

МЕТОДИКА ДИАГНОСТИКИ РОБОТОТЕХНИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА ПРИ ПОМОЩИ ЛОГИЧЕСКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Д.П. ДИМИТРИЧЕНКО

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

Аннотация. Интеллектуальный метод диагностики состояния робототехнического комплекса как сложной системы, состоящей из множества активно взаимодействующих подсистем, должен не только располагать набором установленных на практике логических правил, но и обладать способностью к обобщению и классификации входной информации, т. е. выявлять неявные (скрытые) закономерности. Предъявляемым к системе диагностики требованиям отвечает логическая нейронная сеть. Основой для ее структуры является переменнзначная логическая функция. В настоящей работе предложен метод формирования структуры логической нейронной сети, соответствующей качествам переменнзначных логических функций. Такая логическая нейронная сеть обладает рядом дополнительных свойств, необходимых при решении задач диагностики и распознавания образов.

Ключевые слова: робототехнический комплекс, интеллектуальная диагностическая система, логическое кодирование свойств объектов, правило продукции, логические вычисления, нейросетевой подход, нечеткое логическое высказывание

Статья поступила в редакцию 28.10.2021

Принята к публикации 10.11.2021

Для цитирования. Димитриченко Д.П. Методика диагностики робототехнического комплекса при помощи логических нейронных сетей // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2021. № 6 (104). С. 35–42. DOI: 10.35330/1991-6639-2021-6-104-35-42

ВВЕДЕНИЕ

Основные достоинства производственных линий, построенных на основе робототехнических комплексов (РТК) [1–4], связаны с возможностью их оперативной переналадки под текущие требования, со структурной модульностью (взаимозаменяемостью) и широким диапазоном возможностей по перестройке на новую номенклатуру продукции. Дополнительную гибкость автоматизированным производственным линиям придает возрастающая доля программной обработки входной информации, что является следствием повышения сложности РТК и, следовательно, возрастание роли средств интеллектуальной обработки данных. Именно такие программные (программно-аппаратные) подсистемы вносят в повышение адаптивности РТК наибольший вклад [5–7]. Такие средства позволяют расширить (и расширять в перспективе) функциональный набор реакций в широком диапазоне внешних (эксплуатационных) условий:

- различные уровни освещенности;
- интенсивность шума или вибраций;
- различные конфигурации расположения деталей;
- чувствительность к износу рабочих инструментов или внутренних приводов.

Вышеперечисленные ситуации нуждаются в интеллектуальной системе диагностики, способной не только оптимально реагировать на изменения текущей обстановки, но и при необходимости пополнять исходный набор правил новыми решениями (реакциями).

Дополнительные требования к такой диагностической системе предъявляет тенденция к количественному и структурному усложнению РТК.

В большинстве случаев в состав РТК входят как стационарные (выполняющие определенный набор операций в ограниченном объеме пространства), так и мобильные роботы различного назначения. На их основе строятся транспортные, диагностические и пр. подсистемы.

Техническая диагностика сложных робототехнических систем сама по себе является сложной задачей по интеллектуальной обработке данных, поступающих как с самого низкого уровня от первичных датчиков, так и от подсистем среднего уровня, когда первопричина ошибки не всегда может быть определена однозначным образом.

Несмотря на разнообразие внешних ситуаций и соответствующих им оптимальных реакций, множество правил можно разбить на классы по схожести реакций и дополнительно по близости входной информации для классов реакций.

Совокупность входных информационных паттернов и соответствующих им оптимальных решений удобно представить в логической форме в виде продукционных (импликативных) правил. Тогда множество таких пар, в которых из конкретного информационного паттерна следует соответствующее ему оптимальное решение и представляющих собой исходную систему продукционных правил, образует исходную обучающую выборку (ОВ).

Заметим, что такая система первоначальных оптимальных правил может быть сформирована либо при помощи экспертов, либо в процессе выполнения процедур адаптации, выполняемых на основе выявленных опытным путем эвристик.

Полученная таким образом система оптимальных продукционных правил вместе с алгоритмом их поиска по исходной ОВ должна отвечать следующим требованиям:

- 1) иметь прозрачную, легко интерпретируемую форму ответа;
- 2) пользоваться достаточно простой процедурой вычисления;
- 3) располагать логически непротиворечивым методом пополнения исходной системы правил новыми, неизвестными на момент формирования базовой ОВ продукционными правилами.

Перечисленным требованиям отвечают системы переменных логических функций [8], которые производят логическую минимизацию исходной ОВ, проводят логическое разбиение совокупности продукционных правил на классы и позволяют отыскивать те объекты (оптимальные решения), которые наиболее полно соответствуют исходным условиям [9].

ОБЩАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Пусть задана система продукционных правил, образующих ОВ. При помощи операции конъюнкции эти правила объединяются в одно сложное высказывание так, чтобы при вычислении его значения в результате остались правила, соответствующие текущему запросу X .

В логической форме такая система правил продукции запишется в следующем виде [9]:

(Конъюнкция признаков₁ \rightarrow Объект₁),

(Конъюнкция признаков₂ \rightarrow Объект₂),

...

(Конъюнкция признаков_m \rightarrow Объект_m).

При помощи применения операции обобщенного отрицания [9] к каждому из m правил продукции, его преобразования из импликативной в дизъюнктивную форму и выполнения логических операций производится упрощение (минимизация) совокупности из m продукционных правил, связанных операцией конъюнкции. При этом происходит логическое разбиение исходных объектов на классы. Таким образом, результирующая переменная функция представляет собой минимизированную базу знаний исходной предметной области W с разбиением объектов на классы [9].

В результате построения переменнзначной логической функции выявляются все возможные классы объектов, которые могут образоваться на основе исходной ОВ.

Переменнзначная логическая функция $F(X, W)$ является эффективным классификатором объектов по совокупности их характеристик, т.е. значений соответствующих предикатов, кодирующих эти характеристики. Наличие всех возможных подклассов объектов позволяет в качестве результата вычисления переменнзначной логической функции $F(X, W)$ получать дизъюнкцию только тех подклассов, значения предикатов у которых равны единице. Это будут предикаты, являющиеся текущими значениями аргумента самой функции. Таким образом, можно сформулировать ряд следствий:

1. Если значения аргументов полностью соответствуют какому-либо подклассу, то этот подкласс обязательно будет присутствовать в результирующей дизъюнкции.

2. В результирующей дизъюнкции также будут присутствовать все порождающие этот подкласс подклассы.

3. Объекты, лучше всего отвечающие аргументу функции (по всем предикатам), будут присутствовать в множестве найденных подклассов.

В итоге для отыскания объекта (или группы объектов) достаточно к результирующей дизъюнкции применить процедуру частотного анализа. Так как во всех найденных подклассах предикаты равны единице, то результирующая дизъюнкция представляет собой группы объектов, составляющие найденные подклассы.

При этом точное решение (или ситуативно ближайшее к нему) обязательно будет иметь наибольший вес по частоте присутствия в полученном результирующем ответе.

ЛОГИЧЕСКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

В настоящее время нейросетевой подход хорошо зарекомендовал себя в качестве традиционного метода при решении задач классификации, диагностики и распознавания образов [11–13]. Установлена тесная связь нейронных сетей с нечеткими классификаторами [13]. Повышение требований к системам управления и диагностики робототехнических комплексов привело к появлению специальных типов нейронных сетей, позволяющих решать интеллектуальные задачи в слабо формализуемых областях знаний, когда информация о состоянии окружающей среды является нечеткой и неполной [14–15].

В связи с этим особую актуальность приобретают логические методы обработки информации, включающие преимущества применения логических нейронных сетей.

Процесс построения логической нейронной сети включает следующие шаги [16]:

1. Все совокупности входных сигналов формализуются в виде значений логических переменных.

2. Формируется система правил продукции, связывающих конкретные совокупности сигналов, поступающих на входной слой, и формируемые на выходном слое требуемые решения.

3. Все сформированные на начальном этапе построения правила продукции объединяются в параллельно функционирующую логическую систему.

4. Операции дизъюнкции и конъюнкции (к которым также сводится импликация) заменяются на специальные нейроны: конъюнкторы и дизъюнкторы.

Примеры применения логических нейронных сетей можно найти в [16–17].

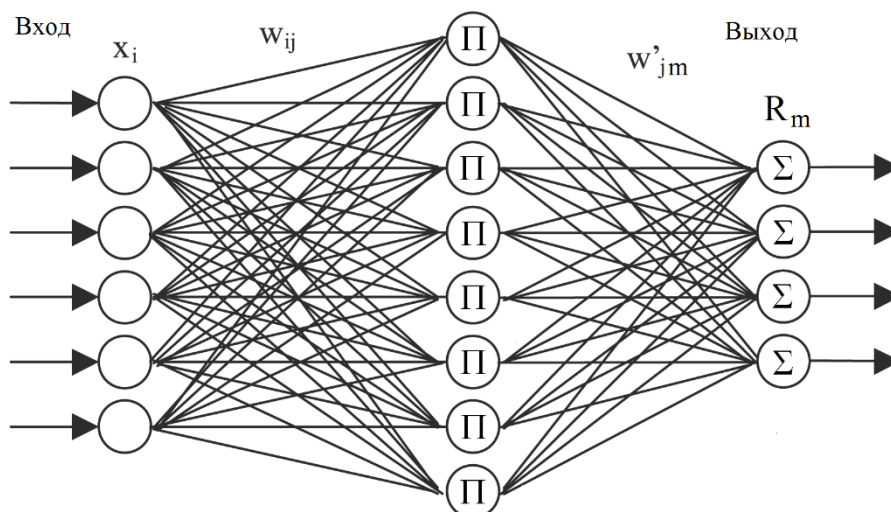
При помощи операции импликации правила продукции в компактной форме записываются в следующем виде:

Совокупность сигналов₁ → Решение₁,

Совокупность сигналов₂ → Решение₂,

...

Совокупность сигналов_m → Решение_m.



Логические операции при этом заменяются нейронами: конъюнкторами и дизъюнкторами.

Веса нейрона конъюнктора выбираются настолько небольшими, но положительными и равными по значению, чтобы гарантировать переход такого нейрона в значение «один» при условии наличия единиц на всех его входах для того, чтобы соответствовать определению операции конъюнкции. Веса нейрона дизъюнктора устанавливаются положительными таким образом, чтобы соответствовать определению операции дизъюнкции. Этим двух типов нейронов достаточно, так как любое сложное логическое высказывание сводимо либо к дизъюнктивной нормальной, либо к конъюнктивной нормальной форме. Для этого достаточно в исходном выражении выполнить операцию обобщенного отрицания [9], далее все операции конъюнкции заменить конъюнкторами и операции дизъюнкции заменить дизъюнкторами. Такое преобразование производится с учетом иерархии аргументов логического выражения, скобочных выражений и порядка вычисления.

СЛУЧАЙ ПЕРЕМЕННОЗНАЧНЫХ ПРЕДИКАТОВ

Обобщением двузначных предикатов является переход к конечнозначным предикатам. Приведение случая конечнозначных предикатов к двузначному случаю (действиями в двузначной логике) рассмотрено в [18].

Целесообразность применения переменнзначных предикатов вытекает из того факта, что адекватное описание различных признаков объектов требует предикатов различных значностей. Для кодирования факта присутствия или отсутствия у определяемого объекта какого-либо свойства (или структурного компонента) достаточно двузначного предиката. Например, для мобильного робота двузначный предикат может характеризовать состояние возможности свободного движения по маршруту «Путь впереди свободен?» = «Да» / «Нет».

Трехзначный предикат удобен, когда речь идет о различных степенях присутствия у объекта некоторого признака: «Нет», «Частично», «Присутствует». Трехзначный предикат, например, будет удобен при диагностике рабочей температуры: «Низкая», «Средняя», «Высокая». При необходимости аналогичным образом применяются предикаты других (больших чем 2 или 3) значностей.

Доказана следующая теорема [19]:

Теорема. Всякая переменнзначная логическая функция $F(X, W)$ представима в виде логической нейронной сети, совокупность логических связей в которой взаимно однозначно определяется структурой продукционных дизъюнктов.

Теорема доказана при помощи конструктивного метода доказательства.

При этом производятся следующие обобщения:

1. Входной (рецепторный) слой – это совокупность предикатов x_j значности k_j : $j=1, \dots, n$.
2. Скрытый слой включает в себя конъюнкторы, соответствующие выявленным подклассам.
3. Выходным слоем является совокупность объектов $W=w_1, \dots, w_m$.

Так как все нейроны функционируют независимо друг от друга, то окончательный результат их совместного срабатывания представляет собой в точности результат вычисления процедуры частотного анализа для исходной переменнзначной логической функции.

Если в процессе функционирования логической нейронной сети пополнения исходной системы правил продукции не требуется, то такая нейронная сеть может быть ограничена совокупностью продукционных нейронов. Наличие пустых подклассов в ответе сообщает о его неполноте. Сигналы поступают на сенсоры, но обрабатываются не полностью. Индикация количества свободных знаний позволит эксперту (или заданной процедуре) начать процесс добавления новых продукционных правил [19]. С другой стороны, присутствие в логической нейронной сети нейронов, соответствующих свободным знаниям, позволяет корректным образом изменять веса и образовывать новые нейроны в случае добавления новых правил продукции.

Функционирование логической нейронной сети эквивалентно применению следующей формулы: $W^*=F(X^*, W)$ [20].

Применение нейросетевого подхода позволяет распространить полученный результат на случай нечеткозначных предикатов, когда, например, показания датчика (или оценка текущей ситуации) являются результатом вычисления нечеткозначной функции, моделирующей поступление неточных или зашумленных данных [21]. Это обстоятельство приобретает большое значение при технической диагностике сложных систем, например РТК, и отказах входящего в его состав оборудования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Переменнзначные логические функции позволяют производить эффективную обработку данных в слабо формализуемых областях знаний в условиях неполной информации об объектах исследуемой предметной области. В своей структуре эти функции содержат все возможные подклассы объектов, являясь таким образом логическим классификатором. Нахождение значения полученной функции при заданных значениях аргументов – переменнзначных предикатов, характеризующих свойства объектов, позволяет отыскать все подклассы от максимально соответствующих совокупности значений аргументов до самых широких подклассов по единственному аргументу. Такое свойство ассоциативности (близости) позволяет находить ассоциативно близкие подклассы объектов распознавания, производить диагностику сходных ситуаций, ранжировать их по степени близости. Дополнительную гибкость такой обработке данных придает построение логических нейронных сетей, позволяющих распространить преимущества предлагаемого подхода на случай нечетких или зашумленных данных, что очень важно при технической диагностике сложных систем.

Методика применения изложенного подхода для диагностики РТК состоит в следующем:

1. В рассматриваемом РТК выявить параметры, информативно значимые для процесса технической диагностики.
2. Каждому из выявленных параметров сопоставить в соответствие предикат актуальной значности.
3. Формализованным таким образом наборам состояний сопоставить необходимые действия (или команды) системы управления РТК.

4. Полученный результат при помощи логических операций сформулировать в виде системы продукционных правил, подготовив тем самым ОВ.
5. По исходной ОВ получить переменнзначную логическую функцию.
6. Сформировать соответствующую логическую нейронную сеть.
7. В случае возникновения сигнала от совокупности классов свободных знаний дообучать полученную нейронную сеть в процессе ее эксплуатации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Тимофеев А.В. Адаптивные робототехнические комплексы. Ленинград: Машиностроение, 1988. 332 с.
2. Шахинпур М. Курс робототехники. Москва: Мир, 1990. 527 с.
3. Юревич Е.И. Управление роботами и робототехническими системами: учебное пособие. Санкт-Петербург: СПбГТУ, 2000. 252 с.
4. Зенкевич С.Л., Ющенко А.С. Основы управления манипуляционными роботами. Москва: МГТУ, 2004. 480 с.
5. Воротников С.А. Информационные устройства робототехнических систем: учебное пособие. Москва: МГТУ, 2005. 384 с.
6. Каляев И.А., Лохин В.М., Макаров И.М., Юревич Е.И. Интеллектуальные роботы: учебное пособие. Москва: Машиностроение, 2007. 360 с.
7. Афонин В.Л., Макушкин В.А. Интеллектуальные робототехнические системы: учебное пособие. Москва: ИНТУИТ, 2017. 208 с.
8. Лютикова Л.А., Тимофеев А.В., Сгурев В.В., Йоцов В.И. Развитие и применение многозначных логик и сетевых потоков в интеллектуальных системах // Труды СПИИРАН. 2005. Вып. 2. С. 114–126.
9. Лютикова Л.А. Моделирование и минимизация баз знаний в терминах многозначной логики предикатов. Препринт. Нальчик, 2006. 33 с.
10. Закревский А.Д. Логика распознавания. Москва: Наука, 2003. 144 с.
11. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., перевод с англ. Москва: Вильямс, 2006. 1104 с.
12. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996. 276 с.
13. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. Москва: Горячая линия – Телеком, 2004. 452 с.
14. Шибзухов З.М. Конструктивные методы обучения нейронных сетей. Москва: Наука, 2006. 159 с.
15. Тимофеев А.В., Косовская Т.М. Нейросетевые методы логического описания и распознавания сложных образов // Труды СПИИРАН. 2013. Вып. 27. С. 144–155.
16. Барский А.Б. Логические нейронные сети. Москва: ИНТУИТ; БИНОМ, 2007. 352 с.
17. Фридман О.В. Логические нейронные сети: методы автоматического построения, редукции, извлечение правил // Труды Кольского научного центра РАН. 2019. Т. 10. № 99. С. 97–108.
18. Горбатов В.А. Фундаментальные основы дискретной математики. Информационная математика. Москва: Наука, 2000. 544 с.
19. Димитриченко Д.П. Использование нейронных сетей для повышения эффективности переменнзначных логических функций // Вестник ИрГТУ. 2015. №10 (105). С. 12–16.
20. Димитриченко Д.П. Применение переменнзначных логических функций и нейронных сетей в системах принятия решений // Вестник КРАУНЦ. Физ.-мат. науки. 2016. № 4-1(16). С. 93–100.

21. Димитриченко Д.П., Жилов Р.А. Применение нейросетевого подхода к задачам логической обработки данных и построение интеллектуальных систем принятия решений // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2018. Т. 6. № 2(20). С. 249–261.

Информация об авторе

Димитриченко Дмитрий Петрович, канд. техн. наук, ст. 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;
dimdp@rambler.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2399-3538>

REFERENCES

1. Timofeev A.V. *Adaptivnyye robototekhnicheskiye komplekсы* [Adaptive robotic systems]. Leningrad: Mashinostroyeniye, 1988. 332 p. (In Russian)
2. Shahinpur M. *Kurs robototekhniki* [Course of Robotics]. Moscow: Mir, 1990. 527 p. (In Russian)
3. Yurevich E.I. *Upravleniye robotami i robototekhnicheskimi sistemami: uchebnoye posobiye* [Control of robots and robotic systems: a tutorial]. Saint-Petersburg: SPBSTU, 2000. 252 p. (In Russian)
4. Zenkevich S.L., Yushchenko A.S. *Osnovy upravleniya manipulyatsionnymi robotami* [Fundamentals of manipulation robots control]. Moscow: MSTU, 2004. 480 p. (In Russian)
5. Vorotnikov S.A. *Informatsionnyye ustroystva robototekhnicheskikh sistem: uchebnoye posobiye* [Information devices of robotic systems: a tutorial]. Moscow: MSTU, 2005. 384 p. (In Russian)
6. Kalyaev I.A., Lokhin V.M., Makarov I.M., Yurevich E.I. *Intellektual'nyye roboty: uchebnoye posobiye* [Intelligent robots: a tutorial]. Moscow: Mashinostroyeniye, 2007. 360 p. (In Russian)
7. Afonin V.L., Makushkin V.A. *Intellektual'nyye robototekhnicheskiye sistemy: uchebnoye posobiye* [Intelligent robotic systems: study guide]. Moscow: INTUIT, 2017. 208 p. (In Russian)
8. Lyutikova L.A., Timofeev A.V., Sgurev V.V., Yotsov V.I. Development and application of multi-valued logics and network flows in intelligent systems. *Trudy SPIIRAN* [Proceedings of SPIIRAS]. 2005. Vol. 2. Pp. 114–126. (In Russian)
9. Lyutikova L.A. *Modelirovaniye i minimizatsiya baz znaniy v terminakh mnogoznachnoy logiki predikatov* [Modeling and minimizing knowledge bases in terms of multivalued predicate logic]. Preprint. Nal'chik, 2006. 33 p. (In Russian)
10. Zakrevsky A.D. *Logika raspoznavaniya* [Recognition logic]. Moscow: Nauka, 2003. 144 p. (In Russian)
11. Khaikin S. *Neyronnyye seti: polnyy kurs, 2-ye izd., perevod s angl.* [Neural networks: a complete course, 2nd ed., translated from English]. Moscow: Vilyams, 2006. 1104 p. (In Russian)
12. Gorban A.N., Rossiev D.A. *Neyronnyye seti na personal'nom komp'yutere* [Neural networks on a personal computer]. Novosibirsk: Nauka, 1996. 276 p. (In Russian)
13. Rutkovskaya D., Pilinsky M., Rutkovsky L. *Neyronnyye seti, geneticheskiye algoritmy i nehotkiye sistemy* [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems]. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2004. 452 p. (In Russian)
14. Shibzukhov Z.M. *Konstruktivnyye metody obucheniya neyronnykh setey* [Constructive methods for training neural networks]. Moscow: Nauka, 2006. 159 p. (In Russian)
15. Timofeev A.V., Kosovskaya T.M. Neural network methods of logical description and recognition of complex images. *Trudy SPIIRAN* [Proceedings of SPIIRAS]. 2013. Issue. 27. Pp. 144–155. (In Russian)
16. Barsky A.B. *Logicheskiye neyronnyye seti* [Logical neural networks]. Moscow: INTUIT; BINOM, 2007. 352 p. (In Russian)

17. Fridman O.V. Logical neural networks: methods of automatic design, reduction, extraction of rules. *Trudy Kol'skogo nauchnogo tsentra RAN* [Proceedings of the Kola Scientific Center of the Russian Academy of Sciences]. 2019. Vol. 10. No. 99. Pp. 97–108. (In Russian)

18. Gorbатов V.A. *Fundamental'nyye osnovy diskretnoy matematiki. Informatsionnaya matematika* [Fundamentals of discrete mathematics. Information mathematics]. Moscow: Nauka, 2000. 544 p. (In Russian)

19. Dimitrichenko D.P. The use of neural networks to improve the efficiency of variable-valued logical functions. *Vestnik IrGTU* [Bulletin of ISTU]. 2015. No. 10 (105). Pp. 12–16. (In Russian)

20. Dimitrichenko D.P. Application of variable-valued logical functions and neural networks in decision-making systems. *Vestnik KRAUNTS. Fiz.-mat. nauki* [Bulletin of Kamchatka Regional Association Scientific-Educational Center (KRASEC). Physical-math. Sciences]. 2016. No. 4–1 (16). Pp. 93–100. (In Russian)

21. Dimitrichenko D.P., Zhilov R.A. Application of a neural network approach to problems of logical data processing and the construction of intelligent decision-making systems. *Modelirovaniye, optimizatsiya i informatsionnyye tekhnologii* [Modeling, optimization and information technologies]. 2018. Vol. 6. No. 2 (20). Pp. 249–261. (In Russian)

MSC 68T27

Original article

DIAGNOSTIC TECHNIQUE FOR A ROBOTIC COMPLEX USING LOGICAL NEURAL NETWORKS

D.P. DIMITRICHENKO

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. An intelligent method for diagnosing the state of a robotic complex, as a complex system consisting of many active interacting subsystems, should have not only a set of logical rules established on the basis of practice, but also have the ability to generalize and classify input information, that is, to identify implicit (hidden) patterns. The logical neural network meets the requirements for the diagnostic system. The basis for its structure is a variable-valued logical function. In this work, a method for the formation of a structure of logic neural network, corresponding to the qualities of variable-valued logical functions is proposed. Such a logical neural network has additional properties necessary for solving problems of diagnostics and pattern recognition.

Keywords: robotic complex, intelligent diagnostic system, logical coding of object properties, production rule, logical calculations, neural network approach, fuzzy logical statement

The article was submitted 28.10.2021

Accepted for publication 10.11.2021

For citation. Dimitrichenko D.P. Diagnostic technique for a robotic complex using logical neural networks. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2021. No. 6 (104). Pp. 35–42. DOI: 10.35330/1991-6639-2021-6-104-35-42

Information about the author

Dimitrichenko Dmitry Petrovich, Candidate of Technical Sciences, Senior Researcher, of Neuroinformatics and Machine Learning Department, 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;
dimdp@rambler.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2399-3538>