

ПРИМЕНЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ИНТЕРВАЛЬНОГО НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЛЯ КАЛИБРОВКИ СРЕДСТВ ИЗМЕРЕНИЙ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ

П.В. Сараев, Ю.Е. Полозова, Ю.Л. Полозов

Проанализирована возможность применения результатов интервального нейросетевого прогнозирования для калибровки средств измерений, входящих в состав систем управления. Дана модификация функционала качества и предложено применять интервальный алгоритм глобальной оптимизации для обучения интервальных нейросетевых моделей. Кратко описан разработанный программный продукт. Рассмотрены методика проведения калибровки и порядок расчетов по определению применимости интервального нейросетевого прогноза. Приведены результаты вычислительных экспериментов.

Ключевые слова: интервальная нейронная сеть, нейросетевое прогнозирование, калибровка средств измерений.

ВВЕДЕНИЕ

Метрологическое обеспечение служит мощным инструментом управления точностью и надежностью создаваемых в настоящее время автоматизированных систем. В этой связи не вызывает сомнений актуальность разработки и апробации методов достоверного моделирования при метрологическом сопровождении на каждом этапе жизненного цикла автоматизированной системы управления. Одна из важных процедур метрологического контроля состоит в периодической калибровке средств измерений (СИ) и измерительных модулей, входящих в состав системы управления.

Калибровка представляет собой процесс определения действительных значений метрологических характеристик СИ [1]. Однако проведение испытаний в некоторых точках диапазона измерений прибора может оказаться затруднительным. В таких случаях представляется возможным прогнози-

рование показаний СИ с целью упрощения процедуры калибровки.

Цель настоящей работы заключается в анализе эффективности применения модифицированного функционала качества при обучении интервальных нейросетевых моделей, а также анализ возможности применения методов интервального нейросетевого моделирования и прогнозирования для проведения калибровки СИ.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Управление автоматизированной системой осуществляется на основе информации, полученной от многочисленных СИ и измерительных модулей, входящих в ее состав. Очевидно, что корректность и достоверность этой информации характеризуют точность и надежность системы в целом. Одной из процедур, подтверждающих достоверность данных СИ, является калибровка.

В данной работе в качестве измерительного модуля некоторой системы управления рассмат-



ривается дозиметр-радиометр. Для проведения процесса калибровки рассматриваются данные, полученные в режиме измерения мощности дозы гамма-излучения дозиметром-радиометром МКС-01СА1М [2] на эталонной установке [3] с источником из радионуклида ^{137}Cs .

Прибор устанавливается на подвижной платформе эталонной установки так, что геометрический центр детектора прибора находится на оси коллиматорного пучка гамма-излучения, испускаемого радионуклидом ^{137}Cs . В зависимости от расстояния до источника изменяется мощность дозы гамма-излучения.

Набор точек, в которых измеряется мощность дозы гамма-излучения, определяется технической документацией на прибор. Значения мощности дозы, воспроизводимые эталонной установкой, частично определены в технической документации. Недостающие значения могут быть получены расчетным путем на основе уровня активности радионуклидного источника внутри установки.

Подвижная платформа установки с размещенным на ней детектором СИ перемещается вдоль оси коллиматорного пучка гамма-излучения и фиксируется на разном расстоянии от него. В каждой точке с прибора снимаются несколько показаний с периодом 5 с. Минимальное и максимальное значения формируют соответственно нижнюю и верхнюю границу интервального числа. В соответствии с ГОСТ 8.736—2011 при выполнении прямых многократных измерений для определения доверительных границ погрешности оценки измеряемой величины доверительную вероятность P принимают равной 0,95.

Интервальные показания эталона формируются путем прибавления к вещественному значению интервала допустимой погрешности ($\pm 25\%$), указанной в технической документации на СИ (руководство по эксплуатации СНЖА.412152.001 РЭ п. 1.2.2). Если интервальные показания СИ во всех точках с вероятностью $P = 0,95$ включаются в интервал эталонных значений, то прибор признается пригодным к дальнейшей эксплуатации. Следовательно, подтверждается корректность работы системы в целом и достоверность получаемых данных о состоянии объекта управления. В случае выявления превышения допустимой погрешности показаний СИ полученная информация может быть использована для принятия управленческих решений о необходимости замены, ремонта СИ или установки дублирующего модуля измерений.

Предполагается, что при проведении калибровки в ограниченном диапазоне существует возможность прогнозирования показаний прибора в тех частях диапазона, где проведение измерения пред-

ставляет большую сложность. Если в ходе ряда испытаний подтвердится соответствие прогнозных значений фактическим показаниям прибора, то предлагаемая методика позволит с определенной вероятностью подтверждать исправность СИ на ограниченном диапазоне.

2. ИНТЕРВАЛЬНОЕ НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

Любое измерение физической величины всегда сопровождается погрешностью, которая приводит к неоднозначности показаний СИ и, следовательно, к неточностям при выработке управляющих воздействий в системе. Соответствующая форма для выражения этой неоднозначности — интервальные числа. Для работы с интервальными величинами представляется целесообразным применять интервальную нейронную сеть (ИНС).

Нейронная сеть называется интервальной, если содержит хотя бы один интервальный параметр — вход, выход или вес [4]. В настоящей работе под ИНС понимается нейронная сеть прямого распространения, в которой все перечисленные параметры представляют собой интервальные числа.

Эффективность применения ИНС для решения задач с интервальными неопределенностями подтверждена рядом исследований, в частности при построении калибровочных зависимостей СИ [5].

В качестве исходной предпосылки в настоящем исследовании рассматривается задача нейросетевого прогнозирования временного ряда, заданного интервальными значениями. Результат прогнозирования должен представлять собой интервал наименьшей ширины, содержащий фактическое интервальное значение.

Имеющиеся на сегодняшний день алгоритмы обучения [6—9] ИНС представляют собой расширение метода обратного распространения ошибки на случай интервальных данных. При этом ошибка обучения определяется квадратичным функционалом качества:

$$J(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k Q_i(w) = \\ = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^r \{(\underline{y}_{ij}(w) - \tilde{y}_{ij})^2 + (\overline{y}_{ij}(w) - \bar{y}_{ij})^2\},$$

где k — число примеров обучающего множества, w — вектор весов, $Q_i(w)$ — значение ошибки обучения на i -м примере обучающего множества, r — число выходов нейронной сети, $\underline{y}_{ij}(w)$ — нижняя граница интервала j -го выхода ИНС на i -м приме-

ре, \tilde{y}_{ij} — нижняя граница интервала указания учителя для j -го выхода ИНС на i -м примере, $\overline{y_{ij}(w)}$ — верхняя граница интервала j -го выхода ИНС на i -м примере, $\overline{y_{ij}}$ — верхняя граница интервала указания учителя для j -го выхода ИНС на i -м примере.

Однако, в смысле достоверных вычислений, приведенный функционал не гарантирует полного включения интервала указаний учителя в выходной интервал сети. В связи с этим недостатком авторами предлагается функционал качества обучения ИНС для модели с одним выходом:

$$J([w]) = \sum_{i=1}^k Q_i([w]) = \sum_{i=1}^k p_i b_i,$$

$$\text{где } b_i = \begin{bmatrix} b_{i1} \\ b_{i2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{y}_i - y_i([w]) \\ y_i([w]) - \overline{y}_i \end{bmatrix}, p_i = [p_{i1} \ p_{i2}],$$

$$p_{iq} = \begin{cases} 1, & b_{iq} \geq 0, \\ -b_{iq}/N, & b_{iq} < 0, \end{cases} \quad q = \overline{1, 2}.$$

Здесь k — число примеров обучающего множества, $[w]$ — интервальный вектор весов, $Q_i([w])$ — значение ошибки обучения на i -м примере обучающего множества, p_i — вектор-строка весовых коэффициентов для отклонения границ интервала выхода ИНС от границ интервала указания учителя на i -м примере обучающего множества, b_i — вектор отклонений границ интервала выхода ИНС от указания учителя на i -м примере, \tilde{y}_i — нижняя граница интервала указания учителя на i -м примере, $y_i([w])$ — нижняя граница интервала выхода ИНС на i -м примере, $\overline{y_i([w])}$ — верхняя граница интервала выхода ИНС на i -м примере, \overline{y}_i — верхняя граница интервала указания учителя на i -м примере, p_{iq} — q -й элемент вектора-строки p_i , b_{iq} — q -й элемент вектора b_i , q — номер элемента вектора, N — уровень толерантности, показывающий порядок отклонения границы интервала, который признается допустимым (например, 0,1; 0,01; 0,001).

Понятие уровня толерантности вводится в качестве аналога штрафной функции, значение которой показывает, насколько критичен выход интервала указаний учителя за пределы интервала выхода сети. В контексте достоверных вычислений параметр N необходим для возможности гарантировать включение точного решения задачи в вы-

ходной интервал. Значение $N = 1$ соответствует наивысшему уровню толерантности, при котором не имеет значения, включается ли интервал указаний учителя в интервал выхода сети, а ошибка обучения вычисляется только по размеру отклонения. Чем меньше уровень толерантности, тем больший штраф накладывается на размер выхода интервала указаний учителя за пределы интервала выхода сети.

Для обучения предложенной модели ИНС предлагается применить интервальный адаптивный алгоритм глобальной оптимизации функций, основанный на бисекции вектора весов [11].

Представляет интерес вопрос о генерации начальных весов для обучения ИНС. С одной стороны, начальные веса должны представлять собой интервалы достаточной ширины, чтобы обеспечить включение указаний учителя на первом шаге. С другой стороны, ширина интервалов начальных весов не должна быть слишком большой, чтобы не увеличивать время обучения. Однако эмпирическим путем было установлено, что излишне узкие интервалы начальных весов, позволяющие включить указания учителя в выходы сети с наименьшим превышением, затрудняют дальнейшее обучение ИНС. В этом случае бисекция вектора весов на последующих шагах увеличивает ошибку обучения и алгоритм завершает работу.

Для прогнозирования интервальных величин разработано специальное программное обеспечение, представляющее собой программный пакет *intervalnn* на языке R [12]. Разработанный пакет содержит функции для работы как с классическими, так и с ИНС прямого распространения. Для реализации возможностей интервальной арифметики используется пакет *sets*.

Функциональный модуль для работы с ИНС решает задачи:

- загрузки исходного ряда интервальных данных из текстового файла;
- формирования обучающего множества в зависимости от заданной размерности входного вектора;
- нормирования исходных данных в диапазон $[0; 1]$;
- генерации начальных весов для обучения сети;
- обучения ИНС методом бисекции вектора весов;
- применения обученной модели для прогнозирования с получением результирующего интервального вектора прогнозных значений.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В качестве исходных данных для проведения экспериментов рассматривается интервальный ряд показаний дозиметра-радиометра, включающий в себя 56 интервальных значений. Из них на 5 заключительных значений строится прогноз. На рисунке приведена графическая иллюстрация исходного ряда данных.

Прибор, используемый для проведения экспериментов, прошел периодическую поверку и допущен к применению в сфере государственного регулирования обеспечения единства измерений. Результаты прогнозирования для разных конфигураций ИНС приведены в таблице. Эксперименты проводились путем наращивания структуры ИНС.

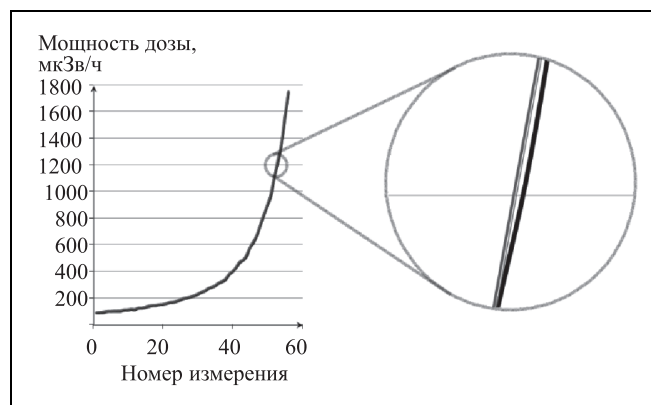
По результатам проведенных экспериментов можно заметить, что наилучший прогноз получен с помощью ИНС без скрытых слоев. При последовательном наращивании структуры сети увеличиваются ошибка и время обучения модели, а также ширина прогнозных интервалов. Отметим, что при этом во всех опытах, за исключением случаев $N = 1$, прогнозны интервалы полностью включают фактические. Как отмечалось ранее, согласно назначению параметра N , в случаях $N = 1$ достоверность вычислений не гарантируется, что также подтверждается экспериментом.

Для случаев $N = 1$ уместнее было бы говорить о приближении границ прогнозного интервала к фактическим значениям в смысле статистической погрешности. Однако по результатам эксперимента очевидно, что усложнение конфигурации ИНС приводит к потере точности прогноза. В таких случаях для работы с интервальными нейросетевыми моделями без учета достоверных вычислений успешно применяются градиентные алгоритмы обучения [6–10].

По условиям прикладной задачи, если значение физической величины, измеренное прибором, отличается от эталонного в пределах погрешности ($\pm 25\%$), то такое СИ допускается к эксплуатации. Таким образом, полученный прогнозный интервал должен одновременно удовлетворять двум условиям:

- гарантированно включать интервал фактических значений;
- не выходить за границы интервала допустимой погрешности.

С учетом изложенных требований, наилучшим из приведенных результатов можно признать прогноз, полученный при конфигурации сети с тремя входными нейронами без скрытых слоев (3-1), при $N = 0,01$. Поскольку, как ранее отмечалось,



Исходные данные: — нижняя граница; — верхняя граница

интервал допустимой погрешности вычисляется при доверительной вероятности $P = 0,95$, а выход верхней границы интервалов 4 и 5 прогнозных значений за пределы интервала допустимой погрешности не превышает 3 %, то можно сделать вывод, что прогнозны значения показаний прибора находятся в пределах допустимой погрешности, что подтверждает исправность СИ и точность управляющих воздействий, выработанных на основе данных этого СИ.

Результаты прогнозирования не противоречат исходной информации о приборе, поскольку в ходе проведенных опытов использовалось СИ, прошедшее поверку. Однако полученный результат достигнут с помощью сокращенного набора данных, что позволяет применять предложенную методику в упрощенной процедуре определения метрологических характеристик прибора.

Однако результаты одного эксперимента не могут являться основанием для вынесения заключения о пригодности прибора к эксплуатации. Только при наличии длительной статистики, подтверждающей результаты прогнозов, можно говорить о применимости предложенной методики с определенной степенью вероятности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выполнен анализ возможности применения результатов интервального нейросетевого прогнозирования для проведения калибровки средств измерений (СИ). Описано функциональное наполнение разработанного программного обеспечения. В ходе эксперимента подтверждена эффективность применения модифицированного функционала качества при обучении интервальных нейросетевых моделей на основе интервального алгоритма глобальной оптимизации. В контексте достовер-



Результаты прогнозирования

Характеристика	Интервал					Ошибка обучения	Время работы, с
	1	2	3	4	5		
Фактические значения	[1111,2; 1115,6]	[1216,4; 1240,9]	[1351,6; 1360,2]	[1551,0; 1569,0]	[1742,6; 1749,3]	—	—
Допустимый диапазон погрешности	[773,2; 1288,6]	[846,5; 1410,8]	[927,0; 1545,0]	[1014,6; 1691,1]	[1109,4; 1849,1]		
Конфигурация ИНС	3-1						
Прогноз $N = 1$	[1140,0; 1191,0]	[1248,0; 1303,0]	[1357,0; 1440,0]	[1595,0; 1727,0]	[1754,0; 1905,0]	9,82	16,9
Прогноз $N = 0,01$	[985,0; 1186,0]	[1072,0; 1290,0]	[1157,0; 1423,0]	[1184,0; 1706,0]	[1289,0; 1863,0]	25,7	18,7
Прогноз $N = 0,00001$	[844,0; 1308,0]	[916,0; 1426,0]	[987,0; 1589,0]	[866,0; 2086,0]	[938,0; 2288,0]	45,5	19,6
Конфигурация ИНС	3-1-1						
Прогноз $N = 1$	[867,0; 883,0]	[940,0; 953,0]	[1011,0; 1040,0]	[913,0; 937,0]	[985,0; 1007,0]	39,8	68,0
Прогноз $N = 0,01$	[288,0; 1040,0]	[305,0; 1111,0]	[321,0; 1200,0]	[152,0; 1255,0]	[155,0; 1329,0]	281,0	68,1
Прогноз $N = 0,00001$	[808,0; 1156,0]	[857,0; 1254,0]	[942,2; 1377,0]	[793,0; 1607,0]	[856,1; 1745,0]	50,6	69,2
Конфигурация ИНС	3-2-1						
Прогноз $N = 1$	[589,0; 598,0]	[480,0; 486,0]	[435,0; 441,0]	[349,0; 353,0]	[299,0; 302,0]	65,9	218,0
Прогноз $N = 0,01$	[971,0; 1339,0]	[1015,0; 1627,0]	[1078,0; 1931,0]	[1114,0; 2407,0]	[1158,0; 2955,0]	50,7	310,0
Прогноз $N = 0,00001$	[817,0; 1314,0]	[784,0; 1583,0]	[799,0; 1857,0]	[739,0; 2283,0]	[698,0; 2770,0]	59,2	275,0
Конфигурация ИНС	3-3-1						
Прогноз $N = 1$	[575,0; 583,0]	[533,0; 538,0]	[536,0; 545,0]	[404,0; 409,0]	[366,0; 370,0]	85,8	533,0
Прогноз $N = 0,01$	[979,0; 1306,0]	[1046,0; 1498,0]	[1126,0; 1706,0]	[1160,0; 2122,0]	[1229,0; 2487,0]	50,9	571,0
Прогноз $N = 0,00001$	[806,0; 1309,0]	[826,0; 1502,0]	[877,0; 1711,0]	[775,0; 2132,0]	[769,0; 2501,0]	60,9	551,0
Конфигурация ИНС	3-1-1-1						
Прогноз $N = 1$	[554,0; 560,0]	[562,0; 567,0]	[566,0; 576,0]	[407,0; 411,0]	[401,0; 404,0]	120,0	181,0
Прогноз $N = 0,01$	[442,0; 1281,0]	[455,0; 1409,0]	[466,0; 1564,0]	[264,0; 1964,0]	[262,0; 2185,0]	132,0	182,0
Прогноз $N = 0,00001$	[103,0; 1271,0]	[103,0; 1393,0]	[103,0; 1538,0]	[96,4; 1902,0]	[96,4; 2101,0]	158,0	176,0
Конфигурация ИНС	3-2-2-1						
Прогноз $N = 1$	[762,0; 772,0]	[729,0; 737,0]	[717,0; 728,0]	[646,0; 654,0]	[612,0; 619,0]	104,0	1084,0
Прогноз $N = 0,01$	[221,0; 1679,0]	[167,0; 2290,0]	[151,0; 3133,0]	[112,0; 4405,0]	[106,0; 6081,0]	175,0	792,0
Прогноз $N = 0,00001$	[108,0; 1681,0]	[106,0; 2292,0]	[104,0; 3136,0]	[97,4; 4407,0]	[97,3; 6081,0]	1097,0	801,0



ных вычислений обосновано введение понятия уровня толерантности.

По результатам прогнозирования проведено сравнение прогнозных интервалов показаний прибора с интервалами допустимой погрешности СИ. Проведенный анализ показал, что наилучший прогноз показаний прибора лежит в пределах допустимой погрешности СИ, что свидетельствует о возможности применения результатов интервального нейросетевого прогнозирования в калибровке СИ при наличии длительной статистики, подтверждающей полученные результаты.

Информация, полученная по результатам проведения калибровки предложенным в работе методом, может служить основанием для принятия решений по управлению автоматизированной системой в смысле возможности ее дальнейшего функционирования, необходимости замены или ремонта отдельных модулей измерений.

Дальнейшие исследования могут быть связаны с возможным применением интервальных нейронных сетей для прогнозирования временных рядов с зашумленными или искаженными исходными данными, моделированием зависимостей для большого объема исходных данных в целях снижения времени обучения, а также зависимостей, содержащих интервальную неопределенность.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Федеральный закон «Об обеспечении единства измерений»* от 26.06.2008 № 102-ФЗ. — URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_77904 (дата обращения: 31.10.2016).
 2. URL: <http://www.aunis.ru/dozimetryi-mks-01sa1m.html> (дата обращения: 31.10.2016).
 3. URL: <http://www.doza.ru/catalog/calibration/446/> (дата обращения: 31.10.2016).
 4. *Сараев П.В.* Численные методы интервального анализа в обучении нейронных сетей // *Автоматика и телемеханика*. — 2012. — № 11. — С. 129—143.
 5. *Водотыка С.В.* Использование искусственных нейронных сетей с интервальной арифметикой при построении калибровочной зависимости средства измерения // *Сб. науч. тр. Харьковского ун-та Воздушных Сил*. — 2011. — Вып. 1. — С. 217—222.
 6. *Belohlavek R.* Backpropagation for Interval Patterns // *Neural Network World*. — 1997. — Vol. 7, N 3. — P. 335—346.
 7. *Kim H.J., Ryu T.-W.* Time Series Prediction Using an Interval Arithmetic FIR Network // *Neural Information Processing — Letters and Reviews*. — 2005. — Vol. 8, N 3. — P. 39—47.
 8. *Genetic Interval Neural Networks for Granular Data Regression / M.G.C.A. Cimino, et al.* // *Information Sciences*. — 2014. — Vol. 257. — P. 313—330.
 9. *Ak R., Vitelli V., Zio E.* An Interval-Valued Neural Network Approach for Uncertainty Quantification in Short-Term Wind Speed Prediction // *IEEE Trans. on Neural Networks and Learning Systems*. — 2015. — Vol. 26, N 11. — P. 2787—2800.
 10. *Yang D., Wu W.* A Smoothing Interval Neural Network // *Discrete Dynamics in Nature and Society*. — 2012. — Vol. 2012, Article ID 456919. — 25 p.
 11. *Шарый С.П.* Рандомизированные алгоритмы в интервальной глобальной оптимизации // *Сибирский журнал вычислительной математики*. — 2008. — Т. 11, № 4. — С. 457—474.
 12. URL: <https://www.r-project.org> (дата обращения: 31.10.2016).
- Статья представлена к публикации членом редколлегии А.С. Манделем.*
- Сараев Павел Викторович** — д-р техн. наук, декан, зав. кафедрой, ✉ psaraev@yandex.ru,
- Полозова Юлия Евгеньевна** — аспирант, ✉ julipolozova@yandex.ru,
- Полозов Юрий Леонидович** — ассистент, ✉ yuriypolozov@yandex.ru,
- Липецкий государственный технический университет.

Новая книга

Финягина В.И. Анатолий Григорьевич Бутковский: ученый и человек / Под ред. академика РАН С.Н. Васильева. — М.: ФИЗМАТЛИТ, 2016. — 216 с. + 34 с. цв. вклеек. — ISBN 978-5-9221-1677-0.

А.Г. Бутковский — выдающийся ученый в области теории и систем управления и в первую очередь в области оптимального управления системами с распределенными параметрами. Он был уникален по широте своих научных и общегуманитарных интересов — от математических проблем управления с приложениями в физике, металлургии, теплотехнике, химических технологиях, авиационности и других областях науки и техники до методологических и философских проблем образования, науки и культуры.

Книга содержит обзор научных достижений А.Г. Бутковского, воспоминания родных, друзей и коллег, а также его неопубликованные рукописи, завещанные читателям к использованию в научной и научно-исторической работе.

Для широкого круга читателей, интересующихся историей развития науки.