

УДК 004.896

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД УПРАВЛЕНИЯ АДАПТИВНОЙ СИСТЕМОЙ ИМИТАЦИИ ФИЗИЧЕСКИХ НАГРУЗОК*

А.Д. Обухов, А.А. Сиухин

Тамбовский государственный технический университет
Россия, 392000, г. Тамбов, ул. Советская, 106

E-mail: obuhov.art@gmail.com

Аннотация. В данном исследовании рассматривается предметная область систем имитации физических нагрузок, реализуемых на основе управляемых беговых платформ. Время, потраченное системой управления на получение и обработку информации о состоянии пользователя и системы, вызывает программно-аппаратное запаздывание, которое препятствует своевременной реакции системы на естественное перемещение пользователя. Проблему запаздывания системы управления нельзя решить использованием прямых данных состояний человеко-машинной системы. Целью представленного исследования является разработка нового метода управления, позволяющего осуществить анализ состояния пользователя и платформы, прогнозирование его движений и организовать процесс управления системой имитации физических нагрузок. Метод реализуется с применением нейронных сетей. Научная новизна метода заключается в использовании нейронных сетей для решения задач прогнозирования действий пользователя и автоматизации принятия решений по управлению системой имитации физических нагрузок. Каждая представленная нейронная сеть сформирована для выполнения отдельных задач. Первая – для создания прогноза изменения состояний человеко-машинной системы. Вторая – для определения принадлежности спрогнозированного состояния какому-либо состоянию в исторических данных. Третья определяет требуемое изменение состояний параметров человеко-машинной системы для достижения спрогнозированного состояния. Возможности использования описанного подхода представлены на примере беговой дорожки, которая адаптируется к реальным параметрам передвижения пользователя. Полученные результаты подтверждают значительное снижение сложности реализации процесса управления после применения нейросетевого метода. Область применения нейросетевого метода управления – адаптивные информационные системы и системы автоматического управления, в которых необходимо минимизировать время запаздывания системы и реакции на действия пользователя.

Ключевые слова: нейросетевой метод управления, нейронные сети, адаптивные системы управления, имитация физических нагрузок.

Введение

Для обеспечения полного погружения человека в виртуальное окружение при его подготовке на тренажерных, диагностических и развлекательных комплексах необходимо решить задачу качественного перемещения по виртуальному пространству. Использование контроллеров или жестов в данном случае является промежуточным, недостаточным и неполноценным решением. Поэтому активно развивается направление по созданию и интеграции систем имитации физических нагрузок для естественного взаимодействия с виртуальной реальностью. В основе таких систем – беговые дорожки, платформы или иные конструк-

*Работа выполнена в рамках гранта РФФИ (проекта № 19-07-00660).

Обухов Артем Дмитриевич (к.т.н.), доцент кафедры «Системы автоматизированной поддержки принятия решений»

Сиухин Александр Андреевич, аспирант.

ционные решения, позволяющие пассивно или активно организовывать процесс перемещения.

Существует два принципиально различных подхода созданию платформ для перемещения человека по виртуальному пространству. Первый подход, позволяющий осуществить процесс перемещения человека в разных направлениях, реализован без использования систем управления. Такие платформы называются пассивными, в них используются скользящие поверхности, что не позволяет реализовать требуемую нагрузку на мышцы человека. Пассивные системы часто не содержат электроники и не требуют каких-либо систем управления, но в связи с отсутствием сил трения область их использования ограничена развлекательными платформами. Второй подход к созданию платформ реализован с использованием систем активного управления. Такие платформы называются активными. Примером активной платформы является беговая дорожка, скорость полотна которой рассчитывается системой управления автоматически, в зависимости от скорости перемещения пользователя. Помимо отслеживания направления и скорости перемещения человека такие платформы позволяют осуществлять создание реальных физических нагрузок, аналогичных свободному перемещению человека. В области создания тренажерных комплексов и подготовки кадров наибольший научный интерес представляют именно активные тренажерные платформы, способные создавать физическую нагрузку, аналогичную реальной возникающей при перемещении на большие расстояния; такие платформы называются имитаторами физических нагрузок [1, 2].

В рамках данного исследования рассматривается математическая модель системы управления имитатором физических нагрузок, разработанная с учетом анализа существующих подходов к организации процесса управления в системах подобного рода, а также предложен метод на основе нейронных сетей для автоматизации процессов управления. Применение методов машинного обучения позволило адаптировать скорость движения бегового полотна системы под индивидуальные особенности пользователей.

Анализ подходов к управлению системами имитации физических нагрузок

Во всех существующих имитаторах физических нагрузок присутствует проблема с запаздыванием реакции системы управления на действия пользователя. Например, при остановке пользователя полотно дорожки в течение нескольких секунд продолжать движение или сбрасывает скорость, что приводит к негативным последствиям для пользователей, таким как расстройство вестибулярного аппарата, укачивание, потеря равновесия, тошнота [3]. Все эти факторы негативно влияют на погружение человека в виртуальное пространство и препятствуют процессу подготовки [4–9].

Существующие алгоритмы управления, основанные на расчетах изменения скорости полотна в зависимости от скорости пользователей, не позволяют задать имитатору скорость пользователя, что вызвано наличием программно-аппаратного запаздывания сбора и обработки информации. Обычно подобные имитаторы реализуются на основе оценки текущего положения пользователя, его удаленности от некоторой нулевой точки и, соответственно, на регулировании скорости движения поверхности дорожки в зависимости от этого расстояния. Кроме запаздывания системы управления особое значение в механических системах имеет инертность, т. к. даже мгновенное отключение питания исполни-

тельных элементов аппаратной системы не позволит остановить беговое полотно [2, 4, 7–11].

Поэтому перспективным направлением является создание систем управления на основе нейронных сетей не только для анализа законов движения, но и для прогнозирования состояния пользователя или внешней среды (например, сил инерции) и управления компонентами адаптивной системы имитации (АСИ). Здесь можно выделить два основных варианта решения задачи [6–7, 14–16].

Первый вариант основан на использовании нейронных сетей для классификации действий пользователя [17–19]. Обозначим данный подход как частично нейросетевое управление, так как нейронные сети будут использоваться только для выбора режима функционирования системы. Для его реализации необходимо выполнить следующие действия:

1. Осуществить сбор данных UC о пользователе, системе и внешних объектах (обозначим их совокупность как множество характеристик информационных объектов).

2. Определить перечень возможных состояний US информационных объектов, а также состояний S системы управления.

3. Соотнести последовательности данных об информационных объектах с выполняемыми системой управления в данный момент действиями A .

4. Использовать полученные пары «набор координат – действие» в качестве исходных данных для обучения нейронной сети.

5. Осуществить обучение нейронной сети.

6. Разработать вторую нейронную сеть, которая на основе значений i -го набора формирует значения $(i+1)$ -го набора [20]. Таким образом, возможно осуществить прогнозирование состояния информационных объектов и минимизировать влияния запаздывания процессов обработки и передачи данных системы управления.

7. Интегрировать нейронные сети в систему управления для прогнозирования и последующей классификации действий информационных объектов и выбора на основе полученных от нее результатов необходимых режимов функционирования или действий.

Так как режим определяется не на основе текущих данных, а с некоторым прогнозом, система реагирует на действия раньше, что приводит к сокращению негативных последствий и эффекта запаздывания. В качестве архитектуры рекомендуется использовать многослойную плотную либо рекуррентную сеть.

Второй вариант основан на использовании нейронных сетей для полноценного управления системой. Обозначим данный подход как полное нейросетевое управление [21]. Его реализация включает следующие этапы:

1. Осуществить сбор данных U о состояниях информационных объектов.

2. Осуществить сбор данных S о состоянии системы управления.

3. Реализовать функцию награды Q , зависящую от текущего состояния системы S . Данная функция стремится к $S(Q) \rightarrow 1$ при оптимальном состоянии системы (информационные объекты функционируют в соответствии с требованиями, все ограничения выполнены, метрики показывают допустимые значения) и к $S(Q) \rightarrow 0$ в остальных случаях (понижение значений метрик качества функционирования системы, неправильные параметры информационных объектов и так далее).

4. Сформировать набор действий A , которыми можно воздействовать на систему.

5. Обучить рекуррентную нейронную сеть, на вход которой поступает сочетание состояния системы S , состояния информационных объектов U и возможные действия A . Для каждого сочетания вычисляется функция Q . Для наиболее правильных действий Q будет стремиться к 1, а для остальных (неправильных) – к нулю.

6. Нейронная сеть может тренироваться на подготовленных или сгенерированных данных.

7. Обученная нейронная сеть интегрируется в систему управления.

В качестве целевой функции можно использовать максимальную сумму значений функций наград или максимальное время нахождения системы в оптимальном режиме функционирования. Согласно предложенному методу по текущему состоянию системы и действиям пользователя нейронная сеть подбирает действия, обеспечивающие максимальную награду и, следовательно, оптимальные в данной ситуации.

Второй подход выглядит более перспективным, однако отличается большей трудоемкостью и сложностью реализации, а также необходимостью длительного обучения и тщательного тестирования.

Формализация нейросетевого метода управления

Перед формализацией нейросетевого метода управления рассмотрим основные объекты в данной области.

Пусть задана математическая модель системы управления M :

$$M(U, S) = A, \quad (1)$$

где U – множество информационных объектов, включающее множество их характеристик UC и состояний US в моменты времени T :

$$U = \bigcup_{t_i \in T} \{UC(t_i) \times US(t_i)\}. \quad (2)$$

Для конкретного информационного объекта получим:

$$u_n = \{UC_n(t_i) \times US_n(t_i) | u_n \in U, t_i \in T\}. \quad (3)$$

Каждому замеру соответствует V параметров $uc_{n,i,j}$, отражающих характеристики объекта в момент времени t_i :

$$UC_n(t_i) = \{uc_{n,i,j} | j = \overline{1..V}\}, UC_n(t_i) \in UC(t_i). \quad (4)$$

В каждый момент времени t_i информационный объект U имеет определенное и единственное состояние из множества всех возможных $US(t_i) \in \{us_1, us_2, \dots, us_m\}$:

$$US_n(t_i) = us_l, us_l \in US(t_i), \quad (5)$$

S – множество состояний системы управления, характеризующих параметры системы в момент времени t_i :

$$S = \{S_i(t_i) | t_i \in T\}; \quad (6)$$

A – реакция системы управления в ответ на изменение состояния системы и информационных объектов:

$$A = \{a_i | i = \overline{1..N}\}; \quad (7)$$

N – конечное число возможных изменений состояний системы.

Формализуем метод частичного нейросетевого управления.

Сформируем структуру нейронной сети NN_C , осуществляющей преобразование. В качестве входных данных о характеристиках объекта могут использоваться как только текущие значения

$$NN_C : UC_n(t_i) \rightarrow US_n(t_i), \quad (8)$$

так и некоторая их совокупность за определенный отрезок времени w , которая рассчитывается согласно

$$UC_n^h(t_i, w) = \{UC_n(t_{i-w}), UC_n(t_{i-(w-1)}), \dots, UC_n(t_i)\}. \quad (9)$$

Использование в расчетах данных с промежутка времени (9) может быть предпочтительнее, так как позволяет выделить динамику действий пользователя. В общем виде тогда обозначим преобразование NN_C в следующей форме:

$$NN_C : UC_n^h(t_i, w) \rightarrow US_n(t_i) | w = \overline{1..H}, \quad (10)$$

где H – длина истории характеристик информационного объекта.

Для устранения эффекта запаздывания при принятии решений в системе управления необходимо не только оперировать текущими характеристиками объектов и их состояниями, но и прогнозировать предстоящие. Обозначим $UC_n^d(t_i, \tau)$ – прогноз характеристик объекта относительно момента времени t_i , которых достигнет объект UC_n через время $\tau \geq \theta$ (θ – запаздывание системы):

$$UC_n^d(t_i, \tau) = \{UC_n(t_i), UC_n(t_{i+1}), \dots, UC_n(t_{i+\tau}) | \tau \geq \theta\}. \quad (11)$$

Для получения $UC_n^d(t_i, \tau)$ обучим нейронную сеть прогнозирования NN_F , принимающую на вход историю характеристик $UC_n^h(t_i, w)$ информационного объекта, а на выходе формирующую $UC_n^d(t_i, \tau)$:

$$NN_F : UC_n^h(t_i, w) \rightarrow UC_n^d(t_i, \tau). \quad (12)$$

Тогда для решения задачи частичного нейросетевого управления с учетом эффекта запаздывания θ системы на τ моментов времени необходимо сформулировать отображение:

$$NN_A : NN_C \left(NN_F \left(UC_n^h(t_i, w) \right) \right) \rightarrow A. \quad (13)$$

Таким образом, три нейронные сети работают последовательно:

– 1-я нейронная сеть осуществляет прогноз характеристик информационного объекта $NN_F \left(UC_n^h(t_i, w) \right) = UC_n^d(t_i, \tau)$;

– 2-я сопоставляет с характеристиками объекта его возможное состояние:

$$NN_C \left(UC_n^d(t_i, \tau) \right) = US_n(t_{i+\tau});$$

– 3-я сопоставляет состояние объекта и необходимое действие в системе управления: $NN_A \left(US_n(t_{i+\tau}) \right) = a_i$.

Таким образом, решаются две обозначенные проблемы: минимизируется эффект запаздывания за счет обработки не только текущих данных, а данных исторических изменений состояний; формируется прогноз состояний системы; осуществляется управление системой на основе анализа изменений состояния информационных объектов в автоматическом режиме.

На этапе (13) возможны различные модификации: к состоянию информационных объектов могут быть добавлены их характеристики или параметры самой системы управления, текущий режим и так далее. Увеличение количества входных переменных позволит реализовать систему на основе нейросетевого управления более гибко.

Рассмотрим реализацию полного нейросетевого управления.

На первом этапе осуществим сбор данных о характеристиках $UC_n(t_i)$ и состоянии $US_n(t_i)$ информационного объекта.

На следующем этапе необходимо реализовать функцию наград; подход основан на использовании некоторых функциональных зависимостей или метрик, оценивающих характеристики или состояния объекта относительно их эталонного поведения:

$$Q = \begin{cases} 1, & \text{если } \left| TU(u_n(t_i)) - TS(u_n(t_i)) \right| < \Delta T, \\ 0, & \text{если } \left| TU(u_n(t_i)) - TS(u_n(t_i)) \right| \geq \Delta T, \end{cases} \quad (14)$$

где $TU(u_n(t_i))$ – эталонное поведение объекта u_i в момент времени t_i ;

$TS(u_n(t_i))$ – реальное поведение объекта u_i в момент времени t_i ;

ΔT – допустимое отклонение поведения значений характеристик объектов (метрик).

Далее сформулируем набор действий A , которые может осуществлять система управления. Обучим на наборе собранных данных о взаимодействии информационных объектов с системой рекуррентную нейронную сеть, осуществляющую отображение:

$$NN_R : (S, U, A) \rightarrow Q. \quad (15)$$

Обучение осуществляется итерационно. Для каждого возможного набора S, U, A вычисляется значение функции Q . Затем обученная сеть используется для определения для текущих S и U оптимального действия $a_i \in A \mid i = \overline{1..N}$, при котором $Q \rightarrow \max$.

Представленный нейросетевой метод управления может использоваться в системах с большим количеством информационных объектов, законы функционирования которых не обозначены в явном виде.

Научная новизна предложенного подхода заключается в формализации и применении трех моделей нейронных сетей (классификации, прогнозирования и управления) с целью компенсации эффекта запаздывания в системах автоматического управления. В полном нейросетевом управлении используется механизм обучения функцией наград (Q-learning), что обеспечивает большую гибкость работы системы управления в условиях отсутствия известных законов функционирования информационных объектов.

Практическая реализация нейросетевого метода управления

Для апробации нейросетевого метода управления использовалась тестовая система управления по определению положения информационного объекта в одномерном пространстве (имитация перемещения человека по беговой дорожке с двумя направлениями). В данной системе необходимо корректировать скорость движения бегового полотна (пространства) в соответствии с положением объекта на нем.

Для системы выбраны следующие параметры:

- размеры пространства от -1 до 1;
- скорость движения пространства от -3 до 3;
- начальное положение объекта в 0.

На каждой итерации объект делает случайное перемещение в одном из направлений, что приводит к изменению его координаты. Пространство смещается в соответствии с этим сдвигом, возвращая объект в начальное положение. Замеры осуществляются дискретно через равные промежутки времени.

На первом этапе сформулирован эталон – набор исходных данных для обучения нейронной сети. В эталоне на каждом шаге проверяется положение объекта на пространстве, после чего скорость увеличивается (если объект в положительной половине пространства) либо уменьшается с шагом 1.

Для системы управления заданы действия по изменению скорости пространства. Всего задано 7 скоростей в диапазоне $[-3, 3]$. Имеется возможность мгновенного переключения скорости; таким образом, количество возможных действий составляет 13 (изменения с шагом 1 от -6 до +6).

Классический подход заключается в реализации линейного закона управления – чем дальше объект удален от некоторой нулевой точки, тем выше скорость. Добавлено несколько ключевых положений для возможности свободного перемещения в определенной безопасной зоне. Скорость округляется до десятых, что в теории обеспечивает высокую плавность ее изменения.

Нейросетевой подход реализует частичное нейросетевое управление на основе трех нейронных сетей для анализа положения объекта, его прогнозирования и выбора текущего действия системы.

Первая нейронная сеть используется для прогнозирования движений объекта и устранения тем самым программной задержки. Вторая нейронная сеть используется для распознавания состояния объекта. Всего задано три состояния: ускоряется, сохраняет текущую скорость, замедляется. Третья нейронная сеть принимает решение о действии системы управления в текущих условиях.

Процесс обучения сетей осуществлялся на 100 000 записей и представлен на рис. 1. Таким образом, первая нейронная сеть показывает точность 98,5 %, вторая – 99,7 %, третья – 83,6 %. Данные результаты можно считать приемлемыми, так как даже для последней нейронной сети периодическая ошибка при выборе

между соседними действиями не будет иметь значительного эффекта (хотя и скажется на значении точности).

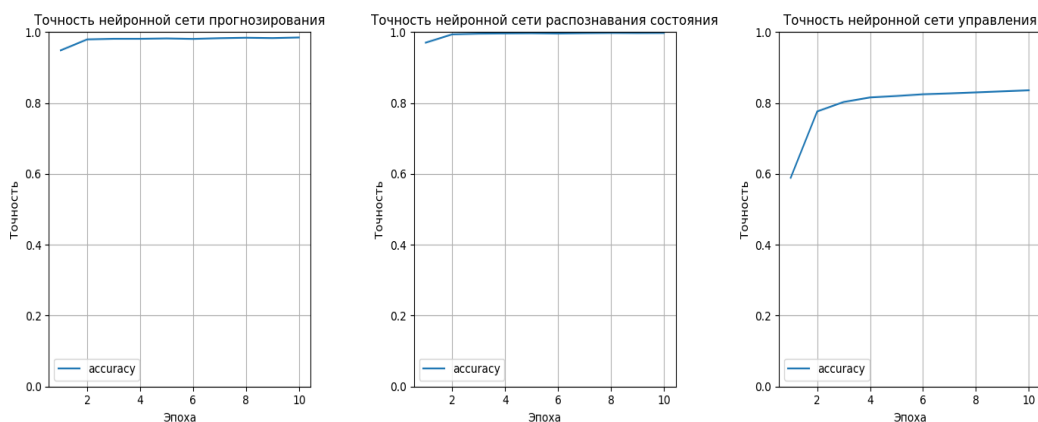


Рис. 1. Процесс обучения нейронных сетей

Далее проведен сравнительный эксперимент между эталоном, классическим и нейросетевым методами управления. На графике (рис. 2) представлено изменение положения объекта в пространстве с течением времени. Графики отражают значения координаты объекта в каждый момент времени при использовании всех трех вариантов управления.

Для оценки качества управления используем следующую метрику: просуммируем модули значений отклонения положения объекта от нулевой позиции и найдем их среднее арифметическое. Чем меньше данная величина, тем меньше колебался объект и тем больше он находился в одном положении несмотря на собственные перемещения. Тогда получим:

- для эталона: 0,203;
- для классического метода: 0,161;
- для нейросетевого метода: 0,115.

Значения данной метрики будем использовать в качестве точности в сводной таблице при сравнении методов.

Далее проведем анализ скорости пространства, выставяемой системой управления при различных методах (рис. 3). Здесь можно отметить точечные, незначительные колебания в классическом подходе, пропорциональные смещению объекта. Эталон показывает резкие скачки, необходимые для возврата объекта в допустимую область. Нейросетевой метод занимает промежуточное положение, кроме того постоянно осуществляя корректировку скорости. Предполагается, что колебания нейросетевого метода можно снизить за счет уменьшения шага регулирования скорости (сейчас составляет 1 против 0,1 у классического подхода). Однако такой шаг приведет к увеличению количества возможных действий, что может негативно сказаться на точности нейросетевого управления.

Сравнение сложности реализации нейросетевого метода управления относительно классической реализации представлено в таблице, а полученный положительный эффект от применения нейросетевого метода – на рис. 4.

Использовались следующие критерии: Р – точность, СС – цикломатическая сложность (общая и усредненная), HAL – метрики Холстеда (сложности и времени), J – метрика Джилба.

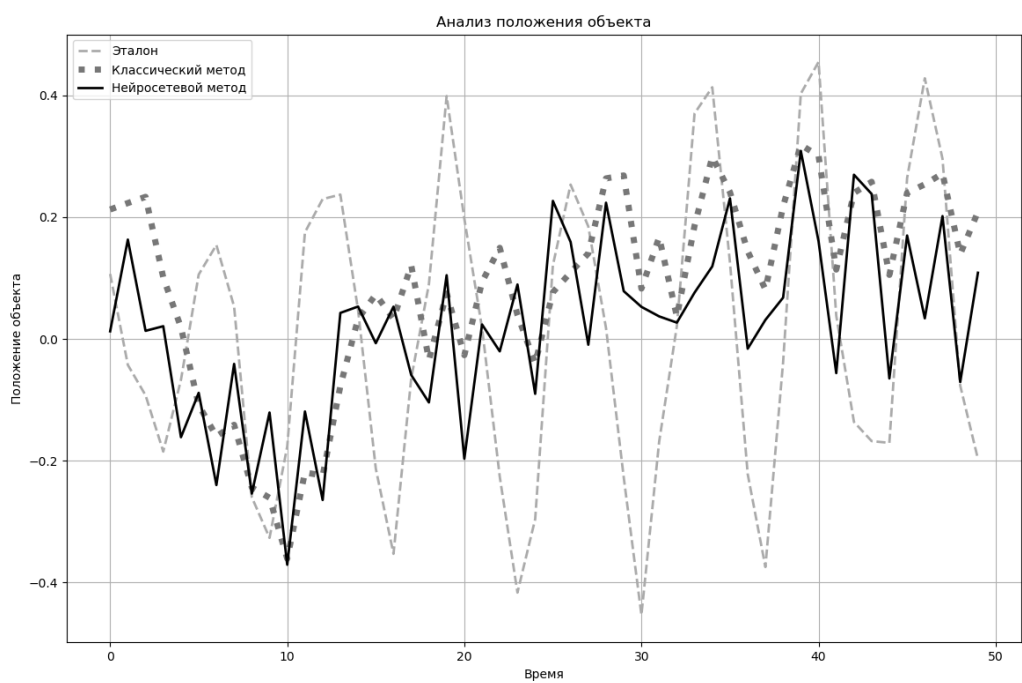


Рис. 2. Положение объекта при различных методах управления

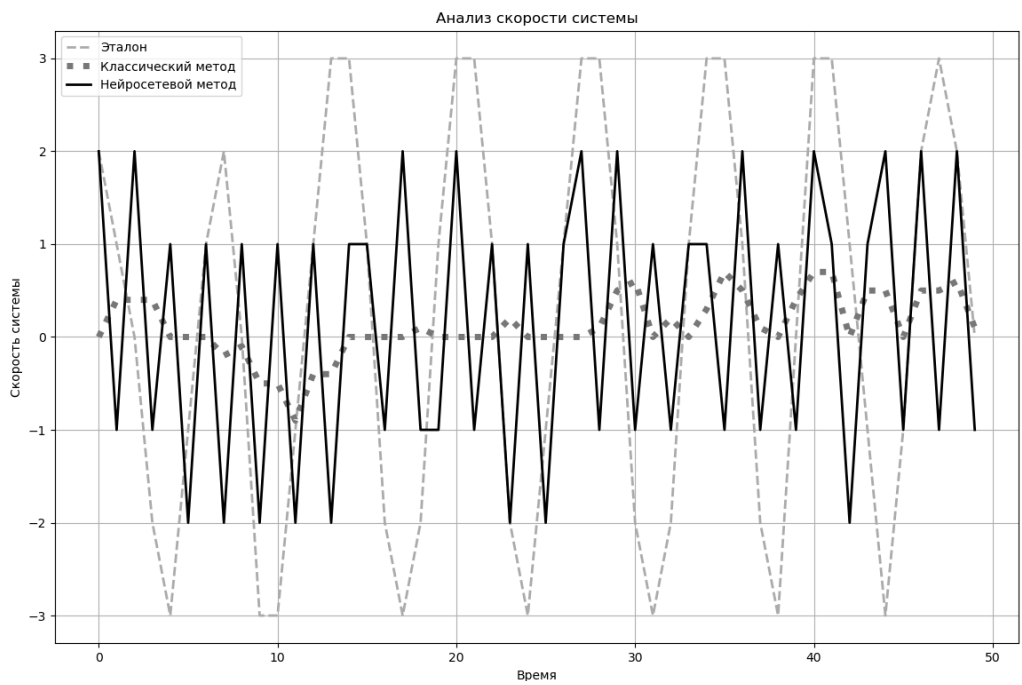


Рис. 3. Скорость пространства в системе при различных методах управления

Сравнение классического и нейросетевого метода управления

Критерий	Классический метод	Нейросетевой метод
P	0,129	0,096
CC	Sum (CC) = 36 Average (CC) = C (12)	Sum (CC) = 3 Average (CC) = A (3.0)
HAL	difficulty: 10.43 effort: 8755 time: 486	difficulty: 1.8 effort: 210 time: 11.6
J	0.42	0.13

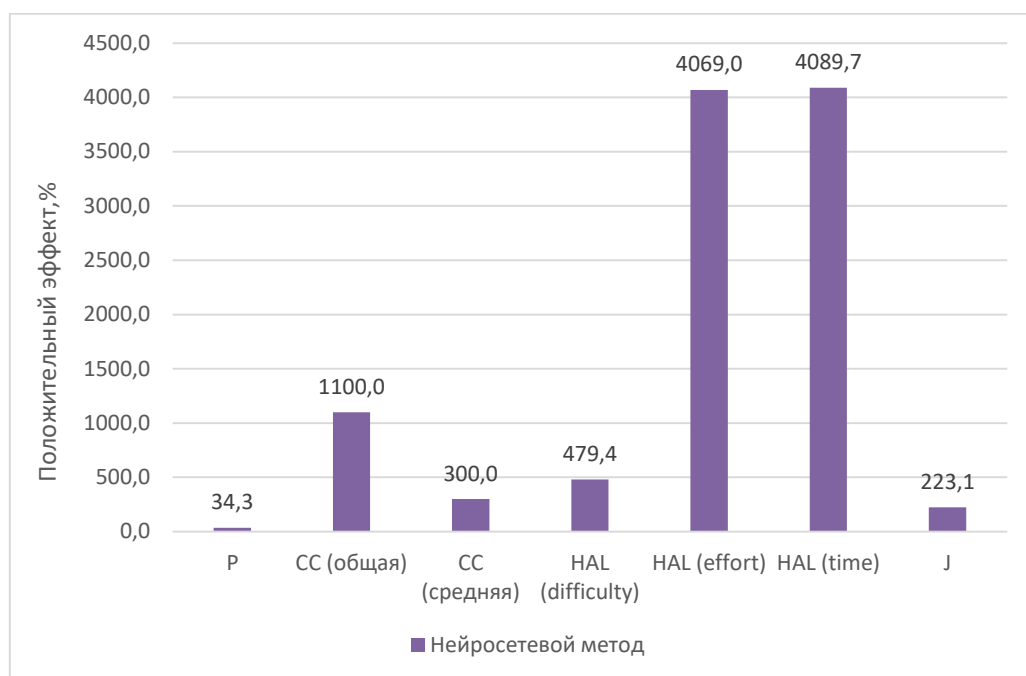


Рис. 4. Положительный эффект от применения нейросетевого метода относительно классического при реализации процесса управления

Полученные результаты подтверждают значительное снижение сложности реализации процесса управления после применения нейросетевого метода. Это обусловлено тем, что нет необходимости анализа и разработки информационных алгоритмов, учитывающих все возможные состояния объектов и системы. Нейронные сети самостоятельно аппроксимируют эти зависимости и закономерности, ускоряя процесс разработки. Кроме того, в ряде случаев такой подход приводит к повышению точности работы системы управления за счет более гибкого подхода и возможности прогнозировать состояния системы и объектов.

Таким образом, нейросетевое управление также доказало свою эффективность и перспективность при решении задач управления в АСИ, особенно для тех систем, где затруднена формализация законов функционирования объектов.

Заключение

Представленный в статье нейросетевой метод управления, основанный на использовании нейронных сетей для анализа прогнозирования и принятия решений, позволяет работать с большим количеством физических объектов, а также прогнозировать действия и положения различных объектов, законы движения которых явно не указаны.

Возможности использования описанного подхода представлены на примере беговой дорожки, которая адаптируется к реальным параметрам передвижения пользователя. Такой подход позволяет системе своевременно реагировать на изменения в поведении пользователя. Научная новизна предложенного подхода заключается в формализации и применении трех моделей нейронных сетей (классификации, прогнозирования и управления) с целью компенсации эффекта запаздывания в системах управления.

Область применения нейросетевого метода управления – адаптивные информационные системы и системы автоматического управления, в которых необходимо минимизировать время запаздывания системы и реакции на действия пользователя.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Krasnyanskiy M.N., Obukhov A.D., Siukhin A.A., Dedov D.L.* Modeling of the learning process in adaptive training complexes // *Journal of Applied Engineering Science*. 2018. Vol. 16. No. 4. Pp. 487-493.
2. *Iwata H.* Walking about virtual environments on an infinite floor // in *Proceedings IEEE Virtual Reality*. 1999. Pp. 286-293.
3. *Souman J. L., Giordano P. R., Schwaiger M., Frissen I., Thümmel T., Ulbrich H.* CyberWalk: Enabling unconstrained omnidirectional walking through virtual environments // *ACM Transactions on Applied Perception (TAP)*. 2008. Vol. 8. No. 4. Pp. 1-22.
4. *Iwata H., Fujii T.* Virtual perambulator: a novel interface device for locomotion in virtual environment // in *Proceedings of the IEEE 1996 Virtual Reality Annual International Symposium*. 1996. Pp. 60-65.
5. *Hsieh H.J., Lin H.C., Lu H.L., Chen T.Y., Lu T.W.* Calibration of an instrumented treadmill using a precision-controlled device with artificial neural network-based error corrections // *Gait and posture*. 2016. No. 45. Pp. 217-223.
6. *Aminian K., Robert P., Jequier E., Schutz Y.* Estimation of speed and incline of walking using neural network // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 1995. Vol. 44. No. 3. Pp. 743-746.
7. *Bergmeir C., Sáinz G., Bertrand C.M., Benítez J.M.* A study on the use of machine learning methods for incidence prediction in high-speed train tracks // in *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems*. 2013. Pp. 674-683.
8. *Comerford M., Mottram S.* Kinetic control-e-book: The management of uncontrolled movement // Elsevier Health Sciences. 2012.
9. *Schwaiger M.C., Thummel T., Ulbrich H.* A 2d-motion platform: The cybercarpet // in *Second Joint EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems*. 2007. Pp. 415-420.
10. *Frissen I., Campos J.L., Sreenivasa M., Ernst M.O.* Enabling unconstrained omnidirectional walking through virtual environments: an overview of the CyberWalk project // *Human walking in virtual environments*. 2013. Pp. 113-144.
11. *Fung J., Richards C.L., Malouin F., McFadyen B.J., Lamontagne A.* A treadmill and motion coupled virtual reality system for gait training post-stroke // *CyberPsychology & behavior*. 2006. Vol. 9. No. 2. Pp. 157-162, 2006.
12. *Minetti A.E., Boldrini L., Brusamolin L., Zamparo P., McKee T.* A feedback-controlled treadmill (treadmill-on-demand) and the spontaneous speed of walking and running in humans // *Journal of Applied Physiology*. 2003. Vol. 95. No. 2. Pp. 838-843.
13. *De Luca A., Mattone R., Giordano P. R., Ulbrich H., Schwaiger M., Van den Bergh M.* Motion control of the cybercarpet platform // *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. 2012. Vol. 21. No. 2. Pp. 410-427.

14. *Selmic R.R., Lewis F.L.* Deadzone compensation in motion control systems using neural networks // IEEE Transactions on Automatic Control. 2000. Vol. 45, No. 4. Pp. 602-613.
15. *Hedjazi N., Benali A., Bouzit M., Dibi Z.* An omnidirectional platform design: application to posture analysis // in XIV Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing 2016. 2016. Pp. 602-607.
16. *Riener R., Lunenburger L., Jezernik S., Anderschitz M., Colombo G., Dietz V.* Patient-cooperative strategies for robot-aided treadmill training: first experimental results // IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering. 2005. Vol. 13, No. 3. Pp. 380-394.
17. *Obukhov A.D., Sidorchuk A.O., Arkhipov A.A.* Algorithm for Data Collection and Processing about Learning Process on Training Complexes // In 2019 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon). 2019. Pp. 1-5.
18. *Pires dos Santos R., Dean D. L., Weaver J.M., Hovanski Y.* Identifying the relative importance of predictive variables in artificial neural networks based on data produced through a discrete event simulation of a manufacturing environment // International Journal of Modelling and Simulation. 2019. Vol. 39, No. 4. Pp. 234-245.
19. *Butepage J., Black M.J., Kragic D., Kjellstrom H.* Deep representation learning for human motion prediction and classification // In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. Pp. 6158-6166.
20. *Saleh K., Hosny M., Nahavandi S.* Intent prediction of pedestrians via motion trajectories using stacked recurrent neural networks // IEEE Transactions on Intelligent Vehicles. 2018. Vol.3, No. 4. Pp. 414-424.
21. *Obukhov A.D., Krasnyansky M.N.* Neural network architecture of information systems // Vestnik Udmurtskogo Universiteta. Matematika. Mekhanika. Komp'yuternye Nauki. 2019. Vol. 29, No. 3. Pp. 438-455.

Статья поступила в редакцию 14 июля 2020 г.

NEURAL NETWORK METHOD OF ADAPTIVE CONTROL SYSTEM OF IMITATION OF PHYSICAL FORCES

A.D. Obukhov, A.A. Siukhin

Tambov State Technical University
106, Soviet st., Tambov, 392000, Russian Federation

E-mail: obuhov.art@gmail.com

Abstract. *This research examines the subject area of physical forces simulation systems, implemented on the basis of controlled running platforms. The time spent by the control system to receive and process information about the state of the user and the system causes a software and hardware delay that prevents the system from responding in a timely manner to the user's natural movement. The control system delay problem cannot be solved using direct data of the states of the man-machine system. The aim of the presented research is to develop a new control method that allows analyzing the state of the user and the platform, forecasting his movements and organizing the process of managing the system for simulating physical forces. The method is implemented using neural networks. The scientific novelty of the method includes in the use of neural networks to solve the problems of forecasting user actions and automating decision-making to control the system for simulating physical forces. Each presented neural network is formed to perform separate tasks. The first is to create a forecast of changes in the states of a man-machine system. The second is to determine whether the forecasted state belongs to any state in the historical da-*

Artem D. Obukhov (Ph.D.), Associate Professor of the Department of Automated decision support systems.

Alexander A. Siukhin, Postgraduate Student.

ta. The third determines the required change in the states of the parameters of the man-machine system to achieve the forecasted state. The possibilities of using the described approach are presented on the example of a treadmill that adapts to the real parameters of the user's locomotion. The results obtained confirm a significant reduction in the complexity of the implementation of the control process after applying the neural network method. The area of application of the neural network control method is adaptive information systems and automatic control systems, in which it is necessary to minimize the system delay time and response to user locomotion.

Keywords: *neural network control method, neural networks, adaptive control systems, imitation of physical forces.*

REFERENCES

1. Krasnyanskiy M.N., Obukhov A.D., Siukhin A.A., Dedov D.L. Modeling of the learning process in adaptive training complexes // Journal of Applied Engineering Science. 2018. Vol. 16. No. 4. Pp. 487-493.
2. Iwata H. Walking about virtual environments on an infinite floor // in Proceedings IEEE Virtual Reality. 1999. Pp. 286-293.
3. Souman J. L., Giordano P. R., Schwaiger M., Frissen I., Thümmel T., Ulbrich H. CyberWalk: Enabling unconstrained omnidirectional walking through virtual environments // ACM Transactions on Applied Perception (TAP). 2008. Vol. 8. No. 4. Pp. 1-22.
4. Iwata H., Fujii T. Virtual perambulator: a novel interface device for locomotion in virtual environment // in Proceedings of the IEEE 1996 Virtual Reality Annual International Symposium. 1996. Pp. 60-65.
5. Hsieh H.J., Lin H.C., Lu H.L., Chen T.Y., Lu T.W. Calibration of an instrumented treadmill using a precision-controlled device with artificial neural network-based error corrections // Gait and posture. 2016. No. 45. Pp. 217-223.
6. Aminian K., Robert P., Jequier E., Schutz Y. Estimation of speed and incline of walking using neural network // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 1995. Vol. 44. No. 3. Pp. 743-746.
7. Bergmeir C., Sáinz G., Bertrand C.M., Benítez J.M. A study on the use of machine learning methods for incidence prediction in high-speed train tracks // in International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems. 2013. Pp. 674-683.
8. Comerford M., Mottram S. Kinetic control-e-book: The management of uncontrolled movement // Elsevier Health Sciences. 2012.
9. Schwaiger M.C., Thummel T., Ulbrich H. A 2d-motion platform: The cybercarpet // in Second Joint EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems. 2007. Pp. 415-420.
10. Frissen I., Campos J.L., Sreenivasa M., Ernst M.O. Enabling unconstrained omnidirectional walking through virtual environments: an overview of the CyberWalk project // Human walking in virtual environments. 2013. Pp. 113-144.
11. Fung J., Richards C.L., Malouin F., McFadyen B.J., Lamontagne A. A treadmill and motion coupled virtual reality system for gait training post-stroke // CyberPsychology & behavior. 2006. Vol. 9. No. 2. Pp. 157-162, 2006.
12. Minetti A.E., Boldrini L., Brusamolin L., Zamparo P., McKee T. A feedback-controlled treadmill (treadmill-on-demand) and the spontaneous speed of walking and running in humans // Journal of Applied Physiology. 2003. Vol. 95. No. 2. Pp. 838-843.
13. De Luca A., Mattone R., Giordano P. R., Ulbrich H., Schwaiger M., Van den Bergh M. Motion control of the cybercarpet platform // IEEE Transactions on Control Systems Technology. 2012. Vol. 21. No. 2. Pp. 410-427.
14. Selmic R.R., Lewis F.L. Deadzone compensation in motion control systems using neural networks // IEEE Transactions on Automatic Control. 2000. Vol. 45, No. 4. Pp. 602-613.
15. Hedjazi N., Benali A., Bouzit M., Dibi Z. An omnidirectional platform design: application to posture analysis // in XIV Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing 2016. 2016. Pp. 602-607.
16. Riener R., Lunenburger L., Jezernik S., Anderschitz M., Colombo G., Dietz V. Patient-cooperative strategies for robot-aided treadmill training: first experimental results // IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering. 2005. Vol. 13. No. 3. Pp. 380-394.

17. *Obukhov A.D., Sidorchuk A.O., Arkhipov A.A.* Algorithm for Data Collection and Processing about Learning Process on Training Complexes // In 2019 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon). 2019. Pp. 1-5.
18. *Pires dos Santos R., Dean D. L., Weaver J.M., Hovanski Y.* Identifying the relative importance of predictive variables in artificial neural networks based on data produced through a discrete event simulation of a manufacturing environment // International Journal of Modelling and Simulation. 2019. Vol. 39. No. 4. Pp. 234-245.
19. *Butepage J., Black M.J., Kragic D., Kjellstrom H.* Deep representation learning for human motion prediction and classification // In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. Pp. 6158-6166.
20. *Saleh K., Hossny M., Nahavandi S.* Intent prediction of pedestrians via motion trajectories using stacked recurrent neural networks // IEEE Transactions on Intelligent Vehicles. 2018. Vol.3, No. 4. Pp. 414-424.
21. *Obukhov A.D., Krasnyansky M.N.* Neural network architecture of information systems // Vestnik Udmurtskogo Universiteta. Matematika. Mekhanika. Komp'yuternye Nauki. 2019. Vol. 29. No. 3. Pp. 438-455.