

УПРАВЛЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ НА ОСНОВЕ МОДЕЛЕЙ ДИСКРЕТНОГО ВЫБОРА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГИБРИДНЫХ СИСТЕМ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ

Ерохин В.В.^{1,2}, Ши Х.²

¹*Московский государственный институт международных отношений
(университет) Министерства иностранных дел РФ, Москва;*

²*Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана,
Москва*

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, глубокие нейронные сети, моделирование, модели дискретного выбора, машинное обучение, прогнозирование, система автоматического управления.

Аннотация. В статье описывается управление машиностроительного производств с использованием искусственных глубоких нейронных сетей, входящих в модели дискретного выбора и в модель симуляции физических процессов управления производством. Такие гибридные системы автоматического управления производством намного эффективнее и качественно управляют процессами и техническими объектами на производстве.

CONTROL OF TECHNOLOGICAL PROCESSES BASED ON DISCRETE CHOICE MODELS USING HYBRID AUTOMATIC CONTROL SYSTEMS

Erokhin V.V.^{1,2}, Shi H.²

¹*Moscow state institute of international relations (university), Ministry of Foreign
Affairs of the Russian Federation, Moscow;*

²*Bauman Moscow State Technical University, Moscow*

Keywords: artificial neural networks, deep neural networks, modeling, discrete choice models, machine learning, forecasting, automatic control system.

Abstract. The article describes the management of mechanical engineering production using artificial deep neural networks included in discrete choice models and in the model of simulating physical processes of production management. Such hybrid systems of automatic production control much more effectively and efficiently manage processes and technical objects in production.

Модели дискретного выбора (МДВ) являются одним из главных инструментов эконометрического анализа данных и прогнозного выбора, а также позволяют отвечать на вопрос "что ..., если ..." [1].

Машинное обучение на основе искусственных нейронных сетей в эконометрических задачах и задачах управления технологическими процессами используется как метод анализа необработанных данных, который требует намного меньше априорных гипотез и теорий. Оно позволяет повысить точность прогнозирования при постоянных параметрах интерпретируемости. Искусственные глубокие нейронные сети (ИГНС) при анализе больших данных на компьютерах большой вычислительной мощности значительно производительнее и точнее методов машинного обучения в регрессионных задачах и задачах классификации [2]. В настоящее время остаётся не полностью исследована научная область по получению прогнозных решений при интеграции

МДВ и ИГНС, т.е. не полностью раскрыт потенциал эффективного использования ИГНС [3].

Для МДВ базисом является истинные предположения о структуре и функциональности исследуемой модели. Чем ближе к истинности эти предположения, тем точнее описание исследуемой модели даст МДВ. Однако в большинстве исследованиях экономического и управленческого характера нет удовлетворительных априорных знаний об исследуемой модели. При этом исследуемые модели часто бывают нелинейными, и даже добавление в МДВ параметрических функций с нелинейными членами не позволяют полностью и надёжно отобразить нелинейность такой модели [4].

Модель симуляции физических процессов управления производством (МСФПУП) технического объекта (например, робот, автомобиль и т.д.) или его элементов (рука робота, суппорт металлорежущего станка, шпиндель станка и т.д.) важна для решения задач диспетчеризации и управления как в робототехнике, так и производственном процессе получения каких-либо изделий (например, при использовании станков с ЧПУ в механическом производстве изделий или деталей). Далее под техническим объектом (ТО) будем понимать только объект, который управляется посредством электронной автоматики. Для того, чтобы спланировать задачу по перемещению ТО на основе системы автоматического управления (САУ), ТО может использовать свою МСФПУП для имитации воздействия разнообразных действий на окружающую среду, в том числе и на процесс производства изделий, а далее последовательно выбирать математические формализации, посредством которых управляются исполнительные механизмы (ИМ) ТО. Это позволяет достигнуть целевого заданного или желаемого состояния ТО. Эффективность выбора в САУ последовательности математических формализаций, описывающих симуляции физических процессов движения ТО, определяется точностью позиционирования ТО или его элементов. Таким образом, МСФПУП является важным элементов в проектировании САУ техническими объектами.

Для обеспечения точности позиционирования ТО в основном на современном этапе проектирования роботизированных устройств идут двумя путями: 1) доработка (совершенствование) аналитических математических МСФПУП, как детерминированных, так и стохастических; 2) использование систем с искусственным интеллектом на основе нейронных сетей, генетических алгоритмов и т.д. Первый путь не может учесть всех динамических явлений происходящих в зонах контакта ТО с окружающей средой, а значит не всегда точен, и в большинстве случаев отработка математической модели центральным процессором (CPU) ТО не характеризуется вычислениями в режиме реального времени (РРВ), что приводит к погрешности позиционирования ТО. Второй путь требует наличия огромного количества данных, чтобы первоначально смоделировать кластеры работы ТО в окружающей среде, а затем для определенного кластера выдать управляющие сигналы на ИМ ТО, но и этот путь не даёт хорошей надежности получения требуемой точности позиционирования ТО, хотя системы с искусственным интеллектом намного быстрее отрабатываются в CPU, чем аналитические математические МСФПУП.

Предлагается использовать метод остаточного обучения роботизированного устройства. Метод заключается в использовании последовательно следующих двух этапов: 1) первоначально используется аналитическая математическая МСФПУП, адаптированная (возможно упрощенная) для РРВ, чтобы выйти в заданную область позиционирования; 2) с использованием рекуррентной искусственной нейронной сети добавляются корректирующие сигналы в ИМ ТО. Это позволит не только повысить точность позиционирования ТО, но и не повысить время отработки программы в CPU, т.к. два эти этапа можно распараллелить на два потока ядра CPU или на два ядра CPU, что позволит применить этот метод для САУ РРВ.

Предлагаемая структура обобщенной модели гибридной САУ ТО представлена на рисунке 1. Эта модель основана на модели "черного ящика", учитывающая реальное состояние ТО и его действия в текущий момент времени, а также предсказывает следующее состояние ТО.

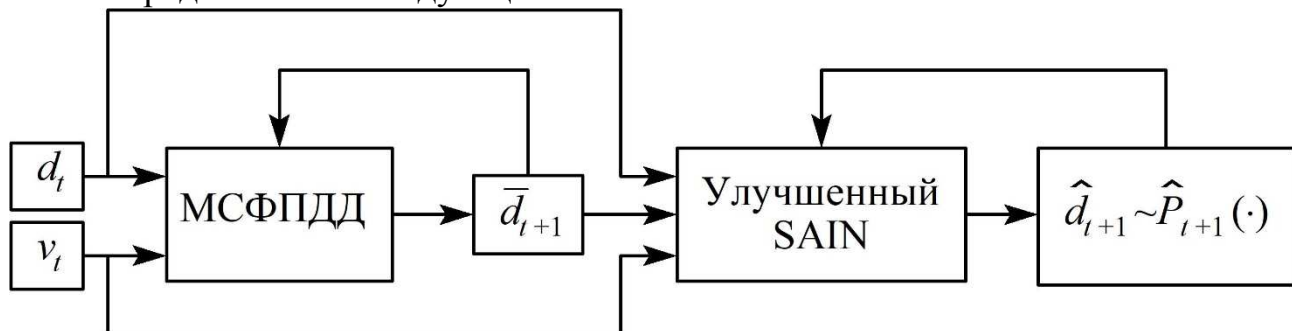


Рис. 1. Обобщенная гибридная САУ ТО с улучшенной SAIN улучшенную за счет эффективной выборки стохастических данных

Для рисунка 1 имеем следующие обозначения: d_t – состояние ТО в момент времени t ; v_t – действие ТО в момент времени t ; $\bar{d}_{t+1}$ – прогнозируемое состояние технического объекта после проведенных расчетов в МСФПУП; $\hat{d}_{t+1} \sim \hat{P}_{t+1}(\cdot)$ – прогнозируемое состояние технического объекта после проведенных расчетов в улучшенной SAIN за счет эффективной выборки стохастических данных $\hat{P}_{t+1}(\cdot)$.

Допустим, что для позиционирования технического объекта под индексом "1", т.е. ТО₁, используются три промежуточных технических объектов ТО₂, ТО₃ и ТО₄. Например, рука робота позиционирует кольцо посредством толкания круглой пластины, которая толкает квадратную пластину, а квадратная пластина толкает треугольную платину, и эта треугольная пластина толкает кольцо, которое необходимо позиционировать с заданной точностью. В этом случае предлагаем улучшенный SAIN и часто используемый SAIN [5] для четырех контактирующих ТО.

В экспериментах использовалась стандартная ИГНС на базе VGG-подобной (сверточная сеть для выделения признаков изображений) архитектуре. В ней используются сверточные слои во вспомогательной сети для выполнения послойного обучения с линейным вспомогательным классификатором [2]. ИГНС имеет J сверточных слоев с размером ядра 3x3 с начальной шириной 256 фильтров. Ширина каждого последующего сверточного слоя удваивается после

каждой операции объединения, которая выбрана в качестве обратимой понижающей дискретизации [2] вместо максимального объединения.

Предлагаемая гибридная модель обеспечивает более высокую точность позиционирования (максимально на 37%) сравнительно с самой лучшей моделью ГНС и требует в среднем на 23.5% меньше данных в сравнении с моделями ООДНС (объектно-ориентированные дифференцируемые нейронные симуляторы) и ГНС для достижения заданного уровня точности позиционирования технического объекта.

Также экспериментальные исследования выявили, что предлагаемая гибридная САУ на основе улучшенной SAIN имеет и недостатки. Поскольку предлагаемая гибридная модель управляется данными, она иногда может предсказывать результаты, которые физически невозможны из-за того, что нет механизма обеспечения соблюдения фундаментальных физических законов (таких как второй закон термодинамики, закон сохранения энергии).

Список литературы

1. Hicks R.L., Holland D.S., Kuriyama P.T., Schnier K.E. Choice sets for spatial discrete choice models in data rich environments // *Resource and Energy Economics*. 2020, vol. 60, p. 101148. DOI: 10.1016/j.reseneeco.2019.101148.
2. Ерохин В.В. Жадное послойное обучение сверточных нейронных сетей // *Мягкие измерения и вычисления*. – 2021. – Т. 48, №11. – С. 66-83. – DOI: 10.36871/2618-9976.2021.11.004.
3. Salas P., De la Fuente R., Astroza S., Carrasco J.A. A systematic comparative evaluation of machine learning classifiers and discrete choice models for travel mode choice in the presence of response heterogeneity // *Expert Systems with Applications*. 2022, vol. 193, p. 116253. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.116253.
4. Saxena S., Pinjari A.R., Bhat C.R. Multiple discrete-continuous choice models with additively separable utility functions and linear utility on outside good: Model properties and characterization of demand functions // *Transportation Research Part B: Methodological*. 2022, vol. 155, pp. 526-557. DOI: 10.1016/j.trb.2021.11.011.
5. Zhang Z., Wang Y., Zhang Z., Wang L., Huang H., Cao Q. A residual reinforcement learning method for robotic assembly using visual and force information // *Journal of Manufacturing Systems*. 2024, vol. 72, pp. 245-262. doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.11.008.

Сведения об авторах:

Ерохин Виктор Викторович – д.т.н., доцент, профессор кафедры «Математические методы и бизнес-информатика» МГИМО, профессор кафедры «Инновационное предпринимательство» МГТУ им. Н.Э. Баумана;

Ши Хан – аспирант.