УДК 004.89+159.9.072

DOI: 10.18384/2310-7251-2020-1-37-49

МОДЕЛИРОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ ВИРТУАЛЬНОЙ РЕАЛЬНОСТИ НА АДЕКВАТНОСТЬ ВОСПРИЯТИЯ ДЕЙСТВИТЕЛЬНОСТИ НЕРВНОЙ СИСТЕМОЙ ЧЕЛОВЕКА

Кириченко А. К., Калашников Е. В.

Московский государственный областной университет

141014, Московская область, г. Мытищи, ул. Веры Волошиной, д. 24, Российская Федерация

Аннотация. Цель статьи выявить влияние воздействия виртуальной действительности (искажённой или ложной информации) на нервную систему человека.

Процедура и методы исследования. Используется математическая модель искусственной нейронной системы (ИНС), построенной по образу и подобию нервной системы человека. Для проведения корректного компьютерного эксперимента были выбраны: (1) воздействие игровой системы на ИНС, обеспечивающей большое количество виртуальной информации и (2) ИНС настраивалась только на визуальное восприятие. На вход ИНС с предварительным обучением подаётся искажённая (виртуальная) информация, и ИНС переучивается с учётом искажённой информации. После нескольких сеансов в условиях виртуальной реальности ИНС изучается реакция ИНС на исходную действительную реальность. Для управления ИНС разработана программа на Python.

Результаты проведённого исследования. Показано, что проведённый модельный эксперимент по воздействию виртуальной реальности на ИНС, предварительно обученной на традиционных объектах окружающей действительности, приводит к затруднённому их узнаванию или, вообще, неузнаванию.

Теоретическая/практическая значимость заключается в том, что впервые была построена подходящая компьютерная модель, позволяющая изучить влияние виртуальной действительности на нервную систему человека; впервые показано количественно и качественно, как воздействует виртуальная реальность на ИНС и, соответственно, на нервную систему человека.

Ключевые слова: виртуальная реальность, искусственная нейронная сеть, обучение, распознавание

MODELING THE INFLUENCE OF VIRTUAL REALITY ON THE ADEQUACY OF PERCEPTION OF REALITY BY THE HUMAN NERVOUS SYSTEM

A. Kirichenko, E. Kalashnikov

Moscow Region State University

ul. Very Voloshinoy 24, 141014 Mytishchi, Moscow region, Russian Federation

Abstract. Purpose. We have identified the impact of virtual reality (distorted or false information) on the human nervous system.

Methodology and Approach. We use a mathematical model of an artificial neural network (ANN), built in the image and likeness of the human nervous system. To conduct a correct computer experiment, we selected: (1) the impact of the game system on the ANN, which provides a large amount of virtual information, and (2) the ANN was configured only for visual perception. Distorted (virtual) information is sent to the input of the pre-trained ANN, and the ANN is retrained taking into account the distorted information. After several sessions in the virtual reality environment of the ANN, the response of the ANN to the original actual reality is studied. A Python program has been developed to manage the ANN.

Results. It is shown that the conducted model experiment on the effect of virtual reality on the ANN, previously trained on traditional objects of the surrounding reality, makes these objects either difficult to recognize or, in general, unrecognizable.

Theoretical and Practical implications. A suitable computer model was built for the first time that allows one to study the effect of virtual reality on the human nervous system; it is shown for the first time quantitatively and qualitatively how virtual reality affects the ANN and, consequently, the human nervous system.

Keywords: virtual reality, artificial neural network, learning, recognition.

Введение

В окружение современного человека всё в большей и большей мере вовлекаются информационные технологии [1–5]. По своим возможностям обработки поступающих данных информационные технологии далеко обходят возможности нервной системы человека и позволяют генерировать виртуальные миры (виртуальную реальность), которые могут совпадать с действительностью, имитируя изменчивость окружения, или совсем не совпадать, давая искажённую картину реального (в искажённой форме) мира. Погружаясь в виртуальный мир, нервная система человека адаптируется к внутренним условиям этого мира, обостряет определённые органы чувств, формирует факторы осознания новой, но уже виртуальной реальности. Выход в действительный мир чреват конфликтом с действительностью из-за того, что в сознании сформировались предпочтения виртуального мира, которых нет в реальном мире. Изучение реакции нервной системы человека на вмешательство виртуальной реальности представляет собой чрезвычайно сложную проблему [1–3; 6; 7], поскольку нервная система человека, обладая различными органами чувств и их коллективным взаимодействием, способна сглаживать и адаптировать реакцию нервной системы человека на изменения в окружающем мире. Поэтому, первое, что необходимо сделать для исследования воздействия виртуальной реальности на нервную систему, это сузить количество органов чувств до минимума, чтобы избежать плохого контролируемой корректировки реакции другими органами чувств.

Сокращения количества органов чувств можно добиться, используя в качестве имитатора виртуальной реальности, действующего на нервную систему человека, погружение в игровой мир при помощи, например, шлема виртуальной реальности. По-видимому, условия игровой среды являются наиболее эффек-

тивным инструментом воздействия на органы чувств человека в рассмотрении поставленной задачи. Поскольку, находясь в игровом виртуальном мире, человеку необходимы лишь слух и зрение, игра будет поощрять проведение всё большего времени в виртуальном мире, навязывая, в то же время, свои переформированные идеалы и их предпочтения.

Для выяснения влияния воздействия виртуальной реальности на нервную систему человека удобно воспользоваться тем, что искусственная математическая модель нейронной сети построена по образу и подобию реальной нервной системы [4; 5]. В таком случае осознание для человека себя и своего места в пространстве и во времени можно сравнить с искусственной нейросетью, которая выполняла бы определённые действия исходя из входных данных, «знаний», которые она получает.

Таким образом, цель работы состоит в том, чтобы выявить влияние воздействия виртуальной действительности на нервную систему человека и на его привычные представления о действительных образах при помощи игрового виртуального мира и искусственной нейронной сети.

1. Построение Модели

В основном, сходство работы математической модели искусственной нейронной сети с реальной нервной системой позволяет направленно исследовать процессы распознавания и обучения [4; 5]. В таком случае, факторы, влияющие на наши органы чувств, это те же входные данные для искусственной нейросети. Такими данными может быть информация об изучаемых объектах, например, о цифрах (визуальная и аудиоинформация, поступающая извне).

В нашей работе сходство ИНС с нервной системой человека используется для изучения устойчивости нервной системы человека по отношению к воздействию на неё виртуальной реальности (изменённых или искажённых действительных образов). Регулярное воздействие такой виртуальной реальности требует переучивания ИНС. В результате ИНС теряет возможность однозначной идентификации действительной реальности от виртуальной реальности. В таком случае результат переучивания ИНС и есть начало *«потери»* искусственной нейронной сетью восприятия реальности.

Для решения задачи воспользуемся искусственной нейронной сетью (ИНС), распознающей числа [4; 5; 8].

Для моделирования воздействия виртуальной игровой системы на нервную систему человека используется (многослойная) искусственная нейросеть [4; 5], на вход которой подаются данные о цифрах 0 – 9. Машинное обучение [8–9] на основе баз данных^{1,2} может осуществляться несколькими способами: RFC

¹ Machine Learning – Hierarchical Clustering [Электронный ресурс] // Tutorials Point : [сайт]. URL: https://www.tutorialspoint.com/machine_learning_with_python/machine_learning_with_python_clustering_algorithms_hierarchical.htm (дата обращения: 14.12.2019).

² The MNIST data base of handwritten digits [Электронный ресурс]. URL: <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/> (дата обращения: 14.12.2019).

RandomForestClassifier (RFC)

```
import sys
import numpy as np
import pickle
from sklearn import model_selection
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix
from MNIST_Dataset_Loader.mnist_loader import MNIST
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import style
style.use('ggplot')
```

Загрузка баз данных в код, ввод выполняемых действий, влог (журнал действий) программы

```
print('\nLoading MNIST Data...')
# data = MNIST('./python-mnist/data/')
data = MNIST('./MNIST_Dataset_Loader/dataset/')
print('\nLoading Training Data...')
img_train, labels_train = data.load_training()
train_img = np.array(img_train)
train_labels = np.array(labels_train)
print('\nLoading Testing Data...')
img_test, labels_test = data.load_testing()
test_img = np.array(img_test)
test_labels = np.array(labels_test)
```

Задаем аргументы по координатам x и y.

```
#Features
X = train_img
#Labels
y = train_labels
```

Подготовка тренировочной и проверочной баз.

```
print('\nPreparing Classifier Training and Validation Data...')
X_train, X_test, y_train, y_test =
model_selection.train_test_split(X, y, test_size=0.1)
```

Начало. Окончание на стр. 41.

Рисунок 1 / Figure 1

Программа обучения ИНС и распознавания на Python при использовании баз данных: RFC, KNN, SVM.

Program for training the ANN and recognition in Python using RFC, KNN and SVM databases.

Источник: составлено авторами.

(Random Forest Classifier)¹, KNN (K-Nearest Neighbors)² и SVM (Supported Vector Machine)³. Для управления ИНС написана программа на Python (см. рис. 1).

¹ Random Forest Classification and its implementation in Python [Электронный ресурс] // Towards Data Science : [сайт]. URL: <https://towardsdatascience.com/random-forest-classification-and-its-implementation-d5d840dbead0> (дата обращения: 14.12.2019).

² Алгоритм ближайшего соседа. Алгоритм KNN [Электронный ресурс] // BaseGroup Labs : [сайт]. URL: <https://basegroup.ru/community/articles/knn#comment-14377> (дата обращения: 14.12.2019)

³ Метод опорных векторов (SVM) [Электронный ресурс] // Data Science : [сайт]. URL: <http://datascientist.one/support-vector-machines/> (дата обращения: 14.12.2019)

Сохраняем метод распознавания.

```
print('\nRandom Forest Classifier with n_estimators = 100, n_jobs = 10')
print('\nPickling the Classifier for Future Use...')
clf = RandomForestClassifier(n_estimators=100, n_jobs=10)
clf.fit(X_train,y_train)
with open('MNIST_RFC.pickle','wb') as f:
    pickle.dump(clf, f)
pickle_in = open('MNIST_RFC.pickle','rb')
clf = pickle.load(pickle_in)
```

Сам процесс распознавания.

```
print('\nCalculating Accuracy of trained Classifier...')
confidence = clf.score(X_test,y_test)
print('\nMaking Predictions on Validation Data...')
y_pred = clf.predict(X_test)
print('\nCalculating Accuracy of Predictions...')
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print('\nCreating Confusion Matrix...')
conf_mat = confusion_matrix(y_test,y_pred)
print('\nRFC Trained Classifier Confidence: ',confidence)
print('\nPredicted Values: ',y_pred)
print('\nAccuracy of Classifier on Validation Image Data: ',accuracy)
print('\nConfusion Matrix: \n',conf_mat)
plt.matshow(conf_mat)
plt.title('Confusion Matrix for Validation Data')
plt.colorbar()
plt.ylabel('True label')
plt.xlabel('Predicted label')
plt.show()
print('\nMaking Predictions on Test Input Images...')
test_labels_pred = clf.predict(test_img)
print('\nCalculating Accuracy of Trained Classifier on Test Data... ')
acc = accuracy_score(test_labels,test_labels_pred)
print('\n Creating Confusion Matrix for Test Data...')
conf_mat_test = confusion_matrix(test_labels,test_labels_pred)
print('\nPredicted Labels for Test Images: ',test_labels_pred)
print('\nAccuracy of Classifier on Test Images: ',acc)
print('\nConfusion Matrix for Test Data: \n',conf_mat_test)
```

Построение матрицы возмущений с тренировочной информацией.

```
plt.matshow(conf_mat_test)
plt.title('Confusion Matrix for Test Data')
plt.colorbar()
plt.ylabel('True label')
plt.xlabel('Predicted label')
plt.axis('off')
plt.show()
sys.stdout = old_stdout
log_file.close()
```

Вывод цифр на экран с результатом распознавания и заданным коэффициентом.

```
a = np.random.randint(1,30,10)
for i in a:
    two_d = (np.reshape(test_img[i], (28, 28)) * 255).astype(np.uint8)
    plt.title('Original Label: {0}Predicted Label: {1}'.format(test_labels[i],test_labels_pred[i]))
    plt.imshow(two_d, interpolation='nearest', cmap='gray')
    plt.show()
#----- EOC -----
```

Окончание. Начало на стр. 40.

Рисунок 1 / Figure 1

Программа обучения ИНС и распознавания на Python при использовании баз данных: RFC, KNN, SVM.

Program for training the ANN and recognition in Python using RFC, KNN and SVM databases.

Источник: составлено авторами.

2. Схема эксперимента

(1) Предварительно ИНС обучена распознавать цифры по базам данных RFC, KNN, SVM (см. рис. 2).

(2) Манипулируя входными данными, будем (подавать искажённую информацию) редактировать результат распознавания. Это значит, что мы меняем (искажаем) образ цифры.

(3) Проводим дополнительное обучение ИНС так, чтобы к уже имеющемуся образу был добавлен новый (искажённый) образ.

Другими словами, задавая ИНС неверные ассоциативные результаты в процессе эксперимента, будем изменять уже вложенные в неё знания об определённых цифрах так, чтобы впоследствии они воспринимались неверно.

Рисунок 2 / Figure 2

Результаты (в процентах) успешных распознаваний от общего числа попыток при использовании баз данных о цифрах 0 – 9.

Results (in percent) of successful recognition of the total number of attempts when using digits 0 – 9 from databases.

Источник: данные авторов.

2.1. Поэтапное проведение

1. Используя тренировочный набор данных, впервые обучаем программу. После чего запрашиваем распознавание числа 9, написанного вручную. Нейросеть безошибочно распознает число.

Рисунок 3 / Figure 3

Исходная цифра 9.

Original digit 9.

Источник: данные авторов.

2. Далее, дополняем знания нейросети, отредактировав тренировочные данные. Знания о цифре 9 теперь имеют разные значения. Например, скажем, что это 0, взяв данные об этой цифре из уже имеющихся баз данных.

3. Попробуем снова запросить распознавание написанной от руки цифры.

Рисунок 4 / Figure 4

Разное написание цифры 9.

Miscellaneous spelling of the digit 9.

Источник: данные авторов.

Спустя несколько запросов ИНС ошибочно распознает заданную цифру 9 (рис. 5).

Рисунок 5 / Figure 5
Ошибочное распознавание цифры 9.
Erroneous recognition of the digit 9.

Источник: данные авторов.

Человек (его нервная система) воспринимает окружающий мир исключительно с помощью органов чувств. И наша модельная нейронная сеть, аналогично, требует постоянного ввода данных сначала для обучения, позже – для решения поставленной задачи.

В этом случае переучивание такой искусственной нейронной сети будет равнозначно «*потере*» восприятия реальности.

Исходные данные, которые мы имеем для нашего эксперимента – это определённые знания нейронной сети о цифрах 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9. А детальнее, это знания о сочетаниях некоторых элементов (точек-пикселей, отрезков (длиной в несколько пикселей), информация об отсутствии пикселей в каком-то заданном объёме), из которых состоит каждая цифра (рис. 3–5). Искажение цифры предполагает, что при частичном «стирании» части цифры, например, в цифре 9 (рис. 5), можно получить ту же цифру, но с маленьким хвостиком (рис. 6).

Рисунок 6 / Figure 6
Цифра 9 со стёртым «хвостом».
Digit 9 with 'erased tail'.

Источник: данные авторов.

Такой знак похож на 0. Наша ИНС выдаст именно такой результат, ведь она видит лишь выставленные точки и линии, пытаясь подобрать закономерный им результат. Однако знать, что этот дефектный знак есть цифра 9 с недостроенным хвостом (рис. 6.) будем только мы. И, так как этот дефектный знак является именно цифрой 9, мы вынуждены занести эту информацию в нашу нейронную сеть.

Теперь ИНС продолжит ошибаться, если этот хвост будет слишком малым или, наоборот, чуть длиннее того, что мы стёрли.. Через несколько запусков подобных дефектных «девяток» с различными уровнями искажения или редакции, нейронная сеть может начать иногда воспринимать цифру 0 как 9. Потому, что заданная «девятка с отрезанным хвостиком» уж очень напоминает 0. Теперь, чтобы машина прочитала 0, нужно будет сделать его высоким и «худеньким». Механизмы распознавания усложняются и деформируются, к сожалению, в неправильную сторону (именно в неправильную сторону, поскольку для дефектной цифры мы организуем «дополнительное обучение» нашей нейронной сети). Эти нули с хвостиками – и есть виртуальная реальность. ИНС принимает местные (виртуальные) правила игры как единственно верные, начинает теряться (путаться) в реальности. Видя знакомые объекты и элементы, ИНС будет «додумывать» ближайшие ассоциативные признаки. Разброс этих признаков будет увеличиваться с более глубоким погружением в виртуальность (рис. 7.1. третий промежуток обучения). Нехватка каких-то элементов станет нормой, в то время как их наличие – чем-то чуждым. ИНС будет сама себя обманывать из-за преобладания ложной информации (это хорошо видно на рис. 7.2, второй промежуток обучения для базы KNN, которая после переобучения вообще перестала узнавать цифры, правда её исходные данные по распознаванию, рис. 6, немного ниже остальных).

Искусственная нейронная сеть, считывая неполные данные, пытается «додумать» некоторую часть элемента и получить наиболее знакомую цифру (рис. 7.1, второй и третий участок обучения; рис. 7.2, второй и третий участки обучения). В таком случае возникает вопрос о количестве действий (подачи виртуальной реальности –искажённой информации) над обучающейся нейронной сетью, которые потребуются для смены действительной реальности на виртуальную. По-другому, можно спросить, как скоро (через какое количество итераций) нейронная сеть полностью перестанет воспринимать когда-то корректные (действительные) данные?

На самом деле, изменения в нейронах начинаются с первых же заложений неверных данных (рис. 7.1, второй и третий участки обучения). Сеть начинает усваивать новые правила до тех пор, пока они не станут значительно преобладать над старыми (рис. 7.2, третий участок обучения и рис. 7.3).

Вероятность распознать ложную цифру всё ещё меньше вероятности распознать реальную цифру (рис. 7.1, второй и третий участки обучения). Для этого потребуется многократный ввод данных и сведений именно о том, что такое расположение свидетельствует о правильной цифре.

3. Методика эксперимента

В соответствии с построенной программой для управления ИНС используем базы данных RFC, KNN, SVM с информацией о цифрах 0–9. Эксперимент распадается на две части:

Часть 1. Эксперимент начинается с обучения ИНС. На рис. 2 приведены начальные показатели успешности распознавания чисел по разным базам.

Часть 2. Введение ложных (виртуальных) данных:

- 1 – задание на распознавание первоначальных (действительных) данных;
- 2 – задание на распознавание ложных (виртуальных) данных;
- 3 – задание на распознавание цифр, аналогичных предыдущему, но после ещё одной фазы ложного обучения. Результаты этой части приведены на рис. 7 (1, 2, 3).

Рисунок 7 / Figure 7

Распознавание цифр 0–9 по разным базам данных RFC, KNN, SVM при введении ложной (виртуальной) реальности. По оси абсцисс отложено время обучения. По оси ординат отложена точность распознавания в долях единицы. Второй и третий участки времени обучения соответствуют введению обучения ложных (виртуальных) цифр. Recognition of digits 0–9 from different RFC, KNN, SVM databases with the introduction of false (virtual) reality. The abscissa shows the learning time. The ordinate shows the recognition accuracy in fractions of a unit. The second and third sections of the learning time correspond to the introduction of learning of false (virtual) digits.

Источник: данные авторов.

Цикл обучения составляет 250 запусков программы. Всего их проводится 750. При каждой итерации производится внедрение ложной информации в программу.

Рисунок 8 / Figure 8

Способность распознавания цифр разными базами данных о цифрах 0-9. RCF, KNN и SVM.

Ability to recognize digits 0–9 by different RCF, KNN and SVM databases.

Источник: данные авторов.

Из сравнительного анализа полученных в результате эксперимента данных (рис. 2 и рис. 8) программы начинают ошибочно распознавать первоначальные данные о цифрах, которые являются верными, (рис. 7.1, 7.2, второй и третий участок обучения), а также переучиваются воспринимать ложные (виртуальные) знаки цифр, преуспевая в этом больше, чем, изначально, с истинными (в особенности, рис. 7.3).

Заключение

В проведённых исследованиях по моделированию влияния виртуальной реальности на адекватное восприятие действительности нервной системой человека удалось выделить только ту часть «чувств» нейронной системы, которая ответственна лишь за визуальное восприятие. Это было сделано при воздействии игровой системы на ИНС, распознающей только цифры. Было показано, что при воздействии на ИНС ложных (соответствующих виртуальной реальности) знаков, отдалённо напоминающих цифры из ряда 0 – 9, нейронная сеть не только узнаёт новую информацию о цифрах и элементах, но и забывает старую. При этом приоритет распознавания отдаётся новым, ложным данным о цифрах.

Таким образом, проведённый модельный эксперимент по воздействию виртуальной реальности на ИНС предварительно обученной на традиционных объектах окружающей действительности приводит к затруднённому их узнаванию или, вообще, неузнаванию.

ЛИТЕРАТУРА

1. Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сборник статей по материалам Третьей всероссийской научно-практической конференции (г. Пермь, 14–18 мая 2018 г.). Пермь: ПГНИУ, 2018. 294 с.
2. Artificial Intelligence in Society. OECD (2019). Paris: OECD Publishing, 2019. 148 p.
3. Hussein B. R. Social, Economic and Ethical Consequences of AI (Preprint). Brunei: University Brunei Darussalam, 2018. 10 p.
4. Хайкин С. Нейронные сети. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
5. Круг П. Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры. М.: Изд-во МЭИ, 2002. 177 с.
6. Information Technology Essentials for Behavioral Health Clinicians / edited by N. A. Dewan, J. S. Luo, N. M. Lorenzi. London: Springer-Verlag, 2011. 213 p.
7. Дружилов С. А. Негативные воздействия современной информационной среды на человека: психологические аспекты// Психологические исследования: электронный научный журнал. 2018. Т. 11. № 59. URL: <http://psystudy.ru/index.php/num/2018v11n59/1572-druzhilov59.html> (дата обращения: 14.12.2019)
8. Diehl P. U., Cook M. Unsupervised learning of digit recognition spike-timing-dependent plasticity// Frontiers in Computational Neuroscience. 2015. Vol. 9. Article 99 [Электронный ресурс]. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fncom.2015.00099/full> (дата обращения: 14.12.2019).
9. Sharma D., Kumar N. A Review on Machine Learning Algorithms, Tasks and Applications // International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET). 2017. Vol. 6. Iss. 10. P. 2278–1323 [Электронный ресурс]. URL: <http://ijarcet.org/wp-content/uploads/IJARCET-VOL-6-ISSUE-10-1548-1552.pdf> (дата обращения: 14.12.2019).

REFERENCES

1. *Iskusstvennyi intellekt v reshenii aktual'nykh sotsial'nykh i ekonomicheskikh problem XXI veka: sbornik statei po materialam Tre'tei vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii (g. Perm', 14–18 maya 2018 g.)* [Artificial Intelligence in Solving Actual Social and Economic Problems of the 21st Century: A Collection of Articles Based on the Materials of the Third All-Russian Scientific and Practical Conference (Perm, May 14–18, 2018)]. Perm, Perm State University Publ., 2018. 294 p.
2. Artificial Intelligence in Society. OECD (2019). Paris, OECD Publishing, 2019. 148 p.
3. Hussein B. R. Social, Economic and Ethical Consequences of AI (Preprint). Brunei, University Brunei Darussalam Publ., 2018. 10 p.
4. Khaikin S. *Neironnye seti* [Neural network]. Moscow, Vil'yams Publ., 2006. 1104 p.
5. Krug P. G. *Neironnye seti i neirokomp'yutery* [Neural networks and Neurocomputers]. Moscow, Moscow Power Engineering Institute Publ., 2002. 177 p.
6. Dewan N. A., Luo J. S., Lorenzi N. M., eds. Information Technology Essentials for Behavioral Health Clinicians. London, Springer-Verlag Publ., 2011. 213 p.
7. Druzhilov S. A. [The negative impact of the modern information environment: the psychological aspects]. In: *Psikhologicheskie issledovaniya: elektronnyi nauchnyi zhurnal* [Psychological Studies: electronic scientific journal], 2018, vol. 11, no. 59. Available at: <http://psystudy.ru/index.php/num/2018v11n59/1572-druzhilov59.html> (accessed: 14.12.2019).
8. Diehl P. U., Cook M. Unsupervised learning of digit recognition spike-timing-dependent plasticity. In: *Frontiers in Computational Neuroscience*, 2015, vol. 9, Article 99. Available at: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fncom.2015.00099/full> (accessed: 14.12.2019).

9. Sharma D., Kumar N. A Review on Machine Learning Algorithms, Tasks and Applications. In: *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET)*, 2017, vol. 6, iss. 10, pp. 2278–1323. Available at: <http://ijarcet.org/wp-content/uploads/IJARCET-VOL-6-ISSUE-10-1548-1552.pdf> (accessed: 14.12.2019).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Кириченко Артемий Кириллович – студент физико-математического факультета Московского государственного областного университета;
e-mail: tema@kirichenko.ru

Калашников Евгений Владимирович – доктор физико-математических наук, профессор кафедры вычислительной математики и методики преподавания информатики Московского государственного областного университета;
e-mail: ekevkalashnikov1@gmail.com

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Artemiy K. Kirichenko – student of the Faculty of Physics and Mathematics, Moscow Region State University;
e-mail: tema@kirichenko.ru

Evgenii V. Kalashnikov – Doctor in Physical and Mathematical Sciences, Professor at the Department of Computational Mathematics and Methods of Teaching Computer Science, Moscow Region State University;
e-mail: ekevkalashnikov1@gmail.com

ПРАВИЛЬНАЯ ССЫЛКА НА СТАТЬЮ

Кириченко А. К., Калашников Е. В. Моделирование влияния виртуальной реальности на адекватность восприятия действительности нервной системой человека // Вестник Московского государственного областного университета. Серия: Физика-Математика. 2020. № 1. С. 37–49.

DOI: 10.18384-2310-7251-2020-1-37-49

FOR CITATION

Kirichenko A. K., Kalashnikov E. V. Modeling the influence of virtual reality on the adequacy of perception of reality by the human nervous system. In: *Bulletin of Moscow Region State University. Series: Physics and Mathematics*, 2020, no. 1, pp. 37–49.

DOI: 10.18384-2310-7251-2020-1-37-49