

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ТЕСТИРОВАНИЯ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ КОМПЛЕКСОВ ПРИ ПОМОЩИ СИГМА-ПИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Р.А. ЖИЛОВ

Институт прикладной математики и автоматизации –
филиал Кабардино-Балкарского научного центра Российской академии наук
360000, Россия, Нальчик, ул. Шортанова, 89 А

Аннотация. В работе рассматривается задача разработки интеллектуальной системы тестирования робототехнических комплексов на основе сигма-пи нейронных сетей. На производственных линиях, где используются промышленные роботы, актуальной является задача их тестирования на работоспособность. Имеется два основных способа решения данной задачи: плановые проверки робототехнических систем или постоянное наблюдение оператора за роботизированной линией. В данной работе приводится интеллектуальная система, построенная на основе сигма-пи нейронных сетей, которая будет способна решать подобную задачу, используя показания с датчиков, расположенных на разных узлах робота. Нейронная сеть, обученная по алгоритму, который рассматривается в работе, может производить постоянный контроль состояния роботов на производственной линии и принимать решение об остановке линии в случае подозрения на поломку. В качестве иллюстрации работы сигма-пи нейронной сети в работе приводится пример на основе 5 входных данных, то есть данных с 5 датчиков, нормированных по принципу «сигнал есть» или «сигнала нет».

Ключевые слова: сигма-пи нейронные сети, задача управления, интеллектуальное тестирование, робототехнические системы, нейруправление

Статья поступила в редакцию 28.10.2021

Принята к публикации 12.11.2021

Для цитирования. Жиллов Р.А. Интеллектуальная система тестирования робототехнических комплексов при помощи сигма-пи нейронных сетей // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2021. № 6 (104). С. 43–49. DOI: 10.35330/1991-6639-2021-6-104-43-49

ВВЕДЕНИЕ

Устойчивый интерес к робототехнике возник в 60-х годах XX века и был обусловлен потребностями тяжелой промышленности.

Достигнутый к тому времени уровень автоматизации обеспечил появление достаточно сложных машин (автоматизируемых устройств), способных выполнять последовательности действий в соответствии с жестко введенными программами.

Возрастающие требования промышленности к точности, быстродействию, а в особенности гибкости управления, привели к быстрой смене поколений роботов: от жестко программируемых робототехнических систем (РТС) к системам с возможностью гибкого управления.

Существенное расширение функциональных возможностей таких РТС было достигнуто за счет введения в их систему управления элементов адаптации и искусственного интеллекта. Такие РТС с адаптивным управлением способны автоматически приспосабливаться к непредсказуемым изменениям производственной обстановки и условий эксплуатации.

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В РОБОТОТЕХНИКЕ

Искусственная нейронная сеть – математическая модель, а также ее программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы. Первой такой попыткой были нейронные сети У. Маккалока и У. Питтса. После разработки алгоритмов обучения получаемые модели стали использовать в практических целях: в задачах прогнозирования, для распознавания образов, в задачах управления и др.

Нейронные сети не программируются в привычном смысле этого слова, они обучаются. Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными данными и выходными, а также выполнять обобщение. Это значит, что в случае успешного обучения сеть сможет вернуть верный результат на основании данных, которые отсутствовали в обучающей выборке, а также неполных и/или «зашумленных», частично искаженных данных.

ИНС представляет собой систему соединенных и взаимодействующих между собой простых процессоров. Такие процессоры обычно довольно просты (особенно в сравнении с процессорами, используемыми в персональных компьютерах). Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые периодически посылает другим процессорам. И, тем не менее, будучи соединенными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием такие по отдельности простые процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи.

Применительно к робототехнике понятие «искусственный интеллект» чаще всего относят к разработкам, цель которых – наделить адаптивных роботов способностями, необходимыми для оптимального использования имеющихся у них средств восприятия.

Эти разработки ведутся в основном в поисках автоматизации решений интеллектуальных задач по следующим направлениям: игры, решение задач, экспертные системы и использование естественного (разговорного) языка. Для своего решения перечисленные задачи нуждаются в соответствующих алгоритмах, т.е. совокупности правил, инструкций и предписаний о выполнении в определенном порядке системы операций для решения любой задачи из некоторого данного класса (множества) задач. Принципиальная возможность автоматизации решения интеллектуальных задач обеспечена свойством алгоритмической универсальности ЭВМ.

Алгоритмическая универсальность ЭВМ означает, что на них можно программно реализовать (представить в виде машинной программы) любые алгоритмы преобразования информации: вычислительные, управления, поиска доказательств теорем, распознавания образов и ситуаций при условии, что они осуществимы в результате конечного числа операций. Благодаря алгоритмической универсальности ЭВМ роботы, содержащие ее в составе СПУ, потенциально способны решать разнообразные интеллектуальные задачи, ранее считавшиеся исключительно прерогативой человека. Доказано существование таких типов задач, для которых невозможен эффективный единый алгоритм, решающий все задачи данного типа. В этом смысле невозможно решение задач такого типа с помощью вычислительных машин или роботов. Алгоритм для решения таких задач либо не существует, либо для их решения требуется вмешательство человека (путем введения дополнительных условий и инструкций).

В настоящее время существует большое количество эффективных алгоритмов и программ обработки баз данных, распознавания образов (тактильных, зрительных, слуховых и других сенсорных ситуаций), формирования понятий, решения логических задач, планирования поведения и т.п. Все эти процессы можно реализовать на вычислительных машинах, а для ряда прикладных задач они уже реализованы [1–2].

Системы искусственного интеллекта в промышленности обеспечивают обработку, пополнение и экспертную оценку баз данных и банков знаний, учет, распределение продукции, проектирование изделий, технологических процессов и производств, планирование производства, программирование действий оборудования и движений роботов, распознавание объектов и ситуаций, моделирование среды, диагностику оборудования и т.п.

Отличительным признаком систем искусственного интеллекта является наличие баз данных и банков знаний, средств интерпретации задач и планирования их решений, а также связанных с ними алгоритмов формирования понятий, распознавания ситуаций и принятия решений.

До последнего времени решение задач планирования производства, программирование роботов и диагностика оборудования в условиях действующего производства считалось прерогативой человека. Однако по мере развития методов и средств искусственного интеллекта появились предпосылки для конструирования автоматических систем, имитирующих соответствующие интеллектуальные функции человека. Эти системы принято называть системами искусственного интеллекта. Техническая реализация таких систем оказалась возможной благодаря появлению в последние годы микро- и мини-ЭВМ, а также быстродействующих микропроцессоров.

В отличие от программных роботов, которые манипулируют деталями и инструментами, СИИ манипулируют знаниями, необходимыми для решения возникающих задач. Тип задачи определяет особенности алгоритма ее решения.

Решение задачи планирования поведением робота, получаемое в результате интеллектуальной деятельности робота, есть план целенаправленных действий, т. е. конечная последовательность операций, при фактическом выполнении которых гарантируется достижение цели. Каждая операция переводит робота в некоторое новое состояние, которое можно назвать очередной подцелью. В процессе поиска плана поведения могут использоваться как информация, поступающая от информационной системы робота, так и ранее накопленные знания и опыт, хранящиеся в базе знаний системы управления.

Таким образом, чтобы решить задачу планирования, необходимо составить хорошо скоординированную, согласованную схему операций (логических, математических, технологических и др.), начинающуюся с наперед заданных условий (предпосылок) и заканчивающуюся достижением цели. Решая такого рода интеллектуальные задачи, система искусственного интеллекта постоянно ищет пути обхода препятствий и достижения заданной цели, пытается выработать какой-то план действий, следуя которому можно достичь этой непосредственно недоступной цели. Умение систем искусственного интеллекта решать интеллектуальные задачи посредством использования имеющихся знаний приобретает путем обучения на опыте и адаптации. Это умение и связанные с ним навыки решения задач в известном смысле гораздо важнее для СИИ, чем информация, хранящаяся в банке знаний, хотя, конечно, без необходимых знаний невозможно найти и решение [3–4].

РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ

ТЕСТИРОВАНИЯ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ СИГМА-ПИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В работе решается задача мониторинга состояния роботов на производственных линиях. В настоящее время существует два варианта решения такой задачи: плановые проверки роботов или присутствие оператора, который все время наблюдает за роботизированной производственной линией. Построенная в работе интеллектуальная система способна решать подобную задачу. Получая информацию с датчиков, расположенных на разных частях или механизмах робота, нейронная сеть может «понимать», работает робототехнический комплекс корректно или нет. В работе используется пять датчиков: датчик температуры, датчик крена, акселерометр, гироскоп и вольтметр. Интеллектуализация системы достигается с использованием нейронных сетей сигма-пи структуры.

Обобщение положительных свойств многослойных перцептронов и радиально-базисных сетей обеспечивают сигма-пи нейронные сети. Они организованы из двух слоев нейронов, причем нейроны скрытого слоя имеют нелинейные функции активации двух типов (сигмоидальные и радиально-базисные). Выходной слой осуществляет линейную комбинацию выходных сигналов нейронов скрытого слоя. Хотя подобная архитектура позволяет сигма-пи нейронной сети аппроксимировать практически любые функции, на практике это свойство реализовано в отношении систем $R^n \rightarrow R^1$.

Основным преимуществом сигма-пи нейронных сетей является то, что такие сети обучаются за один проход обучающей выборки, при этом не требуется большой объем этой выборки. Единственным условием для корректного обучения является то, что обучающая выборка должна быть определенным образом структурирована перед началом обучения. Эти преимущества сигма-пи нейронных сетей дают возможность быстрого и качественного обучения, что в свою очередь сокращает затраты машинного времени на обучение такой системы.

$\Sigma\Pi$ -нейрон как раз представляет алгебраическую модель нейрона, отражающую процессы обработки информации в аксо-дендритной системе нейрона, которая обладает лучшими способностями по аппроксимации зависимостей.

Один $\Sigma\Pi$ -нейрон в своем классическом варианте имеет полилинейную функцию суммарного сигнала [5]

$$y = out(\theta + \sum w_k \prod x_i), \quad i_k \subseteq \{1, \dots, n\}$$

и способен представлять произвольные булевы функции.

На основании модели алгебраического $\Sigma\Pi$ -нейрона были разработаны прямые комбинаторно-алгебраические процедуры построения $\Sigma\Pi$ -нейронов по обучающей последовательности примеров [6]. За один проход предварительно упорядоченной обучающей последовательности примеров строится $\Sigma\Pi$ -нейрон, корректно функционирующий на ней. Применяя несложную процедуру минимизации рангов мультипликативных слагаемых в процессе обучения, строится множество таких нейронов.

Обучить логико-арифметический $\Sigma\Pi$ -нейрон представлять логическую функцию очень просто. Пусть задана непротиворечивая таблица истинности $T = \{(y_k, x_k)\}$, $k = 1, 2, \dots, N$:

y	x_1	...	x_n
y_1	x_{11}	...	x_{1n}
...
y_N	x_{N1}	...	x_{Nn}

где

$$y_k \in \{0, 1\}, \\ x_k \in \{0, 1\}^n$$

Перед обучением ее строки упорядочиваются в порядке возрастания значения суммы $|x| = x_1 + \dots + x_n$ (количество «единиц» в x).

В процессе обучения строится последовательность логико-арифметических $\Sigma\Pi$ -нейронов $\{spn_k(x)\}$. Процесс построения рекуррентный:

- 1) вначале $sp_0(x) = \theta$,
- 2) на k -м шаге $sp_k(x) = sp_{k-1}(x) + w_k \prod x_i$,

где $i_k^0 = \{i: x_{ki} = 1\}$. Вес w_k находится следующим образом:

$$w_k = \begin{cases} s_k - sp_{k-1}(x_k), & \text{если } spn_{k-1}(x_k) \neq y_k \\ 0, & \text{если } spn_{k-1}(x_k) = y_k, \end{cases}$$

где s_k – произвольное значение, такое, что $out(s_k) = y_k$. Например, если out – пороговая функция, то можно получить $s_k = y_k - 1$ или $s_k = 2y_k - 1$.

После N шагов искомый логико-арифметический $\Sigma\Pi$ -нейрон построен. Этот очень простой алгоритм обучения в случае, когда out – пороговая функция, был первоначально предложен в [7].

В качестве иллюстрации работы сигма-пи нейронной сети мы можем расписать пример на основе 5 входных данных, то есть данных с 5 датчиков, нормированных по принципу «сигнал есть» или «сигнала нет». В данном примере для построения сигма-пи нейронной сети нам известно пять вариантов состояния системы при определенных входах. Такого объема информации достаточно для построения сигма-пи нейронной сети, корректно функционирующей и диагностирующей состояние робототехнической системы, оснащенной пятью датчиками.

Пример построения $\Sigma\Pi$ -нейрона.

Обучающая таблица

k	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	1	1	1	1	0	0
2	0	0	1	1	1	0
3	1	0	0	1	1	1
4	0	1	0	0	1	1
5	1	1	1	0	0	1

Вначале $sp_0(x) = 0$.

Шаг 1. $y_1 = 1, x_1 = (1,1,1,0,0), sp_0(x) = 0$.

$$sp_0(x_1) = 0, spn_0(x_1) = 1 \Rightarrow sp_1(x) = sp_0(x) = 0.$$

$$sp_1(x) = 0.$$

Шаг 2. $y_2 = 0, x_1 = (0,1,1,1,0), sp_1(x) = 0$.

$$sp_1(x_2) = 0, spn_1(x_2) = 1 \Rightarrow sp_2(x) = sp_1(x) + w_2x_2x_3x_4.$$

$$w_2 = -1 - sp_1(x_2) = -1.$$

$$sp_2(x) = -x_2x_3x_4.$$

Шаг 3. $y_3 = 1, x_3 = (0,0,1,1,1), sp_2(x) = -x_2x_3x_4$.

$$spn_2(x_3) = 1, \Rightarrow sp_3(x) = sp_2(x).$$

$$sp_3(x) = -x_2x_3x_4.$$

Шаг 4. $y_4 = 0, x_4 = (1,0,0,1,1), sp_3(x) = -x_2x_3x_4$.

$$sp_3(x_4) = 0, spn_3(x_4) = 1 \Rightarrow sp_4(x) = sp_3(x) + w_4x_1x_4x_5.$$

$$w_4 = -1 - sp_3(x_4) = -1.$$

$$sp_4(x) = -x_2x_3x_4 - x_1x_4x_5.$$

Шаг 5. $y_5 = 1, x_5 = (1,1,0,0,1), sp_4(x) = -x_2x_3x_4 - x_1x_4x_5$.

$$sp_4(x_5) = 0, spn_4(x_5) = 1 \Rightarrow sp_5(x) = sp_4(x).$$

$$sp_5(x) = -x_2x_3x_4 - x_1x_4x_5.$$

Результат. $spn(x) = h(-x_2x_3x_4 - x_1x_4x_5)$.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Данный алгоритм можно распространить на системы с любым количеством датчиков и соответственно объемом входной информации, и он будет работать. Самое большое преимущество подобной нейронной сети заключается в том, что для ее построения не требуется больших объемов обучающей выборки и огромного количества прогонов этой вы-

борки через нейронную сеть. Сигма-пи нейронная сеть строится за один проход всей обучающей выборки. Единственное требование – обучающая выборка должна быть заранее упорядочена. Но в задачах управления и тестирования зачастую обучение не состоит из огромного количества данных и производится по принципу «от простого к сложному», что прекрасно подходит для сигма-пи нейронных сетей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Белянин П.Р.* Промышленные роботы и их приложения. Робототехника для машиностроения. Москва: Машиностроение, 1983. 311 с.
2. *Бобцов А.А., Бойков В.И., Быстров С.В., Григорьев В.И.* Актуаторы и системы для микродвижений. Санкт-Петербург: ИТМО, 2011. 131 с.
3. *Цыпкин Я.З.* Адаптация и обучение в автоматических системах. Москва: Наука, 1968. 400 с.
4. *Попов Е.П.* Робототехника и гибкие производственные системы. Москва: Наука, 1987. 192 с.
5. Автоматизация, робототехника и гибкие производственные системы для кузнечно-штамповочного производства / К.И. Васильев, А. Смирнов, Е. Сосенушкин и др.: учебник для вузов. Оскол: Издательство ТНТ, 2009. 484 с.
6. *Михайлова А.С., Курушин А.С.* Применение нейронных сетей в адаптивной робототехнике // Сборник статей XXVIII международной научно-практической конференции. Москва, 2020. С. 77–80.
7. *Лютикова Л.А., Тимофеев А.В., Сгурев В.В., Йоцов В.И.* Разработка и применение многозначных логик и сетевых потоков в интеллектуальных системах // Труды СПИИРАН, 2005. № 2. С. 114–126.
8. *Тимофеев А.В., Косовская Т.М.* Нейросетевые методы логического описания и распознавания сложных образов // Труды СПИИРАН. 2013. № 27. С. 144–155.

Информация об авторе

Жилов Руслан Альбердович, мл. науч. сотр. отдела «Нейроинформатика и машинное обучение», Институт прикладной математики и автоматизации – филиал Кабардино-Балкарского научного центра РАН;

360000, Россия, Нальчик, ул. Шортанова, 89 А;

zhilov91@gmail.com, _ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3552-4854>

REFERENCES

1. Belyanin P.R. *Promyshlennyye roboty i ikh prilozheniya. Robototekhnika dlya mashinostroyeniya* [Industrial robots and their applications. Robotics for mechanical engineering]. Moscow: Mashinostroyeniye, 1983. 311 p. (In Russian)
2. Bobtsov A.A., Boykov V.I., Bystrov S.V., Grigoriev V.I. *Aktuatory i sistemy dlya mikrodvizheniy* [Actuators and systems for micromovements]. Saint Petersburg: ITMO, 2011. 131 p. (In Russian)
3. Tsypkin Ya.Z. *Adaptatsiya i obucheniye v avtomaticheskikh sistemakh* [Adaptation and training in automatic systems]. Moscow: Nauka, 1968. 400 p. (In Russian)
4. Popov E.P. *Robototekhnika i gibkiye proizvodstvennyye sistemy* [Robotics and flexible production systems]. Moscow: Nauka, 1987. 192 p. (In Russian)
5. *Avtomatizatsiya, robototekhnika i gibkiye proizvodstvennyye sistemy dlya kuznechno-shtampovochного proizvodstva* [Automation, robotics and flexible production systems for forg-

ing and stamping production] / K.I. Vasiliev, A.M. Smirnov, E.N. Sosenushkin and others: Textbook for universities. Oskol: Izdatel'stvo TNT, 2009. 484 p. (In Russian)

6. Mikhailova A.S., Kurushin A.S. Application of neural networks in adaptive robotics. *Sbornik statey XXVIII mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Collection of articles of the XXVIII international scientific and practical conference]. Moscow, 2020. Pp. 77–80. (In Russian)

7. Lyutikova L.A., Timofeev A.V., Sgurev V.V., Yotsov V.I. Development and application of multivalued logics and network flows in intelligent systems. *Trudy SPIIRAN* [Proceedings of SPIIRAS]. 2005. No 2. Pp. 114–126. (In Russian)

8. Timofeev A.V., Kosovskaya T.M. Neural network methods of logical description and recognition of complex patterns. *Trudy SPIIRAN* [Proceedings of SPIIRAS]. 2013. No 27. Pp. 144–155. (In Russian)

MSC 68T07

Original article

INTELLIGENT SYSTEM FOR TESTING ROBOTIC COMPLEXES USING SIGMA-PI NEURAL NETWORKS

R.A. ZHILOV

Institute of Applied Mathematics and Automation –
branch of Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences
360000, Russia, Nalchik, 89 A Shortanov street

Abstract. The paper considers the problem of developing an intelligent testing system for robotic systems based on sigma-pi neural networks. On production lines where industrial robots are used, the task of testing them for performance is urgent. There are two main ways to solve this problem: routine checks of robotic systems or constant observation of the operator at the robotic line. This paper presents an intelligent system built on the basis of sigma-pi neural networks, which will be able to solve a similar problem using readings from sensors located at different nodes of the robot. A neural network trained according to the algorithm considered in the work can continuously monitor the state of robots on the production line and make a decision to stop the line in case of suspicion of a breakdown. As an example of the operation of a sigma-pi neural network in this work, an example is provided based on 5 input data, that is, data from 5 sensors, normalized according to the principle "there is a signal" or "there is no signal".

Keywords: sigma-pi neural networks, control problem, intelligent testing, robotic systems, neurocontrol

The article was submitted 28.10.2021

Accepted for publication 12.11.2021

For citation. Zhilov R.A. Intelligent system for testing robotic complexes using sigma-pi neural networks. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS.* 2021. No. 6 (104). Pp. 43–49. DOI: 10.35330/1991-6639-2021-6-104-43-49

Information about the author

Zhilov Ruslan Alberdovich, Junior Researcher, of the Department of Neuroinformatics and Machine Learning, Institute of Applied Mathematics and Automation – branch of Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

360000, Russia, Nalchik, 89 A Shortanov street;

zhilov91@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3552-4854>