



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



каждого из трех нейронов Кохонена на каждой эпохе обучения. Таким образом, были построены ряды $E(t)$, примеры которых отражены ниже.

Таким образом, аппроксимирующая функция может быть представлена в виде:

$$A_0 e^{-\beta t}$$

где A_0 – начальное значение функции выхода нейрона, β – скорость убывания потенциала нейрона.

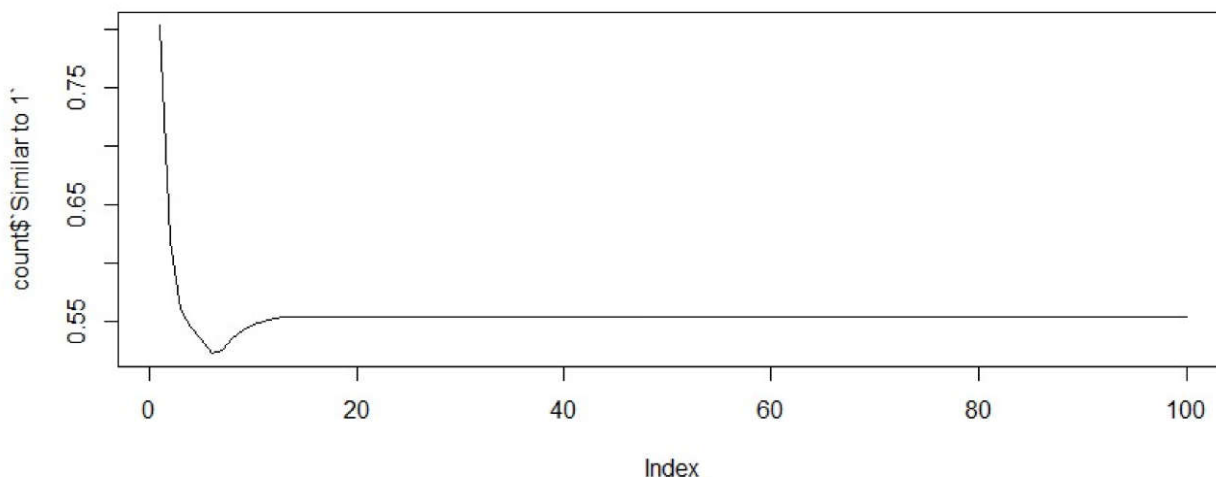


Рис.1. График поведения потенциала нейрона Кохонена (по результатам экспериментов)

Зададим дифференциальное уравнение потенциала нейрона Кохонена как

$$\frac{\partial \varphi^B}{\partial E} = A_0 e^{-\beta t} + u(t, E(t)) \quad (1)$$

где $t \in [0; 10]$, $E(t_0) = E_0$, $\beta = -0.02$, $u(t) \in R$ – управление, и функционал:

$$I = \int_{t_0}^{t_1} u^2(t, E(t)) dt + E(t_1) \rightarrow \min \quad (2)$$

Решаем уравнение Беллмана, смысл которой состоит не только в минимизации управления, но и в нахождении минимального остаточного значения потенциала нейрона в момент окончания управления [2].

Граничное условие к уравнению Беллмана целесообразно описывать как

$$\varphi(t_1, E) = -E(t) \quad (3)$$

Выписываем уравнение Беллмана:

$$\max_u \left\{ \frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial t} + \frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial E} (A_0 e^{-\beta t} + u) - u^2 \right\} = 0 \quad (4)$$

где $u = u(t, E)$ – искомое управление с обратной связью, $\varphi(t, E)$ – функция Беллмана.



Находим структуру оптимального управления из условия максимума выражения в фигурных скобках по управлению. Применяя необходимое условие безусловного экстремума: $\frac{\partial \{ \}}{\partial u} = \frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial E} - u = 0$, получаем $u^* = \frac{1}{2} \frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial E}$.

Подставляем полученное выражение для управления в уравнение Беллмана:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial t} + \frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial E} \left(A_0 e^{-\beta t} + \frac{1}{2} \frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial E} \right) - \left(\frac{1}{2} \frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial E} \right)^2 = 0 \\ \frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial t} + \frac{\partial \varphi(t, E) A_0 e^{-\beta t}}{\partial E} - \frac{1}{4} \left(\frac{\partial \varphi(t, E)}{\partial E} \right)^2 = 0 \end{aligned} \quad (5)$$

Учитывая, что функция A_0 для каждого момента времени может быть вычислена, обозначим ее как $C = A_0 e^{-\beta t}$.

Тогда вычисление выражения (5) будет производиться в узлах следующей таблицы с заданным шагом:

Таблица 1. – Значения параметра C для различных моментов времени

t	0	0,5	1	1,5	2	2,5	3
C	0,8	0,792	0,784	0,776	0,769	0,761	0,753
t	3,5	4	4,5	5	5,5	6	6,5
C	0,746	0,738	0,731	0,724	0,717	0,710	0,702
t	7	7,5	8	8,5	9	9,5	10
C	0,695	0,689	0,682	0,675	0,668	0,662	0,655

Предположим, для поиска решения, что $\varphi^B(t_1, E) = K_B(t)E$, тогда:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi^B}{\partial t} &= K'_B(t)E \\ \frac{\partial \varphi^B}{\partial E} &= K_B(t) \end{aligned}$$

Получаем выражение следующего вида:

$$K'_B(t) + CK_B(t) + \frac{1}{4} K_B^2(t)E = 0 \quad (6)$$

Продифференцируем полученное уравнение по времени, в результате получим необходимость решить линейное однородное дифференциальное уравнение второго порядка:

$$K''_B(t)E + CK'_B(t) + \frac{1}{2} K_B(t) = 0 \quad (7)$$

Примем $E=1$ для удобства вычислений и основываясь на полученных расчетных данных о характере изменения потенциала нейронов Кохонена.

Поиск решений сводится к записи характеристического уравнения и нахождению его корней.

Для всех значений, указанных в таблице 1, наблюдается наличие двух сопряженных комплексных корней, следовательно, общий вид решения будет записан в виде:

$$K_B(t) = e^{Re(\lambda)t} (C_1 \cos(Im(\lambda)t) + C_2 \sin(Im(\lambda)t)) \quad (8)$$



где λ – пара комплексно сопряженных корней характеристического уравнения.

Для узлов, указанных в таблице 1, динамика траекторий функции Беллмана показана на рис.2.

Таким образом, проведенное исследование показало следующее:

1. Нейроны сети Кохонена показали себя как управляемые по выходу объекты, равно как и нейронные сети с переменной проводимостью сигнала[3].

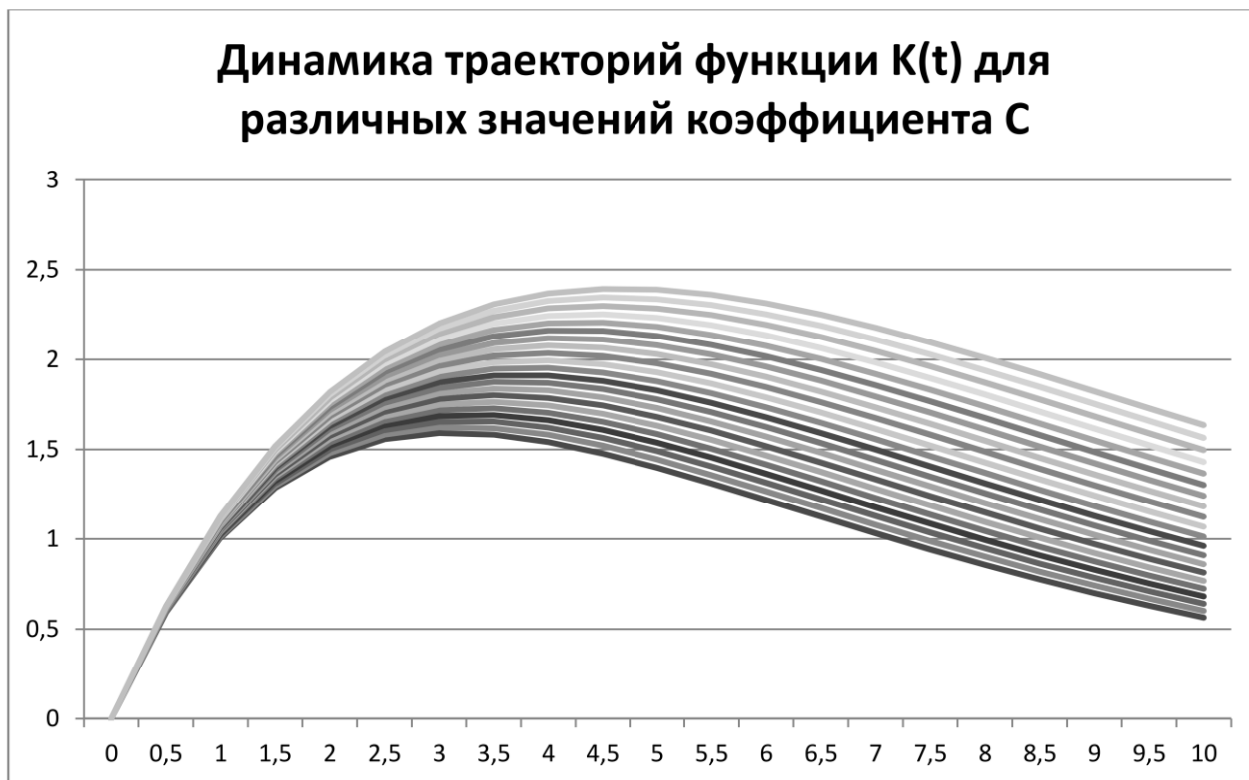


Рис. 2. График функций коэффициента обратной связи при различных константах C , отражающих поведение нейронов Кохонена для разных промежутков времени

2. Для заданного значения величины потенциала нейрона E и в пределах заданного интервала времени $t \in [t_0; t_1]$ с шагом Δt управление строится путем реализации соответствующей кривой коэффициента $K(t)$, с учетом того, что в момент увеличения отсчета времени на Δt необходимо перейти на следующую кривую. В таком виде полученное управление идентично программному управлению.

Литература

1. Горбаченко В.И. Сети и карты Кохонена. [Электронный ресурс] Режим доступа: <http://gorbachenko.self-organization.ru/>
2. Теория управления в примерах и задачах: Учебное пособие/А.В. Пантелеев, А.С. Бортакровский. М.: Высшая школа, 2003, 583 с.: ил. ISBN 5-06-004136-0.



3. Ольшанский, А.М., Игнатенков, А.В. О построении квазихопфилдовской искусственной нейронной сети для решения задач упорядочения процессов [Текст]./А.М.Ольшанский, А.В. Игнатенков//В сб.: Перспективные информационные технологии (ПИТ 2015): труды Международной научно-технической конференции. – Самара, Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва. 2015. С. 73-78.

С.А. Онисич, О.П. Солдатова

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННОЙ НЕЧЕТКОЙ СЕТИ МАМДАНИ-ЗАДЕ

(Самарский университет)

Использование методов машинного обучения для решения задач классификации, в том числе и на основе математической логики, давно стало эффективным методом решения данного класса задач. Однако за прошедшее время стали очевидны недостатки используемой классической логики, и поэтому очевидным шагом стал переход к применению нечеткой логики.

Нечеткой логикой называют логику многозначную, в отличие от логики бинарной, т.е. имеющей только два возможных значения (0, обозначающее ложь, и 1, обозначающее истину). В нечеткой логике значение находится на отрезке от 0 до 1, обозначает степень принадлежности чёткой переменной нечёткому множеству значений и рассчитывается при помощи функций фаззификации [1].

Нечеткая логика была разработана, чтобы позволить вычислительным системам определять различия между данными, которые не являются строго истинными или строго ложными. Преимущества нечеткой логики – в частности, более высокая помехоустойчивость – позволяют более эффективно решать задачу классификации в условиях пересекающихся классов.

Тем не менее, использование нечеткой логики ограничено неоднозначностью реализации ее основных операторов: T- и S-норм и импликации.

T-норма определяется как отображение $T: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$, удовлетворяющее следующим аксиомам:

– граничные условия

$$T(0,0) = T(0,1) = T(1,0) = 0,$$

$$T(x, 1) = x;$$

– коммутативность

$$T(x, y) = T(y, x);$$

– ассоциативность