

Идентификация силовых воздействий на несущую систему с использованием нейросетевых технологий

Н.С. Курченко, А.В. Алексейцев

Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет, г. Москва

Аннотация: Одной из актуальных проблем в области анализа нагрузок и воздействий на несущие конструкции является их идентификация. Имеется в виду точка приложения, тип воздействия и его интенсивность в случаях, когда имеется результат воздействия, а параметры, вызвавшие этот результат, не определены. Например, это аварийное воздействие, в результате которого система получает деформации и разрушение. Решение таких задач возникает при анализе аварий на несущих конструкциях в строительстве, а также при мониторинге деформированного состояния сооружений во времени. В статье предлагается использовать принципы нейросетевого моделирования для решения задачи идентификации воздействия в виде сосредоточенной силы на примере балочных систем. Входными данными в нейроны считаем значения линейных и угловых узловых перемещений при некотором воздействии. В качестве примера рассматривается линейно-деформируемая балка постоянной жесткости, материал которой является сплошной изотропной средой.

Ключевые слова: нейронная сеть, прогибы, несущая конструкция, перемещение, деформация, идентификация

Введение. Математические аналоги нейронных сетей, широко используемые в информационных технологиях, в настоящее время получают распространение и в строительной науке. Рядом авторов нейросетевые технологии использованы для предсказания прочности элементов, их сопротивляемости внутренним усилиям. Например, такой подход был использован при оценке прочности железобетонных конструкций на воздействие поперечной силы (противодействия сдвигу) для композитных конструкций [1, 2], где обучение сети выполняется на основе данных полученных в результате натурных испытаний и численных экспериментов. Таким способом исследовалась устойчивость плоской формы изгиба для перфорированных стальных балок двутаврового профиля [3], прочность на сжатие коротких колонн при высокотемпературных воздействиях [4]. Нейронные сети применялись, в частности, и для прогнозирования деформированного состояния [5] и распознавания дефектов строительных

конструкций [6, 7] таких как глубокие трещины, коррозия, а также комплексной оценке их безопасности [7].

Для идентификации воздействий на конструкции в форме определения их параметров (тип, интенсивность, точка приложения) были предложены алгоритмы, основанные на поисковых методиках оптимизации [9, 10]. В данной статье приводятся основы концепции нейронной сети, формирующие алгоритм идентификации расположения и величины воздействия в виде механической сосредоточенной силы на стержневые балочные конструкции.

Методы. Постановка задачи. Рассматриваем линейно-деформируемую стержневую конструкцию, изготовленную из однородного сплошного материала (например, конструкционная сталь). Считаем, что тип искомого воздействия фиксирован и представляет собой механическую силу, расположение которой и значение которой неизвестно. Расчетную модель представляем в виде дискретизации на сечения. Структура данных, связанная с таким сечением, представляется в виде «нейрона». Очевидно, что для континуального деформированного объекта сечения в процессе своего деформирования будут взаимосвязаны как функциями напряженного, так и деформированного состояния. То есть, например, перемещения в сечениях связаны на основе упругой линии прогибов. Ряд сечений, намечаемых для дискретизации используется для обучения нейронов. Обучение выполняется путем точного аналитического расчета деформируемой системы при известном расположении и интенсивности сосредоточенной силы. Для унификации последующей работы сети эта сила полагается единичной и прикладывается в каждое сечение, предназначенное для обучения. Исходными данными для обучения являются прогибы конструкции при таких единичных воздействиях. Покажем на рис. 1, а концептуальную схему предлагаемой сети применительно к плоской балочной системы, работающей в условиях геометрически линейного деформирования.

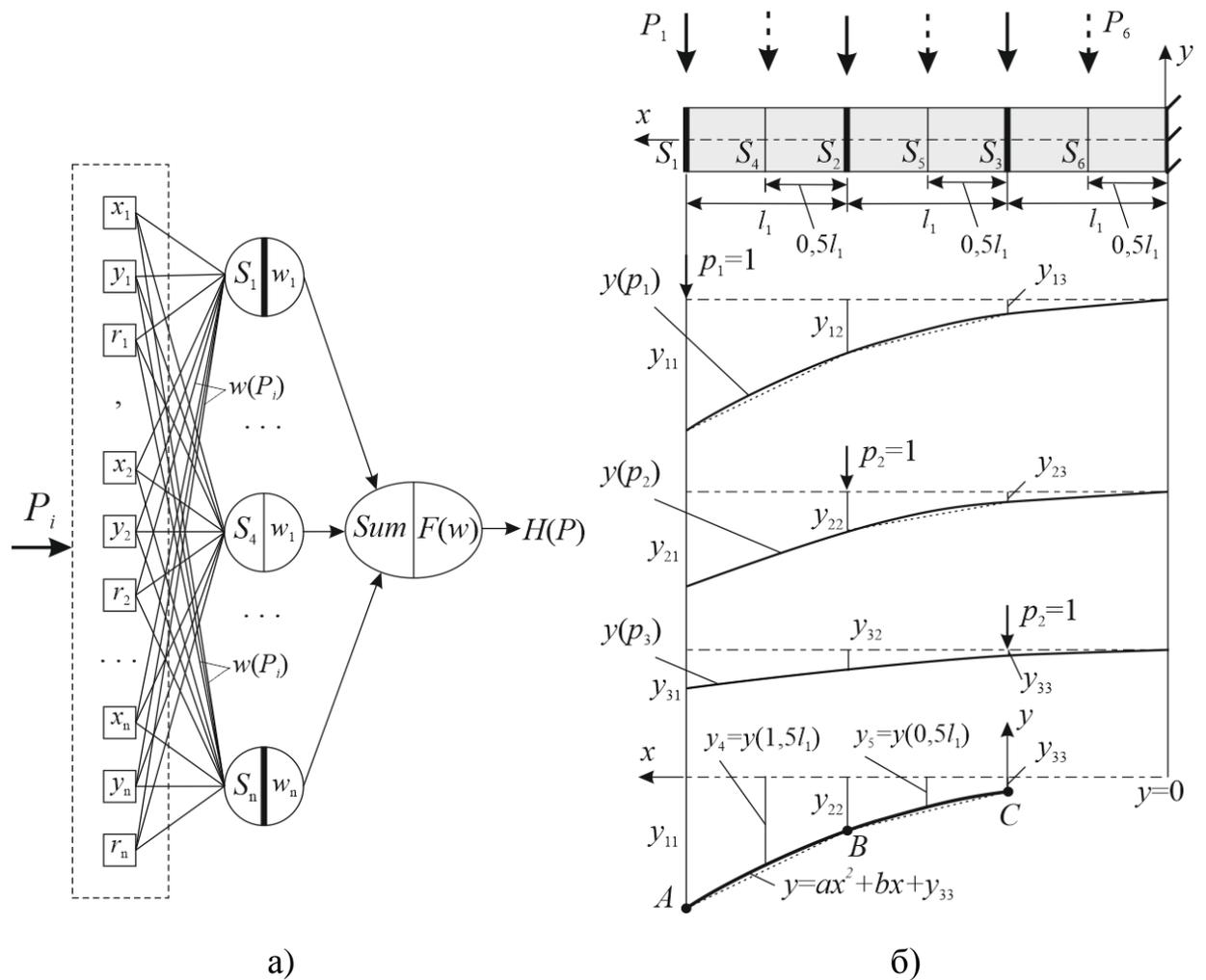


Рис. 1 – «Концепция нейросетевого моделирования для идентификации интенсивности и положения механической силы»

На рис. 1 введены следующие обозначения. Воздействие $P_i(S_i, P_0)$ задано массивом перемещений (линейные – x , y и угол сечения r) для сечений. Здесь S_i – сечение в которое фактически приложено воздействие, P_0 – его интенсивность. Сечения $S_1 - S_3$, выделенные утолщенной линией – это те сечения, информация о которых используется в блоках обучения нейронов. В них прилагаются единичные силы и получают единичные эпюры прогибов $y(p_1), y(p_2), y(p_3)$. Нормирование кривых прогибов выполняется путем вычисления соотношений прогиба в обучаемом сечении,

в которое приложено воздействие к прогибам в соседних обучаемых сечениях. Эти соотношения выступают в роли эталонных весов w_{el} . Для идентификации усилия в некотором промежуточном сечении ($S_4 - S_6$ на рис.1, б) в обучающем модуле по кривой наибольшего прогиба, полученной на ближайшем обучаемом сечении строится интерполяционный полином. На рис. 1, б это полином в виде квадратной параболы, построенный на точках A, B, C .

Работа нейронной сети выполняется при реализации таких этапов:

- формирование блока памяти нейронов и их обучение путем вычисления эталонных весов w_{el} ; генерация интерполяционных полиномов для нейронов сети, в которых не выполнялось обучение;

- передача в сеть входного сигнала в виде массива перемещений $\{x, y, r\}$ для неидентифицированного воздействия; вычисление множества фактических весов $\{w(P_i)\}$;

- проход в цикле по числу нейронов с передачей на сумматор SUM весов $\sum w(P_i)$;

- построение функции генерации выходного сигнала $F(w)$, идентификация воздействия с учетом возможности срабатывания нейронов по уравнению

$$F(w) = P - |\sum w(P_i) - \sum w_{el}|, \quad (1)$$

где суммирование выполняется по общему числу нейронов, P – порог срабатывания нейрона – вещественное число подбираемое в зависимости от размерности весов модели, при нормированных значениях весов можно принимать $P = 0,001 \div 0,05$.

Итоговая идентификация воздействия выполняется по выражению

$$ID_{P_i} = sign(F(w)). \quad (2)$$

Если $ID_{P_i} > 0$, то положение S_i воздействия P_i считается идентифицированным. Для определения величины P_0 с учетом физически и геометрически линейного поведения объекта достаточно вычислить отношение прогиба от фактического воздействия P_i и прогиба от единичного воздействия в этом же сечении, полученного на этапе обучения.

Результаты. Рассмотрим идентификацию воздействия (положения и величины) сосредоточенной силы на консольную балку пролетом 3м. Жесткость балки $EJ=2000 \text{ т} \cdot \text{м}^2$. Рассмотрим дискретизацию этой системы на сечения как показано на рис. 1,б, при этом $l_1=1\text{м}$. Ограничимся вычислением только вертикальных прогибов конструкции в сечениях, которые вычисляются на основе известной формулы $y = P_0 l^3 / 3EJ$. Будем для простоты рассматривать сечения $S_1 - S_4$, в которых может располагаться сила. Результаты обучения трех нейронов, связанных с сечениями $S_1 - S_3$ ($P_0=1$) представлены в таблице 1.

Таблица 1 Информация об обучении нейронной сети

Элемент сети	Прогиб в сечении, м		
	S_1	S_2	S_3
Нейрон 1	0,0045	0,003	0,0015
Нейрон 2	0,00195	0,0013	0,00065
Нейрон 3	0,00048	0,00032	0,00016
	Эталонные веса w_{el}		
Нейрон 1	1	1,5	3
Нейрон 2	0,666667	1	2
Нейрон 3	0,333333	0,5	1

Для возможности идентификации силы в сечении S_4 сформируем интерполяционный полином в виде квадратной параболы на точках А, В, С (см. рис.1, б), значения прогибов для которых выделены в таблице 1. Опуская

очевидные преобразования, получим $y = 0,00103x^2 + 0,00011x + 0,00016$.
Вычисляем значение $y_{44} = 0,002643$, тогда прогибы и эталонные веса для этого нейрона представим в таблице 2.

Табл. 2 Генерация нового нейрона на основе данных обучения

Элемент сети	Прогиб в сечении, м		
	S_1	S_2	S_3
Нейрон 4	0,00331	0,001655	0,0008275
	Эталонные веса w_{el}		
Нейрон 4	1,252602	0,626301	0,31315043

Пусть задано некоторое воздействие на систему, в результате которого она получила прогибы, представленные в табл. 3. Вычисляем фактические веса и выполняем цикл идентификации по каждому из нейронов.

Табл. 3 Воздействие, подлежащее идентификации

Переменная	S_1	S_2	S_3	S_4
$P_1(S_i, P_0)$	0,01572	0,008983	0,004491	0,0131
$w(P)$	1,2	0,685714	0,342857	-

Задаем порог реакции всех нейронов равным 0,05. Проверяем первый нейрон: $\sum_{i=1}^3 w_{el} = 4,5$, $\sum_{i=1}^3 w(P) = 2,2285$, $F(w) = 0,05 - |2,2285 - 4,5| = -2,2215$,
 $Sign(F(w)) = -1$, воздействие не идентифицировано, следовательно сила не находится в сечении S_1 .

Проверяем второй нейрон:

$\sum_{i=1}^3 w_{el} = 3,666$, $\sum_{i=1}^3 w(P) = 2,2285$, $F(w) = 0,05 - |3,666 - 2,2285| = -1,3881$,
 $Sign(F(w)) = -1$, воздействие не идентифицировано, следовательно сила не находится в сечении S_2 .

Проверяем третий нейрон: $\sum_{i=1}^3 w_{el} = 1,8333$, $\sum_{i=1}^3 w(P) = 2,2285$,
 $F(w) = 0,05 - |1,8333 - 2,2285| = -0,3451$, $Sign(F(w)) = -1$, воздействие не
идентифицировано, следовательно сила не находится в сечении S_3 .

Проверяем четвертый нейрон: $\sum_{i=1}^3 w_{el} = 2,1920$, $\sum_{i=1}^3 w(P) = 2,2285$,
 $F(w) = 0,05 - |2,1920 - 2,2285| = 0,01348$, $Sign(F(w)) = 1$, воздействие
идентифицировано, сила находится в сечении S_4 . Величина этой силы
 $P_0 = y(S_4) / y_{44} = 0,0131 / 0,002643 = 4,956$ т. Таким образом, с помощью сети
была определена механическая сила $P_0 = 4,956$ т, приложенная в сечении S_4 ,
что соответствует тестовой нагрузке $P_{ver} = 5$ т.

Вывод

Разработана процедура идентификации нагрузки в виде механической силы на стержневые системы. Тестовый пример идентификации на примере плоской балочной конструкции подтверждает работоспособность предлагаемых расчетных процедур. Развитие этого подхода может быть использовано в мониторинге деформаций зданий и сооружений и распространено при доработке, на случай идентификации аварийных воздействий.

Литература

1. Abdalla J.A., Elsanosi A., Abdelwahab A. Modeling and simulation of shear resistance of R/C beams using artificial neural network // Journal of the Franklin Institute. 2007. Vol. 344. Pp. 741–756. DOI: 10.1016/j.jfranklin.2005.12.005
2. Усанов С.В., Тамов М.М., Руденко О.В. Нейросетевое прогнозирование сопротивления поперечной силе армированных бетонных двутавровых балок // Вестник МГСУ. – 2022. – №9. – с. 1145–1159.

3. Sharifi Y., Moghbeli A., Hosseinpour M., Sharifi H. Neural networks for lateral torsional buckling strength assessment of cellular steel I-beams // *Advances in Structural Engineering*. 2019. Vol. 22. Issue 3. Pp. 1–13. DOI: 10.1177/1369433219836176

4. Ashteyat A., Obaidat Y.T., Murad Y.Z., Had-dad R. Compressive strength prediction of lightweigh tshort columns at elevated temperature using gene expression programing and artificial neural network // *Journal of Civil Engineering and Management*. 2020. Vol. 26.Issue 2. Pp. 189–199. DOI: 10.3846/jcem.2020.11931

5. 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.

6. Русаков К.Д., Чехов А.В. Двухэтапный подход к распознаванию коррозии металлических конструкций с использованием сверточных нейронных сетей в ходе проведения инспекций промышленных объектов // *Известия Юго-Западного государственного университета*. 2021. Т. 25. № 3. С. 152-166.

7. Акимов Д.А., Клейменов А.Д., Козельская С.О., Будадин О.Н. Новый подход к оценке эксплуатационной безопасности композитных материалов и деталей сложной конструкции на основе методов искусственного интеллекта на базе глубоких нейронных сетей и результатов многокритериального комплексного неразрушающего контроля // *Контроль. Диагностика*. 2020. № 7. С. 18-27.

8. Красонцев Н.А., Ляпин А.А. Нейронная сеть глубокого обучения для исследования работоспособности элементов конструкции // *Вестник науки*. 2018. Т. 2. № 9 (9). С. 230-232.



9. Алексейцев А.В., Курченко Н.С. Идентификация запроектных нагрузок на стальные рамы Инвестиции, строительство, недвижимость как материальный базис модернизации и инновационного развития экономики. Материалы VI Международной научно-практической конференции: в 2-х частях. 2016. С. 368-373.

10. Серпик И.Н., Алексейцев А.В. Оптимизация пространственных стальных рам повышенного уровня ответственности. Промышленное и гражданское строительство. 2015. № 10. С. 8-14.

References

1. Abdalla J.A., Elsanosi A., Abdelwahab A. Journal of the Franklin Institute. 2007. Vol. 344. Pp. 741-756. DOI: 10.1016/j.jfranklin.2005.12.005
2. Usanov S.V., Tamov M.M., Rudenko O.V Vestnik MGSU. 2022. №9. pp. 1145-1159.
3. Sharifi Y., Moghbeli A., Hosseinpour M., Sharifi H. Advances in Structural Engineering. 2019. Vol. 22. Issue 3. Pp. 1-13. DOI: 10.1177/1369433219836176
4. Ashteyat A., Obaidat Y.T., Murad Y.Z., Had-dad R. Journal of Civil Engineering and Management. 2020. Vol. 26. Issue 2. Pp. 189-199. DOI: 10.3846/jcem.2020.11931
5. Morkovin A.V., Veina V.S. Vestnik Inzhenernoj shkoly` Dal`nevostochnogo federal`nogo universiteta. 2022. № 3 (52). pp. 3-11.
6. Rusakov K.D., Chekhov A.V. Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. 2021. T. 25. № 3. pp. 152-166.
7. Akimov D.A., Kleimenov A.D., Kozelskaya S.O., Budadin O.N. Kontrol`. Diagnostika. 2020. № 7. pp. 18-27.
8. Krasontsev N.A., Lyapin A.A. Vestnik nauki. 2018. T. 2. № 9 (9). pp. 230-232.
9. Alexeytsev A.V., Kurchenko N.S. Investicii, stroitel`stvo, nedvizhimost` kak material`ny`j bazis modernizacii i innovacionnogo razvitiya e`konomiki.



Materialy` VI Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii: v 2-x chastyax. 2016. pp. 368-373.

10. Serpik I.N., Alexeytsev A.V. Promy`shlennoe i grazhdanskoe stroitel`stvo. 2015. № 10. pp. 8-14.