.
[3] Shin S., Shin D., Kang N. Topology optimization via machine learning and deep learning: a review // Journal of Computational Design and Engineering. 2023. Vol. 10, No. 4. P. 1736–1766. DOI: 10.1093/jcde/qwad072.
[4] Sosnovik I., Oseledets I. Neural networks for topology optimization // Russian Journal of Numerical Analysis and Mathematical Modelling. 2019. Vol. 34, No. 4. P. 215–223. DOI: 10.1515/rnam-2019-0018.
[5] Sharpe C., Seepersad C.C. Topology design with conditional generative adversarial networks // Proceedings of the ASME 2019 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference. 2019. Article V02AT03A062. DOI: 10.1115/DETC2019-97806.
[6] Nie Z., Lin T., Jiang H., Kara L.B. TopologyGAN: topology optimization using generative adversarial networks based on physical fields over the initial domain // Journal of Mechanical Design. 2021. Vol. 143, No. 3. Article 031715. DOI: 10.1115/1.4049533.
[7] Napier N., Sriraman S.A., Tran H.T., James K.A. An artificial neural network approach for generating high-resolution designs from low-resolution input in topology optimization // Journal of Mechanical Design. 2020. Vol. 142, No. 1. Article 011704. DOI: 10.1115/1.4044332.
[8] Ateş G.C., Görgülüarslan R.M. Two-stage convolutional encoder-decoder network to improve the performance and reliability of deep learning models for topology optimization // Structural and Multidisciplinary Optimization. 2021. Vol. 63, No. 4. P. 1927–1950. DOI: 10.1007/s00158-020-02788-w.
[9] Bielecki D., Patel D., Rai R., Dargush G.F. Multi-stage deep neural network accelerated topology optimization // Structural and Multidisciplinary Optimization. 2021. Vol. 64. P. 3473–3487. DOI: 10.1007/s00158-021-03028-5
[10] Wang D., Ning Y., Cheng X., Chen A. A two-stage network framework for topology optimization incorporating deep learning and physical information // Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2024. Vol. 133. Article 108185. DOI: 10.1016/j.engappai.2024.108185.

TWO STAGE TOPOLOGY PREDICTION OF AN ELASTIC PLATE USING CNN AND GAN

A. Matveeva[1], A. Novokshenov[1], A. Karchevskaia[1], A. Borovkov[1], S. Sherbakov[2,3], D. Podgayskaya[3], A. Mendel[3]

[1]Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russia, matveeva_ai@spbstu.ru

[2]National Academy of Sciences of Belarus, Minsk, Republic of Belarus

[3]Joint Institute of Mechanical Engineering of the National Academy of Sciences of Belarus, Minsk, Republic of Belarus

Abstract: a two-stage approach predicts material distribution in an elastic plate under a volume constraint. A convolutional neural network generates a 32 × 32 density field from loading and support conditions; a generative adversarial network refines it to 128 × 128. SIMP reference solutions were obtained for 20 force-application nodes. In six held-out cases, the predicted topologies reproduce the overall arrangement of load-bearing members in the high-resolution reference solutions.

Keywords: topology optimization; elastic plate; CNN; GAN; SIMP.