

Применение рекуррентной нейронной сети для идентификации динамики стенда типа центрифуги

Г. С. Бугрий¹

Предложен алгоритм построения идентификатора на базе рекуррентной нейронной сети и показана его применимость на динамическом стенде типа центрифуги.

Ключевые слова: рекуррентная нейронная сеть, непараметрическая идентификация, центрифуга, динамическая имитация.

1. Введение

В задачах управления нелинейными динамическими системами обычно требуется наличие адекватной математической модели в пространстве состояний. Обычно по экспериментальным данным входных и выходных сигналов строится параметрическая либо непараметрическая модель рассматриваемой системы. В случае наличия информации об уравнениях модели, задача обычно сводится к идентификации параметров системы. Далеко не всегда удается дать адекватное математическое описание процессов, происходящих в системе, либо сама система может представляться "черным ящиком". В таких случаях применима непараметрическая идентификация, то есть идентификация динамики системы.

Подобные проблемы часто встречаются в задачах управления различными кинематическими схемами, на которых базируются динамические тренажерные стенды. В данной работе рассматривается динамический стенд типа центрифуги с управляемым кардановым подвесом, для которого предлагается метод построения непараметрической адаптивной модели на базе рекуррентной нейронной сети.

2. Основной раздел

На рисунке 1 представлена схема рассматриваемого стенда. Управление осуществляется согласно алгоритму динамической имитации сенсорного

¹*Бугрий Григорий Степанович* — младший научный сотрудник лаборатории математического обеспечения имитационных динамических систем мех.-мат. ф-та МГУ, e-mail: gregbugr@vrmsu.ru.

Bugriy Grigory Stepanovich — junior researcher, Lomonosov Moscow State University, Faculty of Mechanics and Mathematics, MOIDS laboratory.

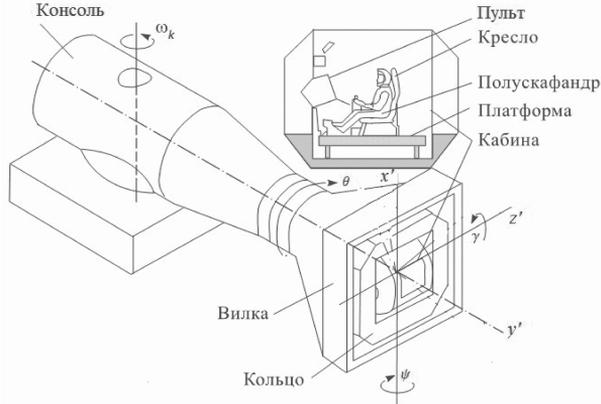


Рис. 1. Динамический стенд «Центрифуга ЦФ-18» с трёхстепенным кардановым подвесом в Центре подготовки космонавтов им. Ю. А. Гагарина

конфликта невесомости [1], [2] по следующим законам: угловая скорость вращения консоли

$$\omega = \omega_0 + \omega_1 \cdot \sin 2\pi\nu t, \quad (1)$$

где ω_0 и ω_1 выбираются так, чтобы величина $\max \omega^2 l / g_0$ находилась в диапазоне 0.2–0.3, частота ν – в диапазоне 0.1–0.3 Гц, а g_0 и l – модуль ускорения свободного падения и длина плеча центрифуги соответственно. В то же время, вилка закреплена на угол $\theta = 90^\circ$, а кольцо и кабина меняют свои положения согласно:

$$\begin{aligned} \psi &= \frac{\pi}{2} + \arctan S_0, \quad \gamma = \frac{\pi}{2} - \arcsin \frac{S_1}{\sqrt{S_1^2 + S_2^2}}, \\ S_0 &= \frac{\omega^2 l}{g_0}, \quad S_1 = \frac{\dot{\omega} l}{g_0}, \quad S_2 = \sin \psi - S_0 \cos \psi. \end{aligned} \quad (2)$$

Работу стенда будем рассматривать как “черный ящик” с входом u и выходом x – показаниями акселерометров, расположенных в кабине:

$$u = \left[\frac{\omega^2 l}{g_0}, \psi, \gamma \right]^T, \quad x = [x_0, x_1, x_2]^T. \quad (3)$$

В качестве адаптивного идентификатора системы будем использовать рекуррентную нейронную сеть вида

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1) &= A\hat{x}(k) + \check{W}_1(k)\sigma(\hat{x}(k)) + \check{W}_2(k)\varphi(\hat{x}(k))u(k), \\ \check{W}_1(k) &= \frac{W_1(k+1) + W_1(k)}{2}, \quad \check{W}_2(k) = \frac{W_2(k+1) + W_2(k)}{2}, \end{aligned} \quad (4)$$

где $\hat{x}(k)$ – оценка вектора состояния на k -ом шаге, $\sigma(\hat{x}(k)): \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^6$ и $\varphi(\hat{x}(k)): \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^{6 \times 3}$ – функции активации, представленные в виде сигмоидальных функций

$$\sigma_i(\hat{x}(k)) = a_i(1 + e^{-b_i\hat{x}(k)})^{-1}, \quad \varphi_{i,j}(\hat{x}(k)) = c_{i,j}(1 + e^{-d_{i,j}\hat{x}(k)})^{-1}. \quad (5)$$

Веса $W_1 \in \mathbb{R}^{3 \times 6}$, $W_2 \in \mathbb{R}^{3 \times 6}$ итеративно находятся на каждом новом шаге $k+1$ по законам, описанным в работе [3], что принято называть процессом обучения. Особенностью нейронных сетей подобного рода является постоянный процесс нахождения весов, зависящих от ошибки оценки вектора состояния на предыдущем шаге $\Delta(k) = x(k) - \hat{x}(k)$, значений функций активации (5), текущего состояния самих весов и, в случае веса \check{W}_2 , входного сигнала $u(k)$. Также в закон обучения входят матрицы $A \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ и $P \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, удовлетворяющие уравнению Риккати, A устойчива, а P симметрическая, положительно определенная.

3. Постановка и решение задачи нейроидентификации

Основной целью данной работы является создание идентификатора удовлетворяющего следующему критерию: построение идентификатора будем считать успешным, если после обучения РНН (4) на экспериментальных данных, подача нового входного сигнала $u^*(k)$, с тем же периодом, но с другой амплитудой, приводит к адекватному поведению модели при использовании уже найденных ранее весов $\check{W}_1(k)$, $\check{W}_2(k)$.

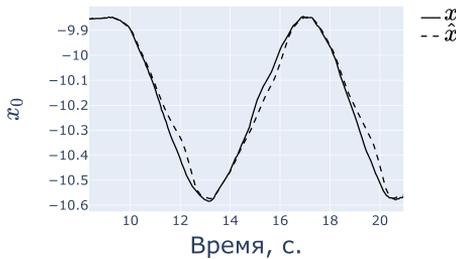


Рис. 2. Идентификация с обучением

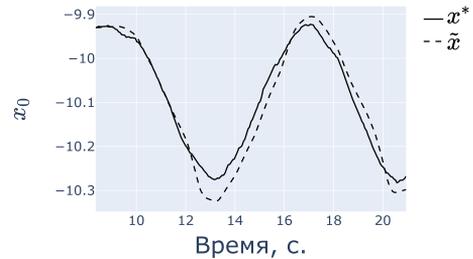


Рис. 3. Идентификация без обучения

$$\tilde{x}(k+1) = A\tilde{x}(k) + \check{W}_1(k)\sigma(k) + \check{W}_2(k)\varphi(k)u^*(k), \quad (6)$$

\tilde{x} – оценка вектора состояния при новом входном сигнале u^* .

Было проведено два эксперимента с разными амплитудами подаваемого управления. В результате обучения нейросети на данных (u, x) с большей амплитудой (рисунок 2), получен удовлетворительный результат работы идентификатора на выборке (u^*, x^*) с меньшей амплитудой (рисунок 3). Построенный идентификатор показал свою работоспособность для определения неизвестной динамики в пространстве состояния и в дальнейшем послужит основой для решения задачи управления.

Список литературы

- [1] В. А. Садовничий, В. В. Александров, Т. Б. Александрова, Т. Г. Астахова, Ю. О. Мамасуева, Л. И. Воронин, А. В. Мамасуев, “Математическое моделирование физиологических систем и динамическая имитация сенсорного конфликта невесомости”, *Фундамент. и прикл. матем.*, **3:1** (1997), 129–147.
- [2] В. В. Александров, С. С. Лемак, “Алгоритмы динамической имитации для стенда-тренажёра пилотируемых полетов на базе центрифуги с управляемым кардановым подвесом”, *Фундамент. и прикл. матем.*, **22:2** (2018), 19–32.
- [3] I. Salgado and I. Chairez, “Nonlinear discrete time neural network observer”, *Neurocomputing*, **101** (2013), 73-81.

Application of a recurrent neural network to identify dynamics of a centrifuge-type stand Bugriy Grigory Stepanovich

An algorithm for an identifier design based on a recurrent neural network is proposed and its applicability on a centrifuge-type stand.

Keywords: recurrent neural network, non-parametric identifier, centrifuge, motion cueing.

References

- [1] V. A. Sadovnichy, V. V. Alexandrov, T. B. Alexandrova, T. G. Astahova, Yu. O. Mamasueva, L. I. Voronin, A. V. Mamasuev, “Physiological systems mathematical modelling and weightlessness sensory conflict dynamic simulation”, *Fundamentalnaya i prikladnaya matematika*, **3:1** (1997), 129–147 (In Russian).

- [2] V. V. Alexandrov, S. S. Lemak, “Algorithms of dynamic piloted flight simulator stand based on a centrifuge with a controlled Cardan suspension”, *Fundamentalnaya i prikladnaya matematika*, **22:2** (2018), 19–32 (In Russian).
- [3] I. Salgado and I. Chairez, “Nonlinear discrete time neural network observer”, *Neurocomputing*, **101** (2013), 73-81.