

Механика деформированного твердого тела

Научная статья

УДК 620.164.1

<http://doi.org/10.24866/2227-6858/2022-3/3-11>

А.В. Морковин, В.С. Вейна

МОРКОВИН АНДРЕЙ ВИТАЛЬЕВИЧ – к.т.н., доцент, morkovin_av@dvfu.ru

ВЕЙНА ВИТАЛИЙ СЕРГЕЕВИЧ – инженер, veina.vs@students.dvfu.ru

Отделение машиностроения, морской техники и транспорта

Политехнический институт

Дальневосточный федеральный университет

Владивосток, Россия

Разработка методики решения задач прогнозирования деформированной формы пластины под действием нагрузки при помощи нейронных сетей

Аннотация. Разработана методика решения задач прогнозирования деформированной формы пластины с использованием нейронных сетей. Рассмотрено применение CAD/CAE систем для исследования и получения эмпирических данных по НДС конструкции, а также для обучения нейронных сетей. Произведено испытание разработанной методики на заготовке, представленной в виде пластины. В результате обучения нейронных сетей были получены: данные для определения перемещений точек деформированной поверхности пластины по заранее известным координатам приложения нагрузок; данные для определения координат точек приложения нагрузок по заранее известным перемещениям точек поверхности пластины. Проанализированы результаты прогнозов нейронных сетей с эмпирическими данными.

Ключевые слова: нейронные сети, машинное обучение, деформирование пластины, CAD/CAE системы, автоматизация производства

Для цитирования: Морковин А.В., Вейна В.С. Разработка методики решения задач прогнозирования деформированной формы пластины под действием нагрузки при помощи нейронных сетей // Вестник Инженерной школы Дальневосточного федерального университета. 2022. № 3(52). С. 3–11.

Введение

Цель данного исследования заключается в разработке и применении методики решения задач прогнозирования для автоматизации и оптимизации процесса изготовления специфических деталей из листопрокатного материала путем их деформирования на штамповочных станках.

Основная проблема решения такого вида задач, называемых обратными, суть которых заключается в том, чтобы по заранее известному профилю детали определить, с какой величиной и в каком месте необходимо приложить силу для того, чтобы деформировать её для достижения необходимой формы профиля, на данный момент является затруднительной из-за своей нелинейности. Для решения этой проблемы и оптимизации процесса производства деталей в настоящей работе будет рассмотрено применение CAD/CAE систем.

Чтобы получить достаточное количество данных для описания таких процессов, необходимо провести ряд лабораторных исследований, в которых будет произведено многократное нагружение образца пластины для фиксирования необходимых нам параметров или же реализовать расчет в прикладных программных пакетах. Такой подход с использованием CAD-систем

позволит ускорить этот процесс и уменьшить затраты времени и ресурсов. Одной из таких систем является универсальный программный комплекс конечно-элементного анализа ANSYS, область применения которого довольно обширна [2, 5, 6, 9]. Следующим этапом после проведения эмпирических исследований является анализ полученных данных при помощи машинного обучения [3, 7]. Сегодня внедрение искусственного интеллекта является актуальным направлением и наблюдается в различных отраслях, таких как экономика, медицина и некоторые прикладные области [1, 4, 8].

Рассмотрим способ прогнозирования формы изделия, изготовленного путем деформирования заготовки в виде пластины, путем её многократного и последовательного нагружения в нескольких местах. То есть по входным параметрам величины силы и ее расположения будем определять конечную форму изделия, решив при этом «прямую» задачу прогнозирования (рис. 1). Также будет рассмотрен процесс, когда по уже заранее известной нам форме деформированной пластины хотим узнать, в каком месте и с какой величиной необходимо приложить ту или иную нагрузку, чтобы готовое изделие приняло необходимую нам форму – так мы решаем «обратную» задачу прогнозирования (см. рис. 1).



Рис. 1. Блок-схема процесса решения «прямой» и «обратной» задач прогнозирования

Разработка методики решения задач прогнозирования

Главным объектом в методе прогнозирования будут выступать нейронные сети (НС), обученные при помощи методов машинного обучения. Именно при их помощи попытаемся спрогнозировать форму деформированной пластины или величину и место приложения нагрузки в зависимости от поставленной задачи.

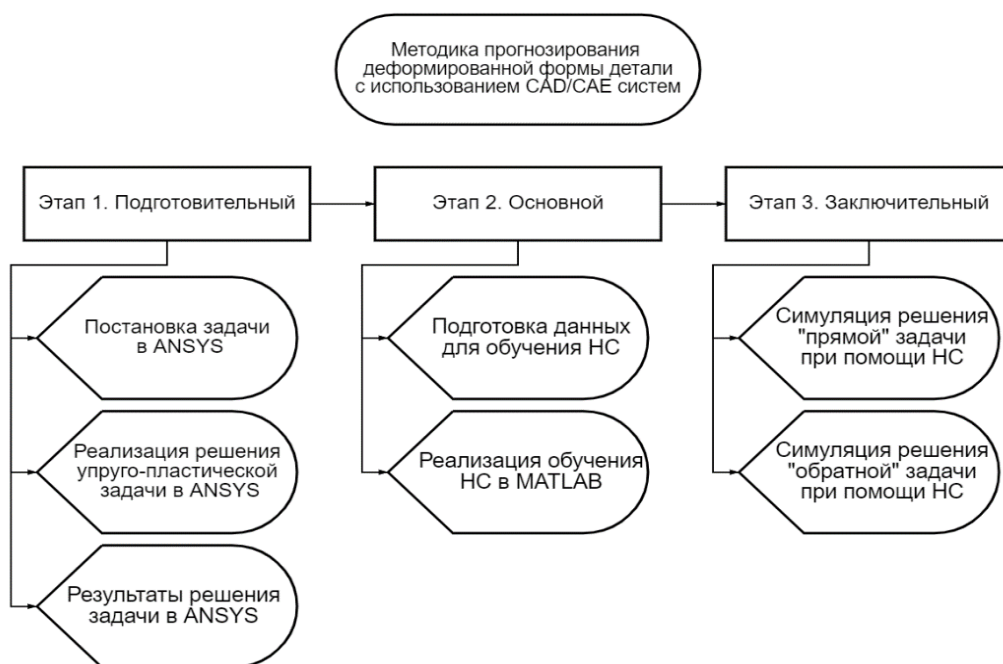


Рис. 2. Блок-схема разработанной методики решения задач прогнозирования

Разработанная методика делится на три этапа: подготовительный, основной и заключительный. В каждом этапе будет использоваться своя САЕ-система, используемая для моделирования НДС конструкции, обучения НС и анализа результатов. Именно совместное использования этих САЕ-систем делает методику удобной и универсальной, и которая, в свою очередь, позволит сэкономить большое количество времени и затрат материальных ресурсов для проведения дополнительных испытаний заготовок. Последовательность этапов методики для решения задач прогнозирования прогиба пластины представлена в блок-схеме (рис. 2).

В качестве проверки данной методики была проведена практическая работа, в ходе которой были получены две НС для решения двух задач прогнозирования.

Постановка задачи

Дана заготовка в виде пластины размерами 200x200x10 мм (рис. 3а). Ее закрепляют на неподвижной поверхности формовки, имеющей такие же размеры, что и у заготовки, за исключением того, что по периметру у нее вырезано квадратное отверстие (рис. 3б).

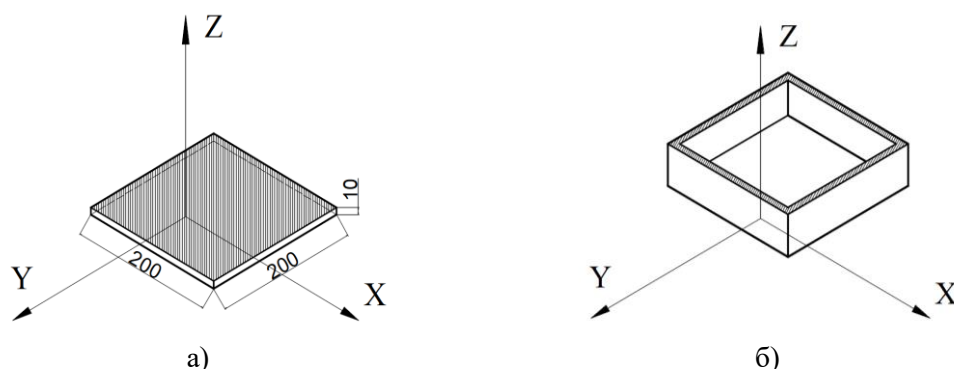


Рис. 3. Геометрия объектов задачи:
а – заготовка детали; б – формообразующий элемент

Сверху к пластине последовательно прикладываются сила F_1 и сила F_2 , величина которых равна 50 кН: сначала прикладывают F_1 , затем снимают нагрузку F_1 и начинают прикладывать F_2 , располагая место ее действия в отличном от места приложения силы F_1 , под конец процесса нагружения пластины величина силы F_2 снижается до нуля (рис. 4).

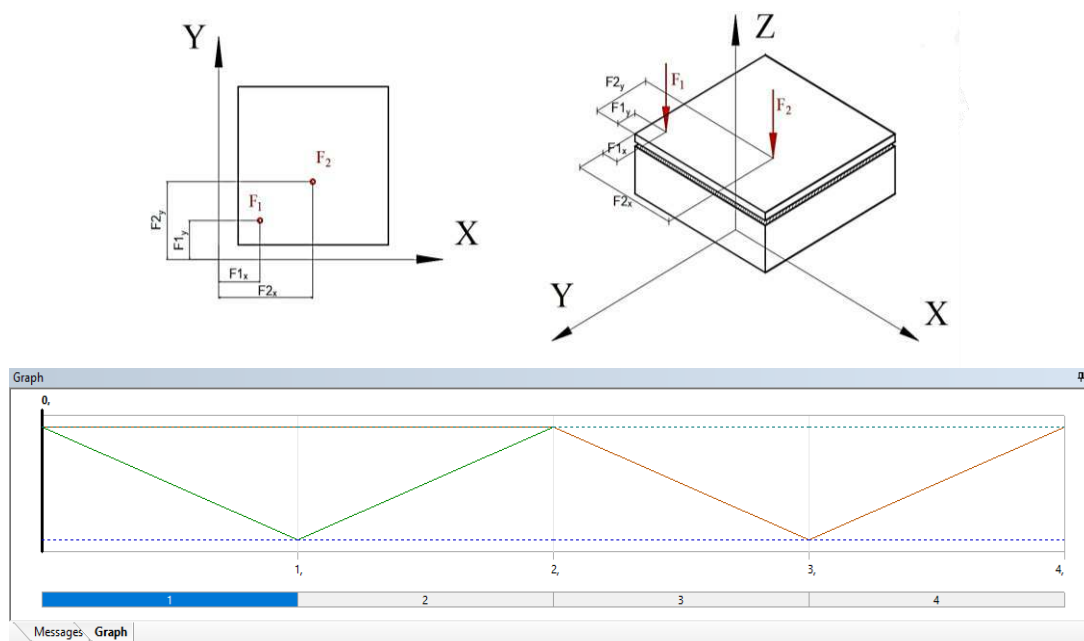


Рис. 4. Схема приложения нагрузок

Обучение нейронной сети

В результате решения данной задачи в универсальной программной системе анализа методом конечных элементов ANSYS были получены эмпирические данные по деформированной форме пластины под действием нагрузки. В данном комплексе присутствует библиотека с материалами, обладающими упруго-пластическими свойствами, что позволяет получить эмпирические данные, максимально приближенные к действительности. Эти данные представляют собой величины перемещений точек поверхности пластины (рис. 5б). Перемещение этих точек будем фиксировать при помощи параметров для того, чтобы сформировать таблицу с данными, в которой помимо этого будут фиксироваться координаты точки приложения обеих сил. Один из видов деформированной формы пластины, полученной при расчете задачи в ANSYS, представлен на рис. 5а.

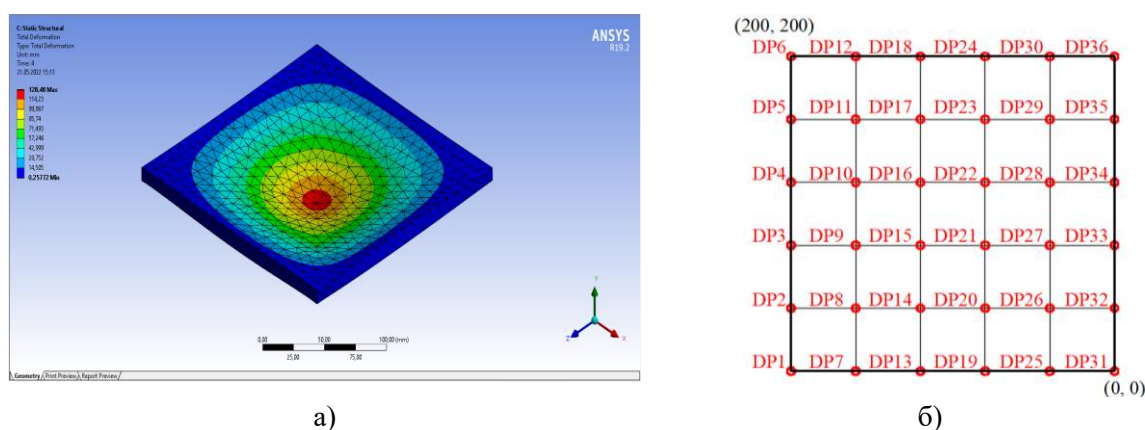


Рис. 5. Фиксирование результатов решения задачи в ANSYS:

а – пример деформированной формы пластины после проведения расчета в системе ANSYS;

б – схема расположения точек для фиксации перемещения поверхности пластины

В качестве дополнительных параметров мы ввели координаты точек приложения сил по двум осям, и теперь появилась возможность при помощи параметризации решения варьировать эти параметры для того, чтобы получить больше данных для обучения НС. В целях формирования основной обучающей выборки было принято решение взять шаг для изменения координат точек приложения силы, равный 20 мм. При общих размерах пластины 200x200 мм получили около 6500 строк данных, на расчет которых ушло примерно 10–14 дней.

Тип НС, который используется в данной работе, это перцептрон – простейший тип нейронных сетей (рис. 6). В его основе лежит математическая модель восприятия информации мозгом, состоящая из сенсоров, ассоциативных и реагирующих элементов. И в самом общем своем виде, по описанию Розенблатт, он представляет собой систему из трех разных элементов: сенсоров (слой Input), ассоциативных элементов (Hidden Layer) и реагирующих элементов (Output Layer).

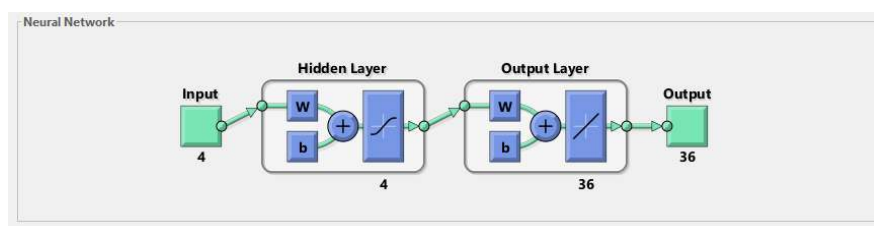


Рис. 6. Схема нейронной сети

Обучение НС производилось в пакете прикладных программ Matlab при помощи модуля nftool, представляющего собой GUI-интерфейс для работы с обучением НС. Сам процесс обучения состоит из нескольких шагов:

- 1) выгрузка необходимых для обучения данных (в зависимости от задачи – «прямая» или «обратная»);
- 2) выбор количества нейронов в скрытом слое;
- 3) выбор метода оптимизации среднеквадратичной ошибки (по умолчанию стоит метод Левенберга–Марквардта);
- 4) выполнение обучения НС;
- 5) тестирование обученной НС.

На последнем этапе обучения производится верификация данных НС на основе эмпирических данных из ANSYS, составляющих 15% от общего количества данных, которое подается на входной слой при обучении НС.

Результаты верификации данных представлены в виде графиков нормального распределения среднеквадратичной ошибки (рис. 7а, б) и графиков зависимости среднеквадратичной ошибки от итерации обучения (рис. 8а, б) между данными из обучающей выборки и данными полученными из отклика НС на входные данные для «прямой» и «обратной» задач соответственно.

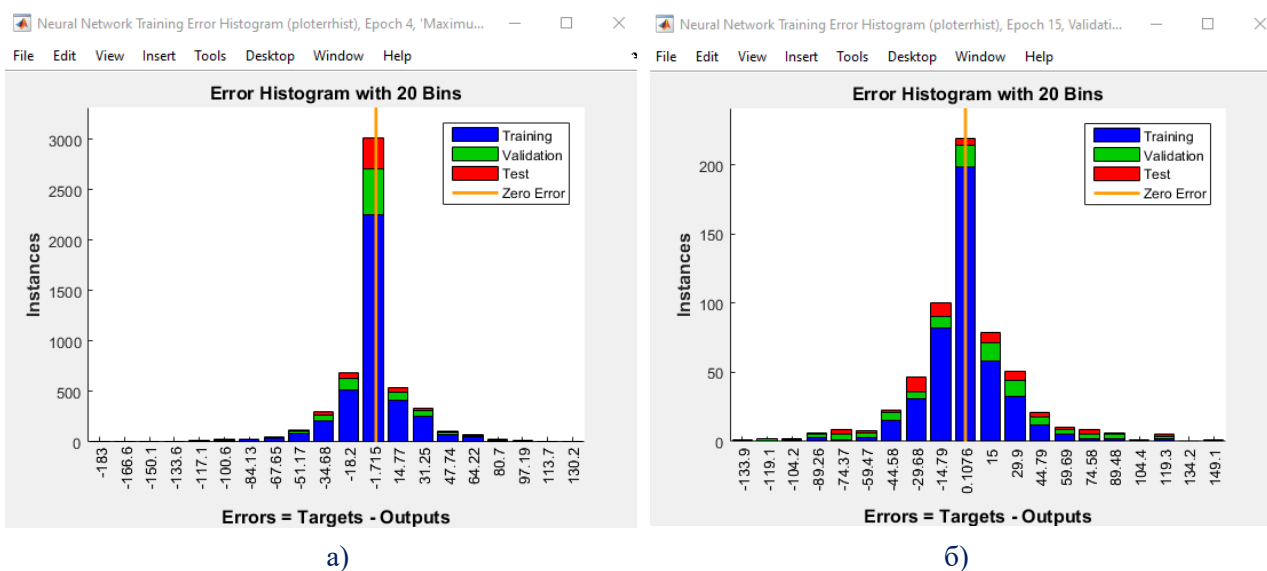


Рис. 7. Графики нормального распределения среднеквадратичной ошибки:
а – «прямая» задача; б – «обратная» задача

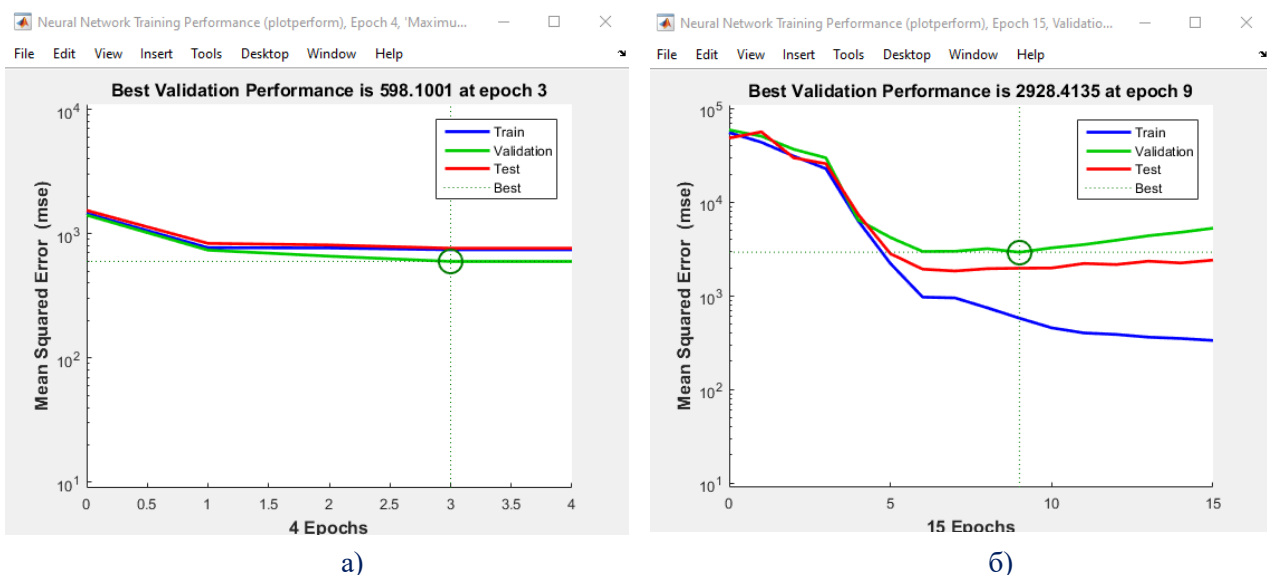


Рис. 8. Графики зависимости среднеквадратичной ошибки от итерации обучения:
а – «прямая» задача; б – «обратная» задача

Анализ результатов

При решении «прямой» задачи при помощи НС были получены результаты перемещения точек поверхности пластины и их сравнения с эмпирическими данными (таблицы 1, 2). В качестве параметра точности использовалась величина среднеквадратичной ошибки, рассчитываемая между эмпирическими величинами и результатами, которые выдала НС.

Таблица 1

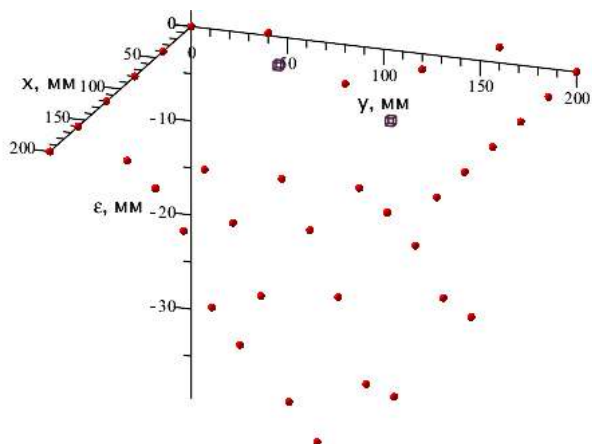
Перемещение точек поверхности пластины, полученные в ANSYS (мм)

$\begin{matrix} y \\ x \end{matrix}$	200	160	120	80	40	0
200	0	0	0	0	0	0
160	0	-5.228456974	-11.38298893	-19.60246086	-24.29766083	1.669818640
120	0	-8.079671860	-17.80409813	-29.70184326	-33.73260498	-1.646139383
80	0	-8.260102272	-18.64682198	-32.56157303	-39.51192856	-4.138118267
40	0	-5.575341225	-12.74273205	-23.52350044	-30.15155411	0.2786347270
0	0	0	0	0	0	0

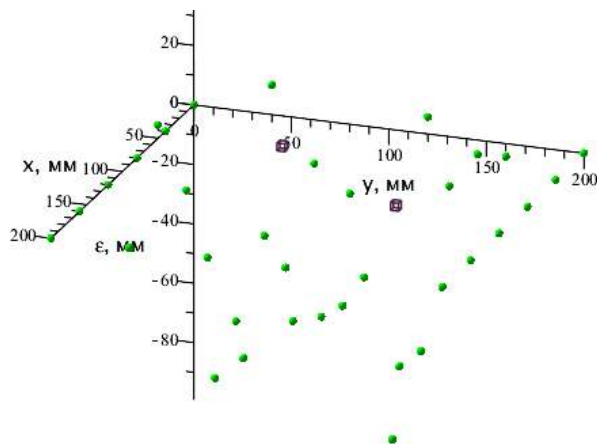
Таблица 2

Перемещение точек поверхности пластины, полученные НС (мм)

$\begin{matrix} y \\ x \end{matrix}$	200	160	120	80	40	0
200	0	0	0	0	0	0
160	0	-63.32388592	-42.77921327	3.667786158	5.334723653	-4.334551930
120	0	25.78815978	-30.77401293	-99.12786140	-69.09943637	5.692123014
80	0	-30.24635043	-10.62467668	-48.13180686	-55.67624538	-23.36384513
40	0	32.23486646	1.445135130	-70.66271584	-72.92179596	9.962831539
0	0	0	0	0	0	0



а)



б)

Рис. 9. Графики перемещений точек поверхности пластины:
а – результаты ANSYS; б – результаты прогноза НС

На основе данных этих таблиц были построены графики перемещений точек поверхности пластины (рис. 9а, б), а также рассчитана средняя величина среднеквадратичного отклонения по всей выборке данных между эмпирическими данными из ANSYS и результатами прогноза НС:

$$\Delta\sigma_{\varepsilon} = 27,3 \, \%.$$

Такую минимальную погрешность удалось получить при прогнозировании изгиба пластины, подавая на вход НС координаты точек приложения нагрузки. Далее были получены результаты по решению «обратной» задачи (табл. 3). В таблице указаны координаты по x и y мест приложения нагрузок. По данным результатам были построены соответствующие графики (рис. 10а, б).

Таблица 3

Координаты приложения нагрузок (мм)

	F_1y	F_1x	F_2y	F_2x
ANSYS	60	40	140	100
НС	51.71	38.73	159.93	100.94

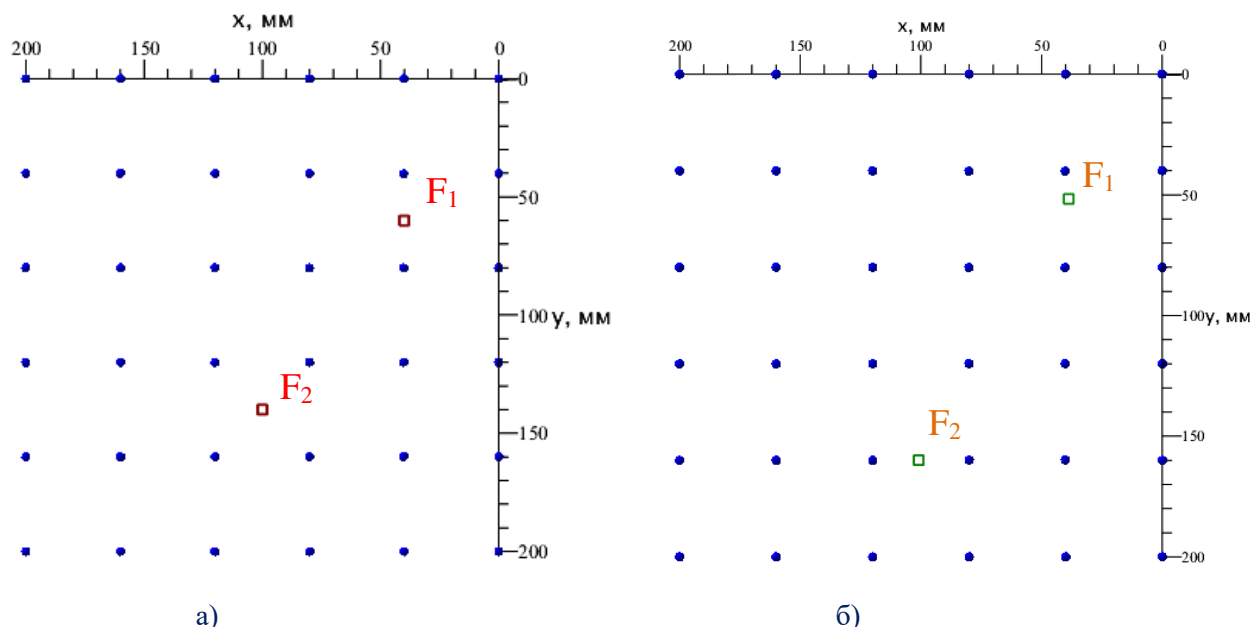


Рис. 10. Расположение точек приложения нагрузки:
а – результаты ANSYS; б – результаты прогноза НС

В результате решения «обратной» задачи минимальная погрешность прогноза НС координат точек приложения нагрузки равна

$$\Delta\sigma_{\varepsilon} = 10,5\%.$$

Заключение

Таким образом, в ходе исследования была разработана методика решения задач прогнозирования поведения пластины под действием нагрузок. По данной методике было обучено две НС – для решения «прямой» и «обратной» задач. Для «прямой» задачи минимальное значение погрешности равно 27,3%, при решении «обратной» задачи среднее значение погрешности равно 10,5%. В результате выяснили, что с решением «обратной» задачи НС справляется лучше, чем с «прямой», подтверждая этот результат гораздо меньшей величиной погрешности.

В дальнейшем, при достаточном снижении погрешности в прогнозировании при помощи НС, мы сможем с уверенностью сказать, что методика прошла проверку, и рассмотреть

вариант ее внедрения в технологический процесс изготовления детали из прокатного листового металла.

Заявленный вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Бродкевич В.М., Ремесло В.Я. Алгоритмы машинного обучения (МО) и глубокого обучения (ГО) и их применение в прикладных приложениях // Международный научный журнал Интернаука. 2018. Т.1, № 11(51). С. 56–60. EDN: RVWVOT
2. Ветошкин С.В., Баяндин Ю.В., Наймарк О.Б. Оптимизация схемы армирования композитной цилиндрической оболочки применительно к динамическим условиям нагружения // Diagnostics, resource and mechanics of materials and structures. 2016. № 3. С. 42–47. DOI: 10.17804/2410-9908.2016.3.042-047
3. Галимов Р.Г. Основы алгоритмов машинного обучения – обучение без учителя // Аллея науки. 2017. Т.1, № 14. С. 807–809. EDN: ZTBUBX
4. Колесникова Т. Построение и обучение нейронной сети для решения задачи прогнозирования погоды при помощи программы Neuroph Studio // Компоненты и технологии. 2014. № 7(156). С. 129–132. EDN: SFLAVT
5. Липин А.А., Шапкин В.А., Вахидов У.Ш., Вишняков А.В., Стрижак А.Д. Расчет напряженно-деформированного состояния системы «Шнек – Грунт» с использованием пакета ANSYS // Вестник ИжГТУ им. М.Т. Калашникова. 2016. Т. 19, № 3(71). С. 14–15. EDN: WMIENP
6. Скиба В.Ю., Иванцовский В.В. Анализ напряженно-деформированного состояния проектируемых конструкций эндопротезов коленного сустава // Системы. Методы. Технологии. 2017. № 4(36). С. 93–102. DOI: 10.18324/2077-5415-2017-4-93-102
7. Сохина С.А., Немченко С.А., Ефремова И.Н. Машинное обучение. Методы машинного обучения // Современная наука в условиях модернизационных процессов: проблемы, реалии, перспективы: сборник научных статей по материалам V Международной научно-практической конференции, Уфа, 30 апреля 2021 г. Уфа: Вестник науки, 2021. С. 165–168. EDN: BKEJKF
8. Тихонов Д.В. Способы прогнозирования при помощи нейронных сетей // Решетневские чтения. 2011. Т. 2. С. 589.
9. Трастьян Н.А., Линьков Н.В. Разработка рамных узлов стальных конструкций с учетом пластических деформаций // Инженерный вестник Дона. 2019. № 1(52). С. 188. EDN: BLGZLN

FEFU: SCHOOL of ENGINEERING BULLETIN. 2022. N 3/52
Mechanics of Deformable Solids

www.dvfu.ru/en/vestnikis

Original article
<http://doi.org/10.24866/2227-6858/2022-3/3-11>

Morkovin A., Veyna V.

ANDREY V. MORKOVIN, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor,
 morkovin_av@dvfu.ru,
 VITALIY S. VEYNA, Engineer, veina.vs@students.dvfu.ru
 Polytechnic Institute
 Far Eastern Federal University
 Vladivostok, Russia

Development of a methodology for solving problems of predicting the deformed shape of a plate under load using neural networks

Abstract. A methodology for solving problems of predicting the deformed shape of a plate using neural networks has been developed. The application of CAD/CAE systems for research and obtaining empirical data of

stress-strain state of structures, as well as for training neural networks is considered. The developed methodology has been tested on a workpiece presented in the form of a plate. As a result of neural networks training, the following data were obtained: data for determination of displacements of the points of deformed surface of the plate by pre-known coordinates of the loads application; data for determination the coordinates of the points of loads application by the pre-known points displacements on the plate surface. The results of forecasts of neural networks with empirical data are analyzed.

Keywords: neural networks, machine learning, plate deformation, CAD/CAE systems, production automation

For citation: Morkovin A., Veyna V. Development of a methodology for solving problems of predicting the deformed shape of a plate under load using neural networks. *FEFU: School of Engineering Bulletin*. 2022;(3):3-11. (In Russ.).

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article.

The authors declare no conflict of interests.

REFERENCES

1. Brodkevich V.M., Craft V.Ya. Machine learning (ML) and deep learning (DL) algorithms and its utilizing in applied applications. *International Scientific Journal Internauka*. 2018;1(11):56–60. (In Russ.). EDN: RVWVOT
2. Vetoshkin S.V., Bayandin Yu.V., Naimark O.B. Optimizing the reinforcement of a composite cylindrical shell as applied to dynamic loading conditions. *Diagnostics, resource and mechanics of materials and structures*. 2016;(3):42–47. (In Russ.). DOI: 10.17804/2410-9908.2016.3.042-047
3. Galimov R.G. Fundamentals of machine learning algorithms – learning without a teacher. *Alley of Science*. 2017;1(14):807–809. (In Russ.). EDN: ZTBUBX
4. Kolesnikova T. Construction and training of a neural network for solving the problem of weather forecasting using the Neuroph Studio program. *Components and technologies*. 2014;(7):129–132. (In Russ.). EDN: SFLAVT
5. Lipin A.A., Shapkin V.A., Vakhidov U.Sh., Vishnyakov A.V., Strizhak A.D. Calculation of the stress-strain state of the screw-to-ground system with Ansys package. *Bulletin of Kalashnikov ISTU*. 2016;19(3):14–15. (In Russ.). EDN: WMIENP
6. Skeebe V.Yu., Ivancivsky V.V. Mode of deformation analysis of the designed knee joint endoprostheses. *Systems. Methods. Technologies*. 2017;(4):93–102. (In Russ.). DOI: 10.18324/2077-5415-2017-4-93-102
7. Sokhina S.A., Nemchenko S.A., Efremova I.N. Machine learning. Machine learning methods. Collection of scientific articles based on the materials of the V International Scientific and Practical Conference *Modern Science in the Conditions of Modernization Processes: Problems, Realities, Prospects*, Ufa, January 21, 2020. Ufa, Vestnik nauki, 2021. P. 165–168. (In Russ.). EDN: BKEJKF
8. Tickhonov D.V. Ways of forecasting by means of neural networks. *Reshetnev readings*. 2011;2:589. (In Russ.). EDN: UNKSML
9. Trastyan N.A., Linkov N.V. Development of steel framework frames with regard to plastic deformations. *Engineering Journal of Don*. 2019;(1):188. (In Russ.). EDN: BLGZLN