

Ссылка на статью:

// Ученые записки УлГУ. Сер. Математика и информационные технологии. УлГУ. Электрон. журн. 2020, № 2, с. 20-29.

 Поступила:
 01.12.2020

 Окончательный вариант:
 05.12.2020

© УлГУ

УДК 519.6

Растровый метод когнитивного управления роботами-манипуляторами

Кожевников В.В.*

*vvk28061955@mail.ru УлГУ, Ульяновск, Россия

Предлагается подход к решению проблемы когнитивного управления роботамиманипуляторами на основе преобразования информации, поступающей от системы технического зрения, в математическую модель когнитивного цифрового автомата. Когнитивность последнего определяется возможностью обучения траекториям перемещения манипулятора и способам захвата того или иного предмета, а также прогнозирования (генерации) решений в ситуациях не предусмотренных в процессе обучения. Научная новизна метода заключается в формализации понятия когнитивного управления роботами-манипуляторами.

Ключевые слова: метод когнитивного управления, когнитивный автомат, нейронные сети, математическая модель, сети Петри, уравнение состояний, логика обучение, прогнозирование решений, роботы-манипуляторы.

Введение

Стратегия развития искусственного интеллекта предполагает комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые, как минимум, с результатами интеллектуальной деятельности человека [1]. С точки зрения управления роботамиманипуляторами речь идет о проблеме имитации когнитивных функций оператора в схеме - "система технического зрения - оператор - система управления движением" при выполнении операций захвата и перемещения предметов.

На основе проведенного анализа исследований в данной области [2] можно выделить два наиболее популярных нейросетевых подходов к решению проблемы: самостоятельное обучение нейронной сети захватывать предметы методом проб и ошибок с накоплени-

ем базы удачных захватов для соответствующих объектов в базе предметов, и обучение удачным захватам в режиме копирования действий оператора.

По сути, в том и другом случае, речь идет об оптимизации полного перебора всех возможных вариантов с некоторой допустимой вероятностью захвата предметов, что требует огромных вычислительных ресурсов, больших баз данных обучающих наборов и временных затрат. При этом задача построения некого алгоритма управления на минимальном множестве обучающих наборов вообще не рассматривается [3]. В данном случае абсолютно не возможны оптимизационные (нейросетевые) подходы, так как неизвестны многие исходные данные и неизвестна стабильная целевая функция, которая каждое мгновение может быть иной в зависимости от поступающей входной информации.

Предлагаемый подход к решению проблемы когнитивного управления роботамиманипуляторами, напротив, предполагает построение сетевого алгоритма управления на минимально возможном множестве обучающих наборов и базируется на математической логике или математической модели когнитивного цифрового автомата (КЦА) [4]. Когнитивность последнего, соответственно, определяется возможностью обучения траекториям перемещения манипулятора и способам захвата того или иного предмета, а также прогнозирования (генерации) решений в ситуациях не предусмотренных в процессе обучения. В процессе обучения выполняется динамическое составление интуитивных алгоритмов, которые изначально не были заданы.

Генерация минимального порождающего множества обучающих наборов и формирование исходной структуры КЦА выполняется на основе кластерного анализа (разметки) исходного растра системы технического зрения исходя из заданных параметров растра и захватного устройства. Генерация обучающих наборов может выполняться в режиме копирования действий оператора. В данном случае генерация выполняется до тех пор, пока не будет обеспечена возможность прогноза любой конфигурации команд управления движением манипулятора и захвата.

Задача формализации когнитивного управления решается в результате синтеза логики (обучения) исходной структурной схемы КЦА на основе исчисления инвариантов маркированного графа структурной схемы автомата (регрессионного анализа обучающих наборов) и реляционного исчисления формулы (сетевого алгоритма) КЦА. Эффект когнитивности возникает на этапе реляционного исчисления инвариантов уравнения состояний маркированного графа (структурной схемы) КЦА. При этом возможность формирования формулы (сетевого алгоритма) КЦА зависит от критической массы (качества) обучающих наборов и алгоритмов обучения. Отсюда особое значение приобретает задача генерации минимального множества обучающих наборов для заданной или экспериментально определяемой функции КЦА.

Прогнозирование или генерации решений выполняется уже на основе, полученной в процессе обучения, математической модели (сетевого алгоритма) КЦА. Видеоинформация, в виде бинарного вектора (последовательности векторов) поступает на первый рецептивный слой КЦА. Далее согласно логике компонентов структурной схемы автомата, а

также логике связей между ними, которые были определены в процессе обучения, информация с входов автомата преобразуется в команды управления вращением растра, двигателями манипулятора и захватного устройства.

1. Разметка исходного растра системы технического зрения.

Ввод начальных параметров разметки растра. Конкретные значения параметров зависят от результатов масштабирования исходного растра и конкретного типа захватного устройства. Вводятся такие параметры как: ширина и высота растра в пикселях, ширина и высота захватного устройства, минимальная и максимальная ширина раскрытия захватного устройства в пикселях, количество возможных углов захвата объекта с плоской поверхности (в работе рассматривается пример разметки растра в двух плоскостях).

Кластерный анализ растра на основе заданных параметров разметки. Растр разбивается на множество горизонтальных и вертикальных кластеров. Высота горизонтальных кластеров определяется высотой объекта (шириной раскрытия захватного устройства, то есть высота объекта не может превышать ширину раскрытия захватного устройства). Ширина вертикальных кластеров определяется шириной объекта. Соответственно количество возможных горизонтальных кластеров в пикселях равно высоте растра за минусом высоты горизонтальных кластеров. Количество вертикальных кластеров равно ширине растра за минусом ширины вертикальных кластеров.

Кластеризация растра выполняется относительно объектов, где в качестве объекта рассматриваются места возможного захвата объекта и, собственно, самого захватного устройства. Множество пересечений горизонтальных и вертикальных кластеров образует множество внутренних сегментов для распознавания каждого вида объекта. Соответственно каждый горизонтальный кластер растра состоит из множества горизонтальных кластеров сегментов, количество которых равно количеству вертикальных кластеров, а каждый вертикальный кластер растра состоит из множества вертикальных кластеров сегментов, количество которых равно количеству горизонтальный кластеров.

Горизонтальный кластер каждого сегмента разбивается на множество подкластеров горизонтальных линий размети. длина которых равна максимальной ширине объекта. Аналогично вертикальный кластер каждого сегмента разбивается на множество подкластеров вертикальных линий размети, длина которых равна максимальной высоте объекта.

В результате кластеризации исходный растр разбивается на соответствующие множества горизонтальных и вертикальных кластеров, как для мест захвата, так и самого захватного устройства. Данный вид кластеризации используется для распознавания объектов и организации когнитивного управления перемещениями робота-манипулятора.

При этом вертикальные кластеры растра для места захвата и захватного устройства составляют вертикальный кластер внешнего сегмента для управления перемещениями робота-манипулятора по вертикали. Горизонтальные кластеры растра для места захвата и

захватного устройства составляют горизонтальный кластер внешнего сегмента для управления перемещениями робота-манипулятора по горизонтали.

В случае пересечения места захвата и захватного устройства образуется новый составной объект, для распознавания которого необходимы особые виды кластеризации. С целью обобщения возможных конфигураций захвата объекта множества горизонтальных и вертикальных кластеров растра могут формироваться из непосредственно множества подкластеров горизонтальных линий размети и множества подкластеров вертикальных линий размети соответственно, минуя горизонтальные и вертикальные кластеры каждого внутреннего сегмента. Данный вид кластеризации используется для распознавания конфигурации захвата и организации когнитивного управления формированием конфигураций захвата объекта. При этом горизонтальные и вертикальные кластеры растра составляют горизонтальный и вертикальный кластеры внешнего по отношению к растру сегмента для управления формированием конфигураций захвата объекта.

Результаты кластерного анализа растра служат в качестве исходной информации для разметки растра и формирования исходной структуры КЦА.

Разметка растра. С целью организации когнитивного управления перемещениями робота-манипулятора выполняется разметка горизонтального и вертикального кластеров внешнего сегмента путем полного перебора возможных комбинаций горизонтальных и вертикальных кластеров мест захвата объектов и захватного устройства, либо в режиме копирования действий оператора.

Разметка горизонтальных и вертикальных кластеров растра сводится к обобщению горизонтальных и вертикальных кластеров сегментов сводится к разметке допустимой высоты и ширины объекта. Разметка горизонтальных и вертикальных подкластеров сегментов (вертикальных и горизонтальных линий размети) выполняется путем полного перебора возможных комбинаций пикселов. С целью обеспечения оптимальной помехозащищенности распознавания объектов генерация может начинаться с комбинации двух, трех и более пикселов. Подобная разметка обеспечивает достаточно высокую степень распознавания объектов, представленных в виде облака пикселов внутри сегмента, и достаточную степень помехозащищенности. С целью выделения объектов разметка горизонтальных и вертикальных подкластеров сегментов для каждой горизонтальной и вертикальной линии разметки начинается нулевым пикселом. Двух уровневая разметка сегментов позволяет избежать полного перебора возможных конфигураций представления объектов.

Особым образом выполняется разметка возможных пересечений места захвата объекта и захватного устройства для управления формированием конфигураций захвата объекта.

Разметка горизонтальных и вертикальных кластеров растра в данном случае сводится к обобщению горизонтальных и вертикальных подкластеров внутренних сегментов. Разметка горизонтального и вертикального кластеров внешнего сегмента сводится к

обобщению горизонтальных и вертикальных кластеров растра и к разметке возможных конфигураций захвата объекта.

Разметка возможных конфигураций захвата объектов может выполняться путем полного перебора возможных конфигураций захвата, так и в режиме копирования действий оператора. При этом разметка внешнего сегмента в режиме копирования действий оператора позволяет избежать полного перебора возможных конфигураций захвата объекта.

2. Построение математической модели когнитивного автомата.

Ввод параметров исходной структуры КЦА. В качестве исходных параметров служит информация о количестве входов, выходов, компонентов (нейронов) в каждом слое исходной структуры КЦА и количества возможных слоев. Количество входов исходной структуры КЦА определяется размерами растра в пикселях, количество компонентов и выходов для каждого слоя определяется количеством горизонтальных и вертикальных кластеров (нейронов) растра, горизонтальных и вертикальных кластеров и подкластеров сегментов. Количество слоев определяется количеством уровней обобщения входной информации. В случае многоуровневой кластеризации (классификации) количество уровней определяет количество слоев (уровней) структурной схемы КЦА.

Формирования исходной структуры КЦА. Количество компонентов первого слоя структурной схемы КЦА соответствует количеству горизонтальных и вертикальных подкластеров сегментов. Количество компонентов второго слоя структурной схемы КЦА соответствует количеству горизонтальных и вертикальных кластеров сегментов. Количество компонентов третьего слоя структурной схемы КЦА соответствует количеству горизонтальных и вертикальных кластеров растра. Входы структурной схемы КЦА связываются с соответствующими входами компонентов первого слоя. Для каждого подкластера сегмента формируются свои группы входов. Множество структурных связей между первым и вторым слоями компонентов в пределах горизонтальных и вертикальных кластеров сегментов и множество структурных связей между вторым и третьим слоем компонентов в пределах каждого кластера растра формируются по принципу «все со всеми».

Для управления движением манипулятора формируется четвертый слой структурной схемы КЦА. Количество компонентов четвертого слоя структурной схемы КЦА определяется количеством команд управления манипулятором и захватным устройством. Множество структурных связей между третьим и четвертым слоями компонентов также формируются по принципу «все со всеми». Выходы структурной схемы КЦА связываются с выходами компонентов четвертого слоя структурной схемы.

Генерация минимального порождающего множества обучающих наборов. Генерация обучающих наборов может выполняться как на основе разметки исходного растра, так и в режиме копирования действий оператора. В первом случае генерация выполняется для каждого слоя структурной схемы КЦА. В режиме копирования действий оператора генерация выполняется для всей структурной схемы КЦА и до тех пор, пока не будет обеспе-

чена возможность прогноза любой конфигурации команд управления движением манипулятора и захвата.

Модельное представляется в виде маркированного графа путем интерпретации входов и выходов схемы и структурных компонентов позициями маркированного графа, а самих компонентов и линий соединений составными и простыми переходами соответственно. Множество входов и выходов структурной схемы интерпретируется как множество входных и выходных позиций сети. Множество входов и выходов компонентов схемы интерпретируется как множество внутренних позиций сети.

Логическая единица интерпретируется как фишка в позиции сети, а ее отсутствие - как логический ноль. Перемещение сигналов интерпретируется как движение фишек в сети. Графическая форма представления структурной схема КЦА позволяет перейти от описания структурной схемы к ее математическому представлению в виде матрицы инцидентности **А**. Представление КЦА в виде двудольного ориентированного графа или матрицы инцидентности позволяет задать логические схемы статически. Динамику в модель вносит движение фишек, регулируемое правилами запуска переходов и смены разметки сети. Комплексная математическая модель КЦА представляется в виде системы уравнения состояний СП из класса уравнений Мурата:

$$\Delta \mathbf{\mu} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{\tau},\tag{1}$$

где $\Delta \mu = \mu - \mu_0$, μ_0 – вектор начальной разметки сети, μ – вектор конечной разметки сети, τ – вектор покрытия переходов сети, который определяет только состав и не определяет последовательность срабатываний переходов. Вектор $\Delta \mu$ задается на множестве позиций сети P. Вектор τ задается на множестве переходов сети T. во векторов $\Delta \mu$ образует множество ΔM , где $\Delta \mu \in \Delta M$. Множество векторов покрытия переходов τ образует покрытие сети S, где $\tau \in S$.

Множество обучающих наборов для исходной структуры КЦА интерпретируется как множество векторов начальной и конечной разметки в системе уравнений состояний КЦА. Задача построения комплексной математической модели КЦА сводится к построению системы уравнений состояний КЦА на минимальном множестве обучающих наборов:

$$\Delta \mathbf{M}_{min} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{S}_{min} \tag{2}$$

Обучение модели (синтез логики) исходной структуры КЦА. Обучение исходной структуры автомата выполняется в два этапа. На первом этапе используются обучающие наборы, полученные на основе исходной разметки растра. На втором этапе - обучающие наборы, полученные на основе копирования действий оператора. При этом возможна коррекция результатов обучения на первом этапе.

Обучение сводится к синтезу логики компонентов исходной структурной схемы КЦА и множества структурных связей между ними. Синтез логики компонентов осуществляется на основе множества обучающих наборов, полученных как в результате исходной разметки растра, так и в режиме копирования. Синтез структурных связей выполняется в ре-

зультате регрессионного анализа множества тестовых обучающих наборов на базе математической модели исходной структурной схемы КЦА.

Для решения задачи обучения (синтеза логики) КЦА используются методы исчисления инвариантов уравнения состояний маркированного графа структурной схемы автомата на множестве обучающих наборов. Инварианты СП являются мощным инструментом исследования структурных свойств сетей и представляют собой решения однородных систем уравнений. Проблема заключается в том, что при моделировании логики свойство однородности маркированных графов утрачивается. Возможность исчисления инвариантов уравнения состояний маркированного графа достигается в результате неявного определения логики маркированного графа. Каждый полученный вектор покрытия переходов маркированного графа в данном случае определяет не только состав, но и логику запуска переходов. Множество векторов покрытия переходов определяет логику функционирования маркированного графа.

Проекция неявно определенной логики на исходную структурную схему автомата. Проекция сводится к решению системы уравнений состояний маркированного графа с неопределенной матрицей инцидентности:

$$\Delta \mathbf{M}_{min} = \mathbf{A}^{\alpha} \cdot \mathbf{S}_{min} \tag{3}$$

Для вычисления неизвестных матрицы инцидентности могут быть использованы стандартные методы решения СЛАУ. Для каждого вектора покрытия переходов маркированного графа $\mathbf{\tau}$ вычисляется соответствующая матрица инцидентности.

При этом для каждого составного перехода, входящего в состав вектора, определяются соответствующий простой переход и его структурные связи, характерные только для данного вектора. Практически проекция неявно определенной логики на исходную структурную схему автомата сводится к обнулению строк исходной матрицы инцидентности для каждого вектора покрытия переходов на множестве позиций сети, не инвариантных вектору $\mathbf{\tau}$.

Все множество решений объединяется в единую матрицу инцидентности ингибиторной СП на основе реляционного исчисления матриц инцидентности переходов. Значения неизвестных для ингибиторных дуг определяются неявно и равны нулю, что обеспечивает решение проблемы матричного представления ингибиторных СП. Нулевые строки в матрице инцидентности удаляются.

В результате математическая модель КЦА (сетевой алгоритм управления) представляется в виде матрицы инцидентности ингибиторной СП с неявно заданными ингибиторными дугами ${\bf A}^{\rm I}$.

3. Прогнозирование (генерация) решений по управлению роботомманипулятором.

Загрузка обработанных изображений объектов от CT3. Изображение объектов от CT3 представляется в виде битовой матрицы, которая состоит из нулей и единиц. Далее матрица преобразуется в вектор начальной разметки математической модели КЦА. Вектор

конечной разметки формируется в результате прогнозирования и преобразуется в команды управления роботом-манипулятором.

Построение исходного уравнения состояний КЦА. Вектор начальной разметки подставляется в уравнение состояний математической модели КЦА с ингибиторной матрицей инцидентности:

$$\Delta \mathbf{\mu} = \mathbf{A}^{\mathrm{I}} \cdot \mathbf{\tau} \tag{4}$$

При этом вектор начальной разметки может быть определен полностью или частично, вектор конечной разметки, как правило, не определен. В случае неопределенности или неполного определения вектора начальной разметки (зашумленное помехами изображение) выполняется генерация возможных решений.

Изображение объектов от СТЗ может быть статическим, когда изображение не меняется в течение достаточного для прогноза интервала времени, и динамическим в противном случае. В первом случае прогнозирование сводится к генерации решений уравнения состояний. В противном случае прогнозирование сводится к построению протоколов решений уравнения состояний.

Генерация решений уравнения состояний КЦА.

В случае, если вектор начальной разметки полностью определен на множестве входных позиций сети, выполняется анализ достижимости устойчивых состояний автомата (верификация структурной схемы автомата). Уравнение состояний может иметь только одно решение для каждого вектора. Генерация достижимых устойчивых состояний выполняется в случае, если вектор начальной разметки полностью не определен. В случае неопределенности или неполного определения вектора уравнение состояний имеет множество решений. Множество решений уравнения состояний, в свою очередь, ограничено и зависит от степени определенности вектора начальной разметки. Доопределение вектора для каждого полученного вектора покрытия переходов выполняется путем простого умножения вектора покрытия переходов на матрицу инцидентности. Все множество возможных решений может быть получено даже в случае полной неопределенности вектора начальной разметки:

$$\Delta \mathbf{M}_{max} = \mathbf{A}^{\mathrm{I}} \cdot \mathbf{S}_{max} \tag{5}$$

Проблема заключается в том, что известные методы генерации решений линейных систем уравнений в целых неотрицательных числах имеют асимптотически экспоненциальную вычислительную сложность, что затрудняет их применение для анализа реальных систем. Критическим с точки зрения эффективности является время генерации (построения) минимального порождающего множества решений (МПМР) на множестве невыраженных переменных.

Генерация МПМР уравнения состояний КЦА выполняется исходя из принципа активности компонентов (составных переходов сетевой модели) для каждого состояния автомата. В составе сетевой модели каждого компонента одновременно может быть активизирован только один простой переход (набор из таблицы истинности компонента). Соответственно количество единиц в комбинации равно количеству активных переходов компонента

тов схемы. Практически множество решений, полученных в процессе обучения для минимального множества обучающих наборов, может быть использовано в качестве МПМР.

Построение протоколов решений уравнения состояний КЦА. Процедура построения протоколов сводится вычислению последовательности векторов запуска переходов и текущей разметки сети путем итеративного решения уравнения состояний, начиная с заданной начальной разметки сети и до тех пор, пока сеть не перейдет в устойчивое или тупиковое состояние. При этом начальная разметка может изменяется в процессе построения протоколов. Возможность достижимости устойчивых или тупиковых состояний зависит от длительности и последовательности начальных разметок сети. Кроме того, особенность процедуры построения протоколов заключается в том, что логика компонентов исходной структуры сети в процессе синтеза логики (обучения) на каждом шаге итерации изменяется, т.е. таблицы истинности компонентов сети не имеют фиксированного размера и, соответственно, фиксированной логической функции. Процесс формирования логики компонентов ограничен только количеством входов компонентов или полным перебором возможных комбинаций сигналов на входах каждого компонента. При условии достаточно большого количества входов каждого компонента процесс формирования логики компонентов и сети в целом практически бесконечен, что в свою очередь определяет бесконечность процесса построения протоколов. Непрерывность процесса синтеза логики КЦА обеспечивает возможность преодоления тупиковых состояний в процессе построения протоколов.

Формирование команд управления роботом-манипулятором.

Вектор конечной разметки преобразуется в команды управления вращением растра, двигателями манипулятора и захватного устройства. Вращение растра выполняется с целью распознавания объекта (в данном случае мест возможного захвата объекта). Вращение самого захвата выполняется с целью его позиционирования в ортогональной плоскости по отношению к месту возможного захвата объекта.

Команды управления перемещениями манипулятора формируются до тех пор, пака захватное устройство не достигнет места захвата объекта. Далее выполняется формирование команд управления захватным устройством. Процесс управления (обучения и прогнозирования) выполняется с заданным дискретным интервалом времени до тех пор, пока объект не будет успешно захвачен и перемещен в заданное место.

Заключение

Предлагаемый подход имеет ряд преимуществ по сравнению с обычными нейронными сетями с прямой связью:

во-первых, КЦА демонстрирует возможность обучения на неполных обучающих выборках, что подтверждено на примере арифметических и логических операций. Было показано, что с ростом разрядности минимальное количество строк таблицы истинности, необходимое для обучения, растет линейно, в то время как общее количество наборов увеличивается экспоненциально [5];

во-вторых, следствием предложенного алгоритма обучения является режим обучения сети «на лету», который может быть полезен в различных приложениях, например в робототехнике. Запоминание информации выполняется в процессе копирования действий оператора [6];

в-третьих, полученные результаты могут помочь наметить альтернативное решение проблемы катастрофического забывания, известное для нейронных сетей с прямой связью. В случае КЦА слияние знаний представляет собой операции реляционного исчисления отдельных матриц, которые образуют неоднородную ингибиторную сеть Петри. Дообучение может выполняться в процессе управления до тех пор, пока не будет обеспечена возможность прогнозирования решений по захвату и перемещению предметов [6].

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Правительства Ульяновской области в рамках научного проекта № 19-47-730016 р_а.

Список литературы

- 1. Указ Президента РФ от 10 октября 2019 г. № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации»
- 2. Кожевников В.В., Леонтьев М.Ю., Приходько В.В., Сергеев В.А., Фомин А.Н. Нейросетевые технологии построения интеллектуальных систем управления роботами // Ученые записки УлГУ. Серия: Математика и информационные технологии. УлГУ. Электрон. журн. 2019, № 2, с. 36-53.
- 3. Барский А.Б. Логические нейронные сети. М.: НОУ «Интуит», 2016, 506 с.
- 4. Кожевников В.В. Метод математического моделирования когнитивных цифровых автоматов // *Автоматизация процессов управления*. 2019, № 2(56), с. 101-112.
- 5. Кожевников В.В. и др. Прогнозирование решений на основе математической модели когнитивных цифровых автоматов // Ученые записки УлГУ. Серия: Математика и информационные технологии. УлГУ. Электрон. журн. 2019, № 1, с. 52–64
- 6. Кожевников В.В., Леонтьев М.Ю., Приходько В.В., Сергеев В.А., Фомин А. Технология построения (синтеза) интеллектуальных систем управления роботами на основе математической модели когнитивных цифровых автоматов. // Ученые записки УлГУ. Серия: Математика и информационные технологии. УлГУ. Электрон. журн. 2020, № 1, с. 1-7.