

УДК (UDC) 621.86

СИНТЕЗ СТРУКТУРНЫХ СХЕМ ПРИВОДОВ БАРАБАНЫХ МЕХАНИЗМОВ
ПОДЪЕМНО-ТРАНСПОРТНЫХ МАШИН НА ОСНОВЕ АРХИТЕКТУРЫ
НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯSYNTHESIS OF STRUCTURAL DIAGRAMS FOR DRUM DRIVES OF HOISTING
AND TRANSPORT MACHINES BASED ON A FEED FORWARD
NEURAL NETWORK ARCHITECTUREГончаров К.А.
Goncharov K.A.Российский университет транспорта (Москва, Россия)
Russian University of Transport (Moscow, Russian Federation)

Аннотация. Синтез структурных схем приводов является, как правило, одномерной (узконаправленной) задачей, традиционно решаемой в отношении конкретных конструкций механизмов подъемно-транспортных машин. В настоящей статье предложен алгоритм синтеза структурных схем приводов барабанных механизмов на основе архитектуры нейронной сети прямого распространения, позволяющий реализовать синтез обобщенного привода механизма в условиях дифференциации объекта проектирования, то есть использовать единый алгоритм синтеза для барабанных механизмов различных подъемно-транспортных машин (лифтов, подъемников, стреловых самоходных кранов, мостовых кранов, ленточных конвейеров и т.п.). Архитектура предлагаемой нейронной сети предполагает обучение с учителем, базирующееся на регулировании весовых коэффициентов связей между соответствующими нейронами, с разделением данных на наборы для обучения, валидации и тестирования. В структуру каждого нейрона встраивается обособленный генетический алгоритм синтеза структурной схемы привода барабанного механизма конкретного подвида подъемно-транспортных машин.

Ключевые слова: подъемно-транспортные машины, синтез, структурная схема механизма, генетический алгоритм, нейронная сеть.

Дата получения статьи: 09.01.2026
Дата принятия к публикации: 09.03.2026
Дата публикации: 25.03.2026

Сведения об авторе:

Гончаров Кирилл Александрович – доктор технических наук, доцент, профессор кафедры «Наземные транспортно-технологические средства», Российский университет транспорта
e-mail: goncharov bgu@mail.ru.
ORCID: 0000-0002-5895-1162

Abstract. Synthesizing drive structural diagrams is typically a one-dimensional (narrowly focused) problem, traditionally solved for specific designs of lifting-and-transport machine mechanisms. This article proposes an algorithm for synthesizing drum mechanism drive structural diagrams based on a feed forward neural network architecture. This algorithm enables the synthesis of a generalized mechanism drive under conditions of design object differentiation, i.e., the use of a single synthesis algorithm for drum mechanisms of various lifting-and-transport machines (elevators, hoists, boom cranes, overhead cranes, belt conveyors, etc.). The architecture of the proposed neural network assumes supervised learning based on adjusting the weighting coefficients of connections between corresponding neurons, with data divided into sets for training, validation, and testing. A dedicated genetic algorithm for synthesizing the drum mechanism drive structural diagram for a specific type of lifting-and-transport machine is embedded in the structure of each neuron.

Keywords: lifting and transport machines, synthesis, structural diagram of the mechanism, genetic algorithm, neural network.

Дата получения статьи: 09.01.2026
Дата принятия к публикации: 09.03.2026
Дата публикации: 25.03.2026

Author's information:

Kirill A. Goncharov – Doctor of Technical Sciences, associate Professor, Professor of the Department of Land Transport and Technological Means, Russian University of Transport
e-mail: goncharov bgu@mail.ru.
ORCID: 0000-0002-5895-1162

1. Введение

Подъемно-транспортные машины характеризуются преимущественным применением в своей структуре "барабанных" (в том числе с канатоведущими шкивами) механизмов различного назначения – механизмы подъема и лебедки грузоподъемных машин, системы приводов ленточных конвейеров, механизмы передвижения с тяговыми канатами. Структура приводов таких механизмов с одной стороны достаточно формализована [1], с другой стороны – внутри укрупнённых формальных признаков и групп признаков разнообразие технических исполнений конкретных устройств не позволяет успешно на стадии проектирования формировать рациональные структуры приводов для каждой конкретизированной проектной ситуации.

С достаточной степенью уверенности можно утверждать, что в настоящее время не существует таких систем автоматизированного проектирования и их модулей, которые могли бы охватить весь классификационный спектр подъемно-транспортных машин в вопросе подбора комплектующих и автоматической компоновки приводов их "барабанных" механизмов с учётом назначения машин.

В работе [2] предложен и описан подход к реализации поиска рационального компоновочного решения привода механизма подъема на основе генетического алгоритма. Данный подход является итерационным и одномерным: число циклов алгоритма задается искусственно, и их количества может не хватить для нахождения лучшего решения, а одномерность входных данных, заключающаяся во введении в генетический цикл строго определенного набора весовых коэффициентов под компоновку механизма конкретной машины, приводит к необходимости формирования для различных видов машин различных наборов входных весовых коэффициентов. При этом в [2] также отмечено, что примененная функция приспособленности вариантов-хромосом в виде линейной суммы весовых коэффициентов принципиально является простейшей и часто не отражает многомерных возможностей взаимодействия различных устройств в структуре приводов.

Решение описываемой проблемы реализации в единой алгоритмической архитектуре возможности автоматического формирования структур приводов для "барабанных" механизмов подъемно-транспортных машин различного назначения может быть найдено при введении в процедуру компоновки архитектуры нейронной сети, позволяющей внутри различных нейронов реализовывать независимые алгоритмы при адресации входных весовых коэффициентов индивидуально под каждый нейрон. В такой постановке вопроса управлением расположением слоев нейронной сети можно регулировать этапы процедуры компоновки.

Еще одним преимуществом нейросетевой архитектуры является возможность ее дальнейшего обучения и переобучения в процессе получения новых знаний и данных. Ключевым вопросом в реализации предлагаемой идеи является определение наполненности нейронов (какие алгоритмы реализуются внутри каждого нейрона), определение функционала связей между нейронами (функций, оперирующих весовыми коэффициентами каждой связи), а также мест приложения процедур обучения (какие именно связи и между какими слоями подлежат корректировке при обучении).

Стоит отметить, что наилучшая производительность нейронных сетей (их базовое преимущество) заключается в параллельном одновременном проведении вычислительных процедур внутри нейронов за счет разделения аппаратных ресурсов на обособленные кластеры, внутрь которых данные нейроны или группы нейронов помещаются. Однако в настоящей работе задействование указанной особенности аппаратного построения нейронной сети не требуется в связи с ограниченным набором данных, которыми нейронная сеть будет оперировать. Достаточным соответствием архитектуре нейронной сети будет являться обособленность модулей (нейронов) друг от друга (посредством изменения имен переменных и т.п.) в контексте последовательного исполнения кода внутри единого скрипта, объединяющего несколько нейронов. Таким образом, даже при последовательном исполнении независимых программных

процедур внутри нейронов с конкретным конечным результатом (нейроны не являются в данном случае вызываемыми функциями) невыполнение аппаратных принципов построения приведет лишь к увеличению времени вычисления и не скажется на сути итогового результата.

2. Цель исследования

Целью настоящего исследования является создание архитектуры нейронной сети, позволяющей осуществлять автоматический синтез рациональных структурных схем приводов «барабанных» механизмов различных подъемно-транспортных машин (единого обобщенного алгоритма, эффективно применимого для разных подвидов), и её программная реализация.

3. Особенности проведения исследования

В качестве базиса примем обобщенную архитектуру нейронной сети прямого пространства (FFNN, с прямой связью), характеризующуюся следующими отличительными признаками [3]:

1) информация в нейронной сети передается только в одном направлении: от входа к выходу;

2) отсутствуют связи между нейронами одного и того же слоя;

3) два соседних слоя «полностью соединены» (каждый нейрон в одном слое соединен с каждым нейроном в следующем слое).

На рисунке 1 представлена предлагаемая общая архитектура нейронной сети для автоматического синтеза рациональных структурных схем приводов «барабанных» механизмов подъемно-транспортных машин.

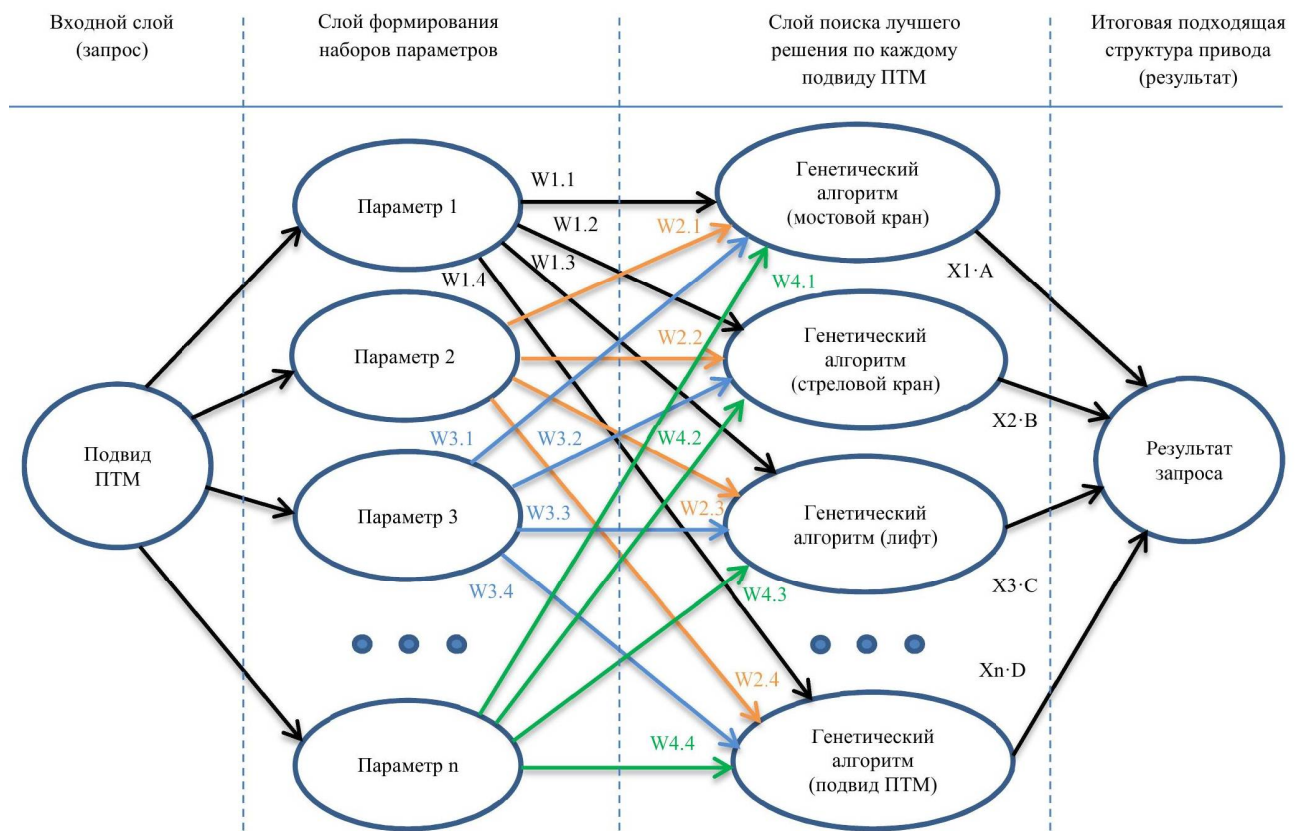


Рис. 1. Общая архитектура нейронной сети для автоматического синтеза рациональных структурных схем приводов «барабанных» механизмов подъемно-транспортных машин

Предлагаемая нейронная сеть включает четыре слоя:

1) входной слой – содержит один нейрон, внутри которого формируется входной запрос с указанием подвида подъемно-транспортной машины, для которой формируется структура привода «барабанного» механизма;

2) слой формирования наборов параметров – является первым скрытым слоем, содержит нейроны, внутри каждого из которых закладывается весовое значение признака структуры привода и его описания [2, таблица 1] в соответствии с экспертной оценкой эффективности его применения для конкретного подвида подъемно-транспортной машины (лифта, мостового крана, стрелового крана и т.д.);

3) слой поиска лучшего решения по каждому подвиду подъемно-транспортной машины – является вторым скрытым слоем; внутри каждого нейрона происходит поиск наилучшего решения структуры привода на основе генетического алгоритма, описанного в работе [2]; каждый из нейронов данного слоя получает в качестве входных данных весовые значения соответствующих параметров от нейронов предыдущего скрытого слоя;

4) выходной слой – содержит один нейрон, внутри которого происходит выбор наилучшего из сформированных решений в соответствии с исходным запросом к нейронной сети; помимо собственного итогового веса структур приводов (A, B, C, D), сформированных внутри предыдущего слоя посредством исполнения генетических алгоритмов, управление выбором наилучшего варианта дополнительно осуществляется коэффициентами веса связей ($X_1, X_2, X_3 \dots X_n$), реагирующими на сущность входного запроса – подвида, для которого производится поиск структуры привода.

Приведенная нейронная сеть в соответствии с [3] полностью соответствует определению модели машинного обучения – математической конструкции, порождающей логический вывод или прогноз на основе входных данных и/или информации. В связи с этим к ней применимы концептуальные решения в

моделях искусственного интеллекта в контексте машинного обучения [3] – процесса оптимизации параметров модели искусственного интеллекта с помощью вычислительных методов таким образом, чтобы поведение модели отражало данные и/или опыт.

С учетом применения в структуре первого скрытого слоя вполне конкретных весовых значений признаков структурных элементов приводов (фактически, размеченных данных), а также вполне определенных коэффициентов веса связей второго скрытого слоя и выходного слоя ($X_1, X_2, X_3 \dots X_n$), наилучшим видом машинного обучения для рассматриваемой нейронной сети в соответствии с [3] является машинное обучение с учителем (контролируемое обучение), ориентированное на взаимодействие именно с размеченными данными (модель обучается с помощью обучающих данных, которые включают в себя известное или определенное значение результата или «целевой переменной») [3].

Контролируемое обучение предлагаемой нейронной сети целесообразно проводить с разделением обучающих данных на три группы, в соответствии с [3]:

1) обучающие данные – представляют собой вводимые в нейронную сеть весовые значения признаков $W_{i,j}$, отражающие значимость для каждого нейрона второго скрытого слоя параметров первого скрытого слоя;

2) валидационные данные – представляют собой данные, используемые в ходе и после обучения для настройки гиперпараметров; в текущей ситуации эти данные представляют собой совокупности параметров, образующих значения коэффициентов ($X_1, X_2, X_3 \dots X_n$) перед выходным слоем;

3) тестовые данные – применяются для проверки того, что модель научилась тому, чему должна была научиться.

В качестве примера, реализуем нейронную сеть в соответствии с рисунком 1, в которой на втором скрытом слое (генетические алгоритмы) расположены три нейрона (для мостового крана, стрелового крана, лифта). Обучающие данные для второго слоя $W_{i,j}$ по аналогии с [2] приведены в табл. 1.

Таблица 1

Варианты исполнения элементов привода механизма подъема груза

При- знак	Обозна- чение	Описание	Вес (мос- товой кран)	Вес (стре- ловой кран)	Вес (лифт)
В.1.	Система управления				
	С.1.	Дроссельное регулирование - гидропривод	4	9	3
	С.2.	Машинное регулирование - гидропривод	4	9	3
	С.3.	Ручное многоскоростное плавное регулирование – электропри- вод	7	4	5
	С.4.	Ручное многоскоростное ступенчатое регулирование – электро- привод	8	1	3
	С.5.	Автоматическое многоскоростное плавное регулирование – электропривод	4	5	9
	С.6.	Автоматическое многоскоростное ступенчатое регулирование – электропривод	4	1	3
	С.7.	Без регулирования на естественных характеристиках	5	3	4
	С.8.	Автоматическое односкоростное плавное регулирование – электропривод	9	4	8
В.2.	Двигатель				
	С.1.	Гидромотор - гидропривод	5	9	1
	С.2.	Электродвигатель переменного тока с короткозамкнутым рото- ром – электропривод	6	6	6
	С.3.	Электродвигатель переменного тока с фазным ротором – элек- тропривод	6	2	3
	С.4.	Электродвигатель постоянного тока – электропривод	4	1	2
	С.5.	Ручной привод	2	3	4
В.3.	Соединение двигателя и передачи				
	С.1.	Компенсирующая муфта	9	7	9
	С.2.	Компенсирующие муфты в комплексе с трансмиссионным валом	7	5	7
	С.3.	Планетарная муфта	4	4	4
	С.4.	Планетарная муфта в комплексе с трансмиссионным валом и компенсирующей муфтой	3	3	3
	С.5.	Фрикционная муфта	1	1	1
	С.6.	Фрикционная муфта в комплексе с трансмиссионным валом и компенсирующей муфтой	1	1	1
	С.7.	Гидромуфта в комплексе с компенсирующей муфтой	3	1	3
	С.8.	Гидромуфта в комплексе с трансмиссионным валом и компен- сирующей муфтой	2	1	2
	С.9.	Шпоночное или шлицевое соединение выходного вала двигателя и ведущей шестерни передачи	6	8	6
В.4.	Передача				
	С.1.	Цилиндрический редуктор	9	8	9
	С.2.	Червячный редуктор	3	3	3
	С.3.	Конический редуктор	4	4	4
	С.4.	Планетарный редуктор	5	9	5
	С.5.	Редуктор с совмещением передач разного типа	3	4	3
В.5.	Соединение передачи и исполнительного элемента				
	С.1.	Жесткая компенсирующая муфта	6	6	6
	С.2.	Совмещение опоры исполнительного элемента с валом редукто- ра	8	8	8
	С.3.	Тихоходная открытая зубчатая передача	6	6	6
В.6.	Исполнительный элемент				
	С.1.	Барабан	8	8	5
	С.2.	Канатоведущий шкив	4	4	9
	С.3.	Приводная звездочка	3	3	3

Таким образом, в случае, если значение исходного запроса во входном слое, к примеру, соответствует понятию «мостовой кран», то внутри нейронной сети в первом, втором и третьем слоях данный запрос не будет учитываться ни в каком виде. Каждый из нейронов второго скрытого слоя сформирует в результате исполнения генетического алгоритма собственное лучшее решение-хромосому в соответствии с примененной функцией приспособленности, аналогично [2]. В итоге на выходной слой для принятия итогового решения будут переданы лучшие хромосомы для мостового крана, стрелового крана и лифта.

Принятие итогового решения осуществим выбором из полученных выходным слоем трех хромосом одной с наибольшим значением функции приспособленности, умноженным на соответствующий весовой коэффициент, который является фактическим маркером запроса и отражает то, какое именно решение в соответствии с запросом должно быть принято.

Обучение нейронной сети проведем по следующему алгоритму:

1) введем следующую зависимость для определения коэффициентов ($X_1, X_2, X_3 \dots X_n$):

$$X_n = \frac{\sum_{i=1}^m Y_i}{m}, \quad (1)$$

где Y_i – значение валидационного коэффициента корректности выполнения запроса на i -й итерации процесса обучения; m – количество итераций в процессе обучения для конкретного значения запроса;

2) процесс обучения разделим на 30 итераций; в каждой итерации вводится новый запрос к нейронной сети – последовательно «мостовой кран», «стреловой кран», лифт»;

3) нейронная сеть формирует на втором скрытом слое три решения-хромосомы со своим весом (лучшие решения из трех нейронов, направленных посредством обучающих данных на создание соответственно структур приводов мостового крана, стрелового крана, лифта);

4) субъект, обучающий нейронную сеть, оценивает результат и выставляет значения

валидационных коэффициентов Y_i на каждой итерации по следующей шкале:

- 4 балла – правильный нейрон сформировал лучшее решение;
- 3 балла – неправильный нейрон сформировал лучшее решение;
- 2 балла – правильный нейрон сформировал не лучшее решение;
- 1 балл – неправильный нейрон сформировал не лучшее решение.

К примеру, при запросе «мостовой кран» вес решения-хромосомы первого нейрона (настроенного для структур приводов мостовых кранов) составляет 44, вес решения-хромосомы второго нейрона (настроенного для структур приводов стреловых кранов) составляет 46, вес решения-хромосомы третьего нейрона (настроенного для структур приводов лифтов) составляет 45. Субъект, обучающий нейронную сеть, выставляет значение при запросе «мостовой кран» $Y_1 = 2$ для первого нейрона (т.к. это тот нейрон, который должен был сформировать лучшее решение в контексте мостового крана, но не сформировал его), $Y_1 = 3$ для второго нейрона (т.к. это тот нейрон, который не должен был сформировать лучшее решение в контексте мостового крана, но сформировал его), $Y_1 = 1$ для третьего нейрона (т.к. это тот нейрон, который не должен был сформировать лучшее решение в контексте мостового крана, и не сформировал его).

Далее процесс повторяется для следующих запросов в течение 30 итераций. Для получения итогового результата значения коэффициентов (X_1, X_2, X_3) умножаются на веса решений-хромосом соответствующих нейронов, и в качестве итогового решения выбирается хромосома с наибольшим итоговым произведением.

Валидационные данные для рассматриваемой нейронной сети при проведении 30 итераций с выставленными значениями валидационных коэффициентов Y_i приведены в таблице 2. Дополнительно стоит отметить, что число итераций выбрано случайным образом (кратным трем нейронам) в целях демонстрации процедуры обучения. Действительная процедура обучения должна включать значительно большее число итераций.

Таблица 2

Валидационные данные для обучения нейронной сети

Запрос	Значения валидационных коэффициентов Y_i для соответствующих итераций		
	Нейрон 1 (мостовой кран)	Нейрон 2 (стреловой кран)	Нейрон 3 (лифт)
Мостовой кран	2	1	3
Стреловой кран	1	2	3
Лифт	3	3	2
Мостовой кран	2	3	1
Стреловой кран	1	4	1
Лифт	3	1	2
Мостовой кран	4	1	1
Стреловой кран	1	2	3
Лифт	1	1	4
Мостовой кран	2	1	3
Стреловой кран	3	2	1
Лифт	1	3	2
Мостовой кран	2	3	1
Стреловой кран	1	2	3
Лифт	3	1	2
Мостовой кран	2	3	1
Стреловой кран	1	2	3
Лифт	1	3	2
Мостовой кран	4	1	1
Стреловой кран	1	4	1
Лифт	1	1	4
Мостовой кран	4	1	1
Стреловой кран	3	2	1
Лифт	3	1	2
Мостовой кран	2	1	3
Стреловой кран	3	2	1
Лифт	3	1	2
Мостовой кран	4	1	1
Стреловой кран	1	2	3
Лифт	3	3	2

4. Анализ результатов исследования

Предложенная нейронная сеть программно была реализована в среде Excel с использованием языка программирования VBA (Visual Basic).

После проведения корректировки связей нейронов с применением валидационных данных было проведено тестирование. Тестовые данные так же, как и валидационные, предполагали 30 итераций (по 10 последовательных запросов на каждый из подвидов рассматриваемых подъемно-транспортных машин) с дальнейшим экспертным анализом результата запроса, сформированного нейронной сетью на предмет его соответствия запросу. На основе результатов тестирования можно сделать следующие выводы:

1. При введении в нейронную сеть запроса «мостовой кран» получено 10 хромосом ответов с собственными весами (комбинации устройств в структуре приводов – в соответствии с таблицей 1 при 50 итерациях генетического алгоритма в каждом нейроне [2]):

- 1) (C.3., C.2., C.1., C.1., C.1., C.2.) = 41;
- 2) (C.8., C.4., C.8., C.1., C.2., C.1.) = 40;
- 3) (C.8., C.3., C.2., C.1., C.3., C.1.) = 45;
- 4) (C.8., C.4., C.1., C.1., C.3., C.1.) = 45;
- 5) (C.8., C.2., C.2., C.1., C.2., C.1.) = 47;
- 6) (C.8., C.2., C.1., C.1., C.2., C.2.) = 45;
- 7) (C.3., C.3., C.9., C.1., C.3., C.1.) = 42;
- 8) (C.8., C.4., C.1., C.1., C.3., C.1.) = 45;
- 9) (C.8., C.3., C.4., C.1., C.2., C.1.) = 43;
- 10) (C.4., C.2., C.1., C.4., C.3., C.1.) = 42.

В каждой из десяти итераций итоговый лучший ответ с учетом коэффициентов (X1, X2, X3) получен первым нейроном. Однако без учета указанных коэффициентов решения-хромосомы с абсолютными лучшими результатами собственного веса генерировались и другими нейронами. Стоит отметить, что часть решений-хромосом (к примеру, 1 и 6) неприменимы для мостового крана, т.к. в своей структуре имеют неподходящие конструктивные признаки (структуры 1 и 6 завершаются канатоведущим шкивом). Данное несоответствие связано, как было отмечено во введении, с необходимостью доработки и поиска идеального вида функций приспособленности генетических алгоритмов с целью отражения многомерных возможностей взаимодействия различных устройств в структуре приводов.

2. При введении в нейронную сеть запроса «стреловой кран» получено 10 хромосом ответов с собственными весами (комбинации устройств в структуре приводов – в соответствии с таблицей 1 при 50 итерациях генетического алгоритма в каждом нейроне [2]):

- 1) (C.1., C.1., C.1., C.5., C.2., C.3.) = 40;
- 2) (C.1., C.1., C.4., C.5., C.2., C.1.) = 41;
- 3) (C.1., C.1., C.9., C.4., C.1., C.1.) = 49;
- 4) (C.1., C.1., C.5., C.4., C.3., C.1.) = 42;
- 5) (C.7., C.2., C.9., C.4., C.1., C.1.) = 40;
- 6) (C.2., C.1., C.3., C.5., C.2., C.1.) = 42;
- 7) (C.8., C.2., C.3., C.1., C.2., C.1.) = 38;
- 8) (C.1., C.1., C.9., C.1., C.2., C.1.) = 50;
- 9) (C.3., C.2., C.1., C.4., C.2., C.1.) = 42;
- 10) (C.2., C.1., C.1., C.2., C.1., C.1.) = 42.

В каждой из десяти итераций итоговый лучший ответ с учетом коэффициентов (X1, X2, X3) получен вторым нейроном. Однако без учета указанных коэффициентов решения-хромосомы с абсолютными лучшими результатами собственного веса так же, как и в предыдущем случае, генерировались и другими нейронами. Стоит отметить, что часть решений-хромосом (к примеру, 1) ограничено применима для стрелового крана (нестандартное сочетание цепного механизма подъема с приводной звездочкой и гидроприводом).

3. При введении в нейронную сеть запроса «лифт» получено 11 хромосом ответов с собственными весами (комбинации уст-

ройств в структуре приводов – в соответствии с таблицей 1 при 50 итерациях генетического алгоритма в каждом нейроне [2]):

- 1) (C.5., C.3., C.1., C.1., C.2., C.2.) = 47;
- 2) (C.6., C.2., C.1., C.1., C.2., C.2.) = 44;
- 3) (C.8., C.3., C.1., C.2., C.2., C.2.) = 40;
- 4) (C.4., C.4., C.1., C.1., C.2., C.2.) = 40;
- 5) (C.8., C.2., C.2., C.1., C.1., C.2.) = 45;
- 6) (C.8., C.3., C.1., C.1., C.3., C.2.) = 44;
- 7) (C.3., C.2., C.1., C.1., C.3., C.1.) = 45;
- 8) (C.8., C.3., C.1., C.4., C.2., C.2.) = 42;
- 9) (C.5., C.2., C.1., C.1., C.3., C.1.) = 44;
- 10.1) (C.4., C.2., C.1., C.1., C.2., C.2.) = 44;
- 10.2) (C.4., C.3., C.1., C.1., C.2., C.1.) = 48.

В проведенных десяти итерациях (в десятой итерации получено два лучших ответа с одинаковым итоговым весом) итоговый лучший ответ с учетом коэффициентов (X1, X2, X3) в девяти случаях получен третьим нейроном, в двух случаях – первым нейроном (хромосомы 7 и 10.2). Без учета коэффициентов (X1, X2, X3) решения-хромосомы с лучшими результатами собственного веса так же, как и в предыдущем случае, генерировались и другими нейронами.

Так как структуры приводов лифтов предполагают возможность применения как барабанов, так и канатоведущих шкивов, то каждое решение с применением барабана должно быть конструктивно проанализировано с учетом других не учтенных в данном случае параметров машин.

Дополнительно следует проанализировать десятую итерацию, в которой получено два равновесных итоговых решения при неравенстве собственных весов хромосом. В данном случае можно сделать вывод о необходимости продолжения обучения модели, так как при указанном собственном весе хромосомы 10.2 любое снижение веса хромосомы 10.1 на 1 приведет к доминации хромосомы 10.2, полученной первым нейроном. При этом существует обратная сторона – в связи с родственностью подвидов рассматриваемых подъемно-транспортных машин система обучения выстроена таким образом, что не предполагает присвоение нулевых значений параметрам Y_i в предположении возможности случайного получения наилучшего ответа непрофильным нейроном. Особенно сильно данное яв-

ление может проявляться в случаях, когда входные параметры $W_{i,j}$ для разных нейронов имеют незначительные отличия.

5. Заключение

Предложенная в настоящей статье архитектура нейронной сети, позволяющая осуществлять автоматический синтез рациональных структурных схем приводов «барабанных» механизмов различных подъемно-транспортных машин (единый обобщенный алгоритм, эффективно применимый для разных подвидов), и её программная реализация работоспособны и эффективно выполняют свои функции. В качестве основных факторов, влияющих на результат работы нейронной сети, следует отметить:

1. Процесс обучения нейронной сети и заложенные внутри генетические алгоритмы должны характеризоваться максимально возможным количеством итераций, позво-

ляющим значительно повысить качество итогового результата.

2. Одним из ключевых вопросов повышения качества разработанной модели машинного обучения является нахождение взвешенного вида функции приспособленности внутри генетических алгоритмов с целью учета особенностей взаимодействия различных структурных элементов приводов.

3. В качестве одного из дальнейших направлений исследования можно определить необходимость расширения числа скрытых слоев нейронной сети с целью расширения исходных параметров запроса и получения более конкретизированных результатов.

Дополнительным преимуществом создания подобных «локальных» профилированных нейронных сетей является их значительно более высокий экспертный уровень в сравнении с нейронными сетями (языковыми моделями), находящимися в общем пользовании.

Список литературы

1 Реутов, А. А. Формализация выбора концепции проектирования технического объекта // Вестник Брянского государственного технического университета, 2009. № 2(22). С. 53-56.

2 Гончаров К.А. Применение генетического алгоритма в процессе синтеза структурных схем приводов механизмов подъема груза // Научно-технический вестник Брянского государственного университета, 2025. №4. С. 384 – 391. DOI: 10.22281/2413-9920-2025-11-04-384-391.

3 ГОСТ Р 71476 – 2024. Искусственный интеллект. Концепции и терминология искусственного интеллекта. Введ. 2025 – 01 – 01. – М.: Российский институт стандартизации, 2024. – 54 с.

References

1. Reutov, A. A. Formalizatsiya vybora konceptsii proektirovaniya tehniceskogo obekta // Vestnik Bryanskogo gosudarstvennogo tehniceskogo universiteta, 2009. No.2(22). pp. 53 – 56. (In Russian)

2. Goncharov K.A. Application of a genetic algorithm in the synthesis process of structural diagrams of load-lifting mechanisms drives. Nauchno-tekhnicheskiiy vestnik Bryanskogo gosudarstvennogo universiteta, 2025, No.4, pp. 384-391. DOI: 10.22281/2413-9920-2025-11-04-384-391 (In Russian)

3. GOST R 71476 – 2024. Artificial intelligence – Artificial intelligence concepts and terminology. 2025 – 01 – 01, Russian institute of standardization, 2024. 54 p. (In Russian)