



использование ПС «PRO-НК» позволит эффективно управлять ресурсами СХК гостиницы, а также снизить затраты. Описанное программное средство может быть внедрено в сетевую гостиницу г. Волгограда Park Inn by Radisson.

Литература

1. Петров А.Б. Корпоративные информационные системы: проблемы и перспективы / А.Б. Петров // Cloud of Science. 2019. Т. 6. № 1. С. 71-82.
2. Морозов А.О. Сравнительный анализ автоматизированных систем управления подразделениями субъектов туристического кластера [Электронный ресурс] / А.О. Морозов // Постулат: электронный журнал. 2019. № 3. 8с. URL: <http://e-postulat.ru/index.php/Postulat/article/view/2533>.
3. Scikit-learn Machine Learning in Python [Электронный ресурс]: URL: <http://scikit-learn.org/stable/> (дата обращения: 01.03.2020).
4. Черкасов Д.Ю. Машинное обучение / Д.Ю. Черкасов, В.В. Иванов // Наука, техника и образование. 2018. № 5 (46). С. 85-87.
5. Астахов Д.А. Использование современных алгоритмов машинного обучения для задачи распознавания эмоций / Д.А. Астахов, А.В. Катаев // Cloud of Science. 2018. Т. 5. № 4. С. 664-679.

И.О. Нестеров, И.В. Лёзина

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ РИМСКИХ ЦИФР С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ХЕММИНГА И ХОПФИЛДА

(Самарский университет)

Нейронные сети получили широкое распространение в самых разных сферах жизни. Среди задач, которые решают с привлечением возможностей нейронных сетей, особое место занимает распознавание или по-другому классифицирование объектов. Сама модель, лежащая в основе многих видов нейронных сетей, в значительной степени подходит под эту задачу.

Классификации могут быть подвержены практически любые виды сущностей. Для этого необходимо тем или иным образом получить их «электронный» вид. Под этим подразумевается процесс сопоставления объекта реального мира искусственно созданной сущности, с которой могла бы взаимодействовать нейронная сеть. Обычно это преобразование подразумевает под собой выделение признаков, совокупность которых может однозначно отделить объекты, относящиеся к категории нами распознаваемых, друг от друга и объединение их в один вектор.

Под это преобразование хорошо подходят различные символы. Их распознавание и классификация – востребованная задача.

Для проведения исследования наилучшим вариантом будет выделение какого-либо ограниченного множества символов. Это позволит решать задачу распознавания более чётко и однозначно.



Выберем в качестве множества распознаваемых символов римские цифры, например, в промежутке от 1 до 5.

Для проведения исследования будем использовать две нейронные сети: нейронную сеть Хопфилда и нейронную сеть Хемминга.

Нейронная сеть Хопфилда состоит из N искусственных нейронов. Нейрон в системе принимает одно из двух состояний (это сопоставимо с выходом нейрона с пороговой функцией активации) [1]:

$$x_i = \begin{cases} 1, \\ -1. \end{cases}$$

Их взаимодействие внутри сети описывает выражение:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N w_{ij} x_i x_j,$$

где w_{ij} элемент матрицы взаимодействий W , состоящей из набора весовых коэффициентов связей между нейронами. В матрицу во время обучения вносится M «образов» – N -мерных бинарных векторов [2]:

$$S_m = (s_{m1}, s_{m2}, \dots, s_{mN}).$$

Для классифицирования бинарных входных векторов можно использовать искусственную нейронную сеть Хемминга. Суть работы этой сети заключается в выборе класса (одного из эталонных образов) для зашумлённого входного вектора на основе оценки степени их близости друг к другу. Мера близости к каждому классу оценивается с учётом расстояния Хемминга – количества отличающихся переменных у эталонного вектора и поданного на вход зашумлённого [3].

Структура сети Хемминга состоит из двух слоёв с количеством нейронов, равным количеству классов. Количество бинарных признаков, необходимых для различия между собой образов, равно числу входов. Значения входных переменных находятся в множестве $\{-1; 1\}$. Выходные значения подаются по обратным связям на входы нейронов второго слоя, включая свой собственный [4].

Для того, чтобы провести эксперимент и сравнить результаты процесса распознавания нейронными сетями Хопфилда и Хемминга, была разработана программа на языке программирования Java. Он обладает всеми необходимыми для моделирования работы нейронных сетей возможностями.

Для обучения нейронных сетей были созданы эталонные образцы римских цифр: I, II, III, IV, V.

Также было создано 2 разных набора «зашумлённых» образов, производных от этих эталонных цифр, в количестве 100 и 300 на каждую соответственно. Итого по 500 и 1500 образов в тестовых выборках в сумме.

Было произведено обучение нейронных сетей Хопфилда и Хемминга на обучающей выборке эталонных цифр. После этого на вход и той и другой сети были поданы тестовые выборки. Сравним полученные результаты (Таблица 1).

Из результатов проведенного эксперимента можно сделать вывод, что нейронная сеть Хемминга показывает более стабильную работу, чем нейронная сеть Хопфилда, и количество успешно распознанных образов для данной задачи у неё выше.



Таблица 1. Сравнение результатов экспериментов

Нейронная сеть	Символ	% распознавания в выборке 1 (500)	% распознавания в выборке 2 (1500)
Сеть Хопфилда	I	70%	75%
	II	84.4%	87.5%
	III	70%	74.1%
	IV	79.1%	80%
	V	85%	89%
Сеть Хемминга	I	88.8%	97%
	II	94.9%	98%
	III	88%	96.5%
	IV	89%	97.7%
	V	89.5%	98.9%

Литература

1. https://cybernetics.wikia.org/ru/wiki/Нейронная_сеть_Хопфилда
[Электронный ресурс].
2. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика [Текст]:Изд-во Мир, 1992 – 236 с.
3. <https://neuronus.com/theory/nn/965-nejronnye-seti-khemminga.html>
[Электронный ресурс].
4. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / Осовский С.: Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

А.М. Ольшанский, Г.А. Довгерд

СИНТЕЗ УПРАВЛЕНИЯ С ОБРАТНОЙ СВЯЗЬЮ ДЛЯ ИНС КОХОНЕНА

(АО «НИИАС», НИУ «Московский Авиационный Институт (МАИ)»)

В мировой и отечественной научной практике часто встречаются задачи, в которых искусственная нейронная сеть выступает в роли генератора управляющих сигналов. Однако сама она, как правило, не выступает в роли объекта управления.

Цель настоящей работы – рассмотреть ИНС Т. Кохонена[1] как объект управления.

С помощью сетей Кохонена производится кластеризация объектов, описываемых количественными характеристиками.

В отличие от классических линейных систем управления [2], сеть Кохонена является системой ненаблюдаемой. Поэтому для получения функций, заменяющих функции состояния, был введен искусственный прием – сформирована программная структура, фиксирующая значение потенциала