

СИНТЕЗ НЕЙРОСЕТЕВОГО РЕГУЛЯТОРА ДЛЯ УПРАВЛЯЕМОЙ МОДЕЛИ КОНВЕЙЕРНОГО ТРАНСПОРТА

А.А. Петров

Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина
Россия, 399770, Елец, Коммунаров ул., 28
E-mail: xea191@yandex.ru

О.В. Дружинина

Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» РАН
Россия, 119333, Вавилова ул., 44, к.2
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: ovdruzh@mail.ru

О.Н. Масина

Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина
Россия, 399770, Елец, Коммунаров ул., 28
E-mail: olga121@inbox.ru

Ключевые слова: конвейерные системы, интеллектуальное управление, математическое моделирование, нейросетевые регуляторы, машинное обучение.

Аннотация: В настоящей работе изучается обобщенная математическая модель управляемого ленточного конвейера с переменным углом подъема. Модель задается с помощью системы четырех нелинейных дифференциальных уравнений с переключениями. В модели учитываются линейное перемещение ленты конвейера, изменение импульса системы, динамическое изменение угла подъема ленты относительно горизонта, осевое и линейное трение, демпфирование горизонтального положения конвейера, а также факторы плавной погрузки и мгновенной разгрузки грузов. Сформулирована задача оптимального управления перемещением ленты и угловым положением конвейера. Выполнен синтез нейросетевого регулятора для управления угловым положением конвейера. Разработано программное обеспечение на языке Julia с привлечением библиотек DifferentialEquations, Plots, BlackBoxOptim, а также оригинальной библиотеки нейросетевых вычислений. Представлены результаты вычислительных экспериментов, проведен сравнительный анализ эффективности управления для различных моделей конвейерных систем. Полученные результаты могут найти применение при решении задач моделирования управляемых динамических систем.

1. Введение

Математическое моделирование, проектирование, автоматизация и мониторинг систем конвейерного транспорта являются актуальными направлениями исследований [1-5]. В круг важных задач входят такие задачи, как разработка моделей конвейерных систем с учетом требований инновационных производств, задачи стабилизации тягового фактора конвейера, мониторинг динамической нагрузки конвейерных лент,

оптимизация параметров управления конвейером, идентификация моделей систем конвейерного транспорта, создание многофункциональных систем непрерывного транспорта. Решение указанных задач связано с необходимостью использования методов теории управления и искусственного интеллекта.

При математическом моделировании систем конвейерного транспорта используются такие инструменты искусственного интеллекта, как нечеткое управление, искусственные нейронные сети, нейронечеткое управление и машинное обучение [6-9]. Настоящая работа является продолжением исследований авторов [10, 11]. В частности, в [10] представлена модель ленточного конвейера с динамическим изменением угла между горизонтальной плоскостью и плоскостью ленты конвейера. В указанной модели учитывается влияние осевого трения. Проведен сравнительный анализ различных типов интеллектуального управления ленточным конвейером. В [11] рассмотрена задача синтеза нейросетевого регулятора для модели ленточного конвейера с динамическим позиционированием и с учетом плавной погрузки и мгновенной разгрузки грузов, но без обеспечения демпферной поддержки горизонтального положения. Уточнение моделей, рассмотренных в [10, 11] может учитывать различные факторы, среди которых следует отметить воздействие переходных процессов на динамику системы при изменении режимов нагрузки конвейера.

В настоящей работе изучается обобщенная математическая модель ленточного конвейера с переменным углом подъема. В этой модели учитывается динамика линейного перемещения ленты конвейера, изменение импульса системы, динамическое изменение угла подъема ленты относительно горизонта, осевое и линейное трение, а также демпфирование горизонтального положения конвейера. Предложенная модель учитывает факторы плавной погрузки и мгновенной разгрузки грузов. Сформулирована задача оптимального управления перемещением ленты и угловым положением конвейера. Выполнен синтез нейросетевого регулятора для управления угловым положением конвейера. Представлены результаты вычислительных экспериментов, проведен сравнительный анализ эффективности и робастности управления с применением нейросетевых алгоритмов.

2. Модели и методы

Рассматривается модель ленточного конвейера с динамическим позиционированием, которая описывается системой дифференциальных уравнений

$$(1) \quad \begin{aligned} \dot{x} &= \frac{p}{m}, \\ \dot{p} &= u_p(t) - k \frac{p}{m} - (m - m_0)g \sin(\alpha_0), \\ \dot{\alpha}_0 &= \alpha_1, \\ \dot{\alpha}_1 &= \frac{u_\alpha - \gamma(\alpha_0)}{m c \varepsilon^2} - \frac{g \cos(\alpha_0)}{\varepsilon} + \left(\alpha_0 + \frac{\varepsilon_0}{g} \right)^{-\tau}, \\ u_p, u_\alpha &\in U, \varepsilon \in E, m \in M, \end{aligned}$$

где входящие величины пояснены в таблице 1.

Таблица 1. Фазовые переменные и параметры модели (1).

Переменные/параметры	Пояснение
x	линейное перемещение ленты конвейера
p	импульс конвейерной системы
α_0	угол подъема ленты относительно горизонтального положения

α_1	угловая скорость движения конвейера
m	полная масса конвейера
m_0	масса ленты конвейера
u_α	управление угловым положением конвейера
u_p	управление импульсом конвейера
c	коэффициент момента импульса системы
ε	положение тяжести
ε_0	усредненное положение центра тяжести
τ	коэффициент упругости демпфера горизонтального положения
$\gamma(\alpha_0)$	функция осевого сопротивления

Внешние возмущения, связанные с установкой грузов на ленту, представляют собой векторы (ε, m) множества, образуемого декартовым произведением $E \times M$. Мы предлагаем реализацию расчета конкретных значений векторов (ε, m) на основе имитационного алгоритма. Изменение массы грузов на ленте определяется алгоритмами переключений масс двух типов: 1) мгновенной погрузкой и мгновенной разгрузкой, 2) с плавной погрузкой и мгновенной разгрузкой. Физический смысл плавной погрузки заключается в постепенной передаче кинетической энергии от ленты к грузу. В алгоритме с мгновенной погрузкой данный эффект не учитывается.

Постановка задачи оптимального управления для модели (1) состоит в следующем. Необходимо с помощью управлений u_p, u_α осуществить переходный процесс и стабилизировать фазовое состояние системы (1) вблизи целевой точки $E(\dot{x}_1, \alpha_{01}, \alpha_{11})$, с учетом ограничения на время переходного процесса и с учетом инвариантности по отношению к начальным условиям. Мы предлагаем следующий критерий оптимальности

$$(2) \quad \lim_{t_n \rightarrow \infty} \frac{1}{t_n} \int_0^{t_n} \|E - X(t)\| dt \rightarrow \min,$$

где $t \in (0, t_n), X = (\dot{x}(t), \alpha_0(t), \alpha_1(t))$. Смысл указанного критерия заключается в осуществлении максимально быстрого переходного процесса и поддержания требуемого фазового состояния системы (1) с учетом возникающих при демпфировании колебаний вблизи нулевого состояния равновесия.

3. Синтез регуляторов и результаты вычислительных экспериментов

Для реализации управления углом подъема конвейера в условиях неопределенных внешних возмущений мы предлагаем два типа алгоритмов: 1) алгоритм управления со скользящим режимом для генерации u_p ; 2) алгоритм нейросетевого управления для генерации u_α . Нейросетевой регулятор основан на применении полносвязной нейросети с одним скрытым слоем. Структура указанного регулятора представлена на рис. 1.



Рис. 1. Структура нейросетевого регулятора для динамической модели ленточного конвейера.

Топология нейросети, предназначенной для построения управляющих воздействий для u_α в модели (1), имеет следующее описание. В качестве данных, подаваемых на входной слой, мы рассматриваем угловую скорость α_1 и ошибку $\tilde{\alpha}_0$. В скрытом и выходном слоях реализуется тангенциальная функция активации. Во входном и скрытом слоях используются нейроны смещения. Результатом работы нейросети на каждом шаге является значение управляющей функции $u_\alpha(t)$. Соответствующий нейросетевой регулятор реализует принцип управления с обратной связью с учетом функции ошибки и ее производной по времени. Обучение нейросети осуществляется на основе обучения с подкреплением.

Сущность алгоритма обучения заключается в минимизации взвешенного значения численных оценок, получаемых согласно критерию (2). На каждом этапе осуществляется поиск n решений уравнений (1) с последующим расчетом значения $H = \mu(\|E - X(t)\|)$, где μ – функция среднего значения. Алгоритм реализован с использованием языка Julia и библиотек DifferentialEquations.jl и BlackBoxOptim.jl [12].

Выполнена серия вычислительных экспериментов и получены результаты работы нейросетевого регулятора для модели (1) при выбранных начальных условиях и параметрах модели. Проведен анализ траекторной динамики, графиков управления, графиков углового положения, графиков линейной скорости с учетом сравнения с моделью ленточного конвейера, в котором не задействован механизм демпфирования углового положения ленты. Указанные графики для модели (1) в целом согласуются с полученными ранее графиками для более простой модели [11], однако демонстрируют наличие положительных эффектов, связанных с использованием механизма демпфирования.

Представлен сравнительный анализ результатов синтеза и функционирования нейросетевых регуляторов модели (1) и ее модификации, в которой не учитывается демпфирование горизонтального положения ленты. В частности, на рис. 2 приведены траектории угла подъема для модели (1) и упрощенной модели, предложенной в [11].

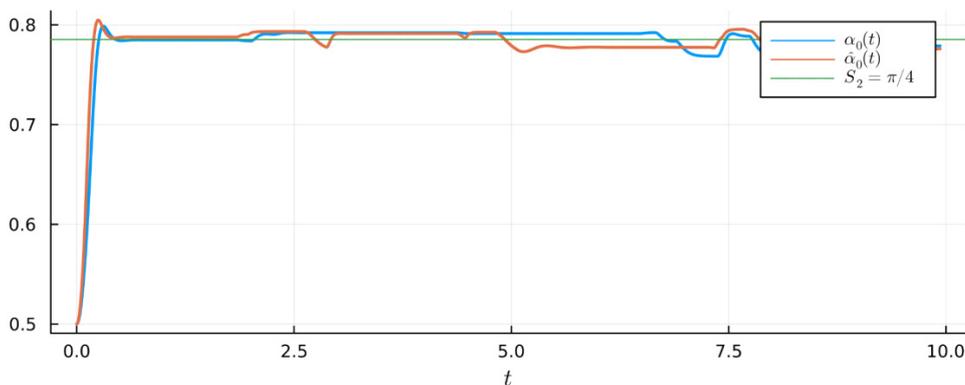


Рис. 2. Траектории углового положения для модели (1) и модели конвейера без демпфирования.

На рис. 2 через $\alpha_0(t)$ обозначена траектория модели (1) с учетом выбранного набора параметров, через $\hat{\alpha}_0(t)$ обозначена траектория упрощенной модели при тех же параметрах. Для управления угловыми положениям обеих моделей использован синтезированный нейросетевой регулятор. Эксперименты показали незначительное влияние демпфера на динамику, что согласуется с особенностями постановки задачи и параметрами модели. Также проведены вычислительные эксперименты для модификации модели (1), в которой учитывается не плавная погрузка грузов, а мгновенная. Выполнен сравнительный анализ траекторной динамики модели (1) и

указанной модификации с учетом реализации синтезированного нейросетевого регулятора.

4. Заключение

В настоящей работе развит подход к моделированию управляемых конвейерных систем с интеллектуальным управлением на основе использования нейросетевых регуляторов. Результаты численных экспериментов показали согласованность с условиями постановок задач оптимального управления для различных моделей конвейерных систем. Синтез нейросетевых регуляторов позволил осуществить сравнительный анализ траекторной динамики управляемых моделей. Разработано программное обеспечение с применением языка Julia. К перспективным направлениям исследования можно отнести реализацию модели конвейера с плавной разгрузкой, а также построение для различных моделей конвейерных систем таких типов регуляторов, как нейронечеткий регулятор и нейро-ПИД регулятор.

Список литературы

1. Дмитриева В.В., Сизин П.Е. Анализ моделей ленточного конвейера при различном числе аппроксимирующих масс // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2022. № 1. С. 34-46.
2. Andrejiova M., Grincova A., Marasova, D. Monitoring dynamic loading of conveyer belts by measuring local peak impact forces // Measurement. 2020. Vol. 158. P. 107690.
3. He D., Liu X., Zhong B. Sustainable belt conveyor operation by active speed control // Measurement. 2020. Vol. 154. P. 107458.
4. Mathaba T., Xia X. Optimal and energy efficient operation of conveyor belt systems with downhill conveyors // Energy Efficiency and Sustainability. 2017. Vol. 10, No. 2. P. 405-417.
5. Subba Rao D.V. The Belt Conveyor: A Concise Basic Course. N.Y.: CRC Press, 2020. 188 p.
6. Aliworom C., Uzoechi L., Olubiwe M. Design of fuzzy logic tracking controller for industrial conveyor system // International Journal of Engineering Trends and Technology. 2018. Vol. 61. P. 64-71.
7. Khalid H. Implementation of artificial neural network to achieve speed control and power saving of a belt conveyor system // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2021. Vol. 2. P. 44-53.
8. Lutfy O.F., Selamat H., Mohd Noor S.B. Intelligent modeling and control of a conveyor belt grain dryer using a simplified type 2 neuro-fuzzy controller // Drying Technology. 2015. Vol. 33. P. 1210-1222.
9. Žvirblis T., Petkevicius L., Bzinkowski D., Vaitkus D., Vaitkus P., Rucki M., Kilikevičius A. Investigation of deep learning models on identification of minimum signal length for precise classification of conveyor rubber belt loads // Advances in Mechanical Engineering. 2022. Vol. 14, No 6. P. 1-13.
10. Masina O.N., Druzhinina O.V., Petrov A.A. Controllers synthesis for computer research of dynamic conveyor belt model using intelligent algorithms // Lecture Notes in Networks and Systems. 2022. Vol. 502. P. 462-473.
11. Petrov A.A., Druzhinina O.V., Masina O.N. Neural network control of a belt conveyor model with a dynamic angle of elevation // Lecture Notes in Networks and Systems. 2023. Vol. 724. P. 733-746.
12. Bezanson J., Edelman A., Karpinski S., Shah V.B. Julia: a fresh approach to numerical computing // SIAM Review. 2017. Vol. 59, No. 1. P. 65-98.