$$(R^T f)(t) = \theta_x^t(0,t), \qquad t \in (0,T).$$

R^T жауап операторын білу, $T < \infty$,, $Q(t)$ ядросының $(0,T)$ интервалында қалпына келтірілуін қамтамасыз етеді.

$L < \infty$, $T \geq \frac{L}{a}$ жағдайда R^T жауап операторын білу $Q(t)$ ядросын $(0,T)$ интервалында және $\theta(x,t)$ бастапқы-шекаралық есеп шешімі (4)-(6) $(0,L) \times (0,T)$ облысында қалпына келтіреді.

Біз сенсорлық физиологияның диффузиялық процестерін моделдеу мәселелерін шешуге мүмкіндік беретін $Q(t)$ жадылы ядросын қалпына келтіру алгоритмін құрудамыз.

Қолданылған әдебиеттер тізімі

46. Pandolfi L. Distributed Systems with Persistent Memory: Control and Moment Problems. – Springer, 2014, 130 c.
47. Avdonin S. A., Murzabekova G. Y., Nurtazina K. B. Source Identification for the Differential Equation with Memory / in book Trends in Mathematics, Research Perspectives. Birkhaeuser // Springer International Publishing Switzerland, 2017, – P. 111-120.

УДК 004.8

ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА ПРИМЕРЕ ПЕРСЕПТРОНА

Науметов Айдар Ербулатович
aydar_naumetov@mail.ru
Магистрант 2 года обучения кафедры математического и компьютерного моделирования Евразийского национального университета имени Л.Н. Гумилева, Нур-Султан, Казахстан
Научный руководитель – Г.К. Абдрашева

Машинное обучение – класс методов искусственного интеллекта, характерной чертой которых является не прямое решение задачи, а обучение в процессе применения решений множества сходных задач. Для построения таких методов используются средства математической статистики, численных методов, методов оптимизации, теории вероятностей, теории графов, различные техники работы с данными в цифровой форме.

Перцептро́н, или персептрон [1] (англ. perceptron от лат. perceptio — восприятие; нем. Perzeptron) — математическая или компьютерная модель восприятия информации мозгом (кибернетическая модель мозга).

Перцептрон состоит из трёх типов элементов, а именно: поступающие от датчиков сигналы передаются ассоциативным элементам, а затем реагирующим элементам. Таким образом, перцептроны позволяют создать набор «ассоциаций» между входными стимулами и необходимой реакцией на выходе. В биологическом плане это соответствует преобразованию, например, зрительной информации в физиологический ответ от двигательных нейронов.

Согласно современной терминологии, перцептроны могут быть классифицированы как искусственные нейронные сети:

- с одним скрытым слоем;
- с пороговой передаточной функцией;
- с прямым распространением сигнала.

Персептроны можно рассматривать как строительные блоки в одном слое нейронной сети, состоящей из четырех разных частей:

1. Входные значения или один входной слой
2. Веса и уклон
3. Чистая сумма
4. Функция активации

Нейронная сеть, состоящая из персептронов, может восприниматься как сложное логическое утверждение (нейронная сеть), состоящее из очень простых логических утверждений (персептроны); «И» и «ИЛИ» заявления. Утверждение может быть только истинным или ложным, но никогда не может быть одновременно. Цель персептрона - определить на основе входных данных, является ли признаваемая им функция истинной, другими словами, будет ли выходной результат 0 или 1. Сложный оператор все еще является оператором, а его выход может быть только 0 или 1.

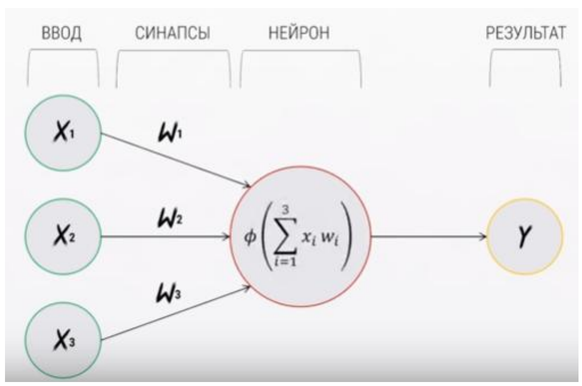

Рис. 1 Однослойный персептрон [2]

Следование карте того, как функционирует персептрон, не очень сложно: суммирование взвешенных входных данных (произведение каждого входа предыдущего слоя, умноженное на их вес) и добавление смещения (значение, скрытое в круге), создаст взвешенную сеть сумма. Входные данные могут поступать как от входного слоя, так и от персептронов предыдущего уровня. Взвешенная чистая сумма затем применяется к функции активации, которая затем стандартизирует значение, производя выходные данные 0 или 1. Это решение, принятое персептроном, затем передается на следующий уровень для следующего персептрона, который будет использоваться в их решении.

Вместе эти части составляют один персептрон в слое нейронной сети. Эти персептроны работают вместе, чтобы успешно классифицировать или прогнозировать входные данные, передавая, присутствует ли функция, которую он видит (1) или нет (0). Персептроны, по сути, являются посланниками, передавая соотношение признаков, которые коррелируют с классификацией, по сравнению с общим числом признаков, которые имеет классификация. Например, если существует 90% этих признаков, то, вероятно, верно, что вход является классификацией, а не другим входом, который имеет только 20% признаков классификации.

Давайте рассмотрим реализацию персептрона на языке Python

```
import numpy
# функция активации
```

```
def sigmoid(x):
   return 1/(1 + numpy.exp(-x))
# Входные данные
training_inputs = numpy.array([[0,0,1],
                               [1,1,1],
                               [1,0,1],
                               [0,1,1]])
#Выходные данные
training_outputs = numpy.array([[0, 1, 1, 0]]).T
numpy.random.seed(1)
synaptic_weights = 2 * numpy.random.random((3,1)) - 1
print("Случайные веса:")
print(synaptic_weights)
# Метод обратного распространения # Цикл для обучения персептрона
for i in range(10000):
   input_layer = training_inputs
   outputs = sigmoid(numpy.dot(input_layer, synaptic_weights))
   err = training_outputs - outputs
   adjustments = numpy.dot( input_layer.T, err * (outputs * (1 - outputs) * 0.05) )
   synaptic_weights += adjustments
print("Веса после обучения:")
print(synaptic_weights)
print("Результат после обучения:")
print(outputs)
```

```
Случайные веса:
[[-0.16595599]
 [ 0.44064899]
 [-0.99977125]]
Веса после обучения:
[[ 7.69560617]
 [-0.21422369]
 [-3.63528668]]
Результат после обучения:
[[0.02569899]
 [0.97908349]
 [0.9830485 ]
 [0.0208467 ]]
```

Рис. 2 Вывод программы

Как мы видим, результаты близки к ожидаемым данным. А теперь для того чтобы проверить насколько они обучены, проверим в новой ситуации.

```
# Новая ституация
new_inputs = numpy.array([[0,0,0],[1,0,0]])
output = sigmoid(numpy.dot(new_inputs, synaptic_weights))
print("Новая ситуация:")
print(output)
```

```
Новая ситуация:
[[0.44694377]
 [0.99966498]]
```

Рис. 3 Вывод программы с новыми данными

Примерно также проходит обучения нейронных сетей распознаванию символов и данных, единственное отличие это входные данные, которые получает нейронная сеть.

К недостаткам нейронной сети можно отнести: достаточно долгий период обучения, высокие требования производительности, сложность в реализации. К достоинствам относятся: при достаточно долгом обучении – вероятность верного ответа, стремящийся к 99%, большой интерес в мире к данным технологиям

Список использованных источников

1. Wikipedia.org
2. George F Luger Artificial Intelligence. P. 455-464

УДК 517.984

ШЕКАРАЛЫҚ БАСҚАРУДЫҢ КЕЙБІР ӘДІСТЕРІН БІРТЕКТІ ЕМЕС ШЕК ҮШІН КЕРІ ЕСЕПТЕРІНДЕ ҚОЛДАНУ

Өмірбек Мерей Нұржанұлы

omirbek.m@mail.ru

Л. Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Нұр-Сұлтан, Қазақстан

Ғылыми жетекшісі – К. Сулейманов

Бекітілмеген сол жағына түсірілген $f(t)$ күші тудыратын, біртекті емес шектің бойында таралатын толқындар туралы есеп қарастырылады. Жұмыста ұзындығы $L \leq \infty$, ал тығыздығы $\rho = \rho(x)$ айнымалы, оң мәнді және дифференциалданады. Бұл есеп келесі теңдеулер жүйесіне әкеледі:

$$\begin{cases} \rho(x)u_{tt} - u_{xx} = 0; \;\; 0 < x < L, \;\; 0 < t < T & (1) \\ u(x,0) = u_t(x,0) = 0; \;\; u_x(0,t) = f(t) & (2) \end{cases}$$

Оның шешімі $u = u^f(x,t)$ шектің алғашқы күйінен ауытқуын білдіреді. $T_* = \int_0^L \sqrt{\rho(x)}dx \leq \infty$ шектің «оптикалық ұзындығы» $x = 0$ –ден $x = L$ –ге дейінгі ұйытқудың жүріп өткен уақытымен сәйкес келеді. $r(t)$ арқылы, лездік бірлік импульстің көзі: $f(t) = \delta(t)$ ($\delta(\dots)$–Дирактың дельта-фукнциясы) тудыратын, $x = 0$ жағының ауытқуын белгілейік, сонымен қатар көрсетілген класстан алынған кез келген $\rho(x)$ үшін $r(+0) < 0$ шартының қажетілігі орындалады.

Кері есептің мақсаты $\rho(x)\,(0 \leq x \leq L)$ фукнциясын, берілген $r(t)\,(t > 0)$ функциясы арқылы қалпына келтіру. $r(t)$ функциясын біле отырып, шектің еркін еркін көздің әсерінен туындаған, шек ұшының ауытқуын сипаттауға болады:

$$u^f(0,t) = r(t) * f(t) = \int_0^t r(t-s)f(s)ds. \tag{3}$$

Шектің сол жақ ұшынан x нүктесіне дейінгі ұйытқудың жүріп өткен уақыты $\tau(x) = \int_0^x \sqrt{\rho(\varsigma)}d\varsigma$ болсын, ал $x = x(t)$ функциясы $t = \tau(x)$ функциясының кері функциясы болып табылады:

$u^f(x,T) = 0\ (0 < t < T)$. $t = T < T_*$ моментін бекітіп, шектің $[0, x(T)]$ аралығында, $x(T) < x \leq L$ кезінде $a(x) = 0$ болатын, $a(x)$ функциясын береміз. (1), (2) жүйесімен байланысты басқару есебін құрамыз: $t = T$ моментінде $f(t)$ күші тудыратын толқын, алдын ала берілген форманы қабылдай алатындай, $f(t)$ күштің көзін іздеп табу, яғни келесі теңдік орындалу керек:

$$u^f(x,T) = a(x). \tag{4}$$

Шек $\rho(x) = \rho = const$ үшін есеп оңай шешіледі: бұл жағдайда

$$u^f(x,t) = -\frac{\theta(t - \sqrt{\rho}x)}{\sqrt{\rho}} \int_0^{t-\sqrt{\rho}x} f(s)ds$$

($\theta(\dots)$–Хевисайд функциясы: $\theta(s) = 0$ егер $s < 0$, $\theta(s) = 1$ егер $s > 0$);