

Министерство образования и науки Российской Федерации  
Сибирский федеральный университет  
Межинститутская базовая кафедра  
«Прикладная физика и космические технологии»

# **Робототехника и ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ**

Материалы VI Всероссийской  
научно-технической конференции  
с международным участием

г. Железногорск, 13 декабря 2014 г.

Под научной редакцией В.А. Углева

Красноярск  
Центр информации  
2014

УДК 004.896  
ББК 32.816  
P584

**P584 Робототехника и искусственный интеллект** : материалы VI Всероссийской научно-технической конференции с международным участием (г. Железногорск, 13 декабря 2014 г.) / под науч. ред. В.А. Углева ; Сиб. федер. ун-т. – Красноярск : Центр информации, ЦНИ «Монография», 2014. – 220 с.

ISBN 978-5-905284-45-8

Сборник включает тексты докладов участников конференции по различным вопросам робототехники и искусственного интеллекта.

Темы конференции: мехатроника, системы искусственного интеллекта при управлении роботами, формирование баз знаний и интеллектуальных алгоритмов, экстремальная и образовательная робототехника, а также модели симуляции работы мозга.

Представляет интерес для научных работников, аспирантов, преподавателей вузов, магистрантов, студентов и школьников.

**УДК 004.896**  
**ББК 32.816**

ISBN 978-5-905284-45-8

© МБК ПФКТ СФУ, 2014

## РЕШЕНИЕ ОДНОЙ ОБРАТНОЙ ЗАДАЧИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

*Аннотация:* Искусственные нейронные сети позволяют решать задачи, где обычные алгоритмы и методы применять затруднительно. Они обучаются путем изменения весовых коэффициентов, связывающих отдельные нейроны, по заданной обучающей выборке, включающей в себя векторы входных значений и соответствующие им векторы, которые ожидаются на выходе из сети.

*Ключевые слова:* искусственные нейронные сети, обратная задача, ADALINE.

E.V. Semyonov, master student, semenov.evgeny.92@gmail.com  
NR TSU, Tomsk, Russia

## SOLUTION OF AN INVERSE PROBLEM WITH USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

*Abstract:* Artificial neural networks allow to solve problems, where conventional algorithms and methods of use is difficult. They are trained by changing the weighting coefficients, that bind individual neurons, for a given training set, comprising a vector of input values and corresponding vectors that are expected at the output of the network.

*Key words:* artificial neural network, inverse problem, ADALINE.

Искусственный нейрон представляет собой математическую модель биологического нейрона (рис. 1). Основными составляющими нейрона являются: тело клетки (сома); отростки клетки, по которым поступают сигналы от соседних нейронов (дендриты); хвостик, по которому клетка передаёт команды другим клеткам (аксон); ответвления аксона, цепляющиеся за дендриты близлежащих нейронов (синапсы).

В математической модели каждому входу искусственного нейрона в соответствие ставится некоторое число  $w_k$ , именуемое весом синаптической связи или просто весом, где физический смысл синапса, это его электропроводимость. Массив значений синаптических связей всех нейронов сети есть

массив весовых коэффициентов (весов) и, обычно, обозначается буквой  $W$ . Выходное состояние каждого нейрона сети определяется функцией от скалярного произведения его весовых коэффициентов на входной вектор обучающей выборки  $\bar{y} = F(W\bar{x}^T)$ . Функция  $F$  носит название передаточная функция или функция активации [1].

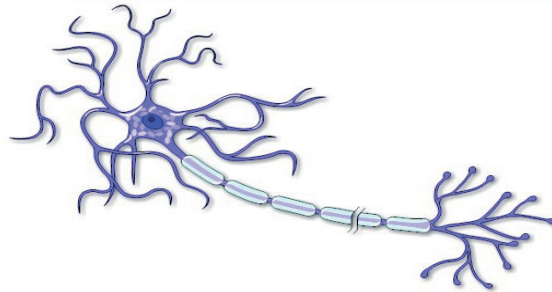


Рис. 1. Биологическая модель нейрона

Одним из типов обучения нейронных сетей является так называемое обучение с учителем, когда данные, предоставляемые нейронной сети, состоят не только из входного вектора  $\bar{x}$ , но и из соответствующего ему вектора  $\bar{d}$ , который мы ожидаем получить на выходе сети. Совокупность таких пар носит название обучающей выборки и обозначается, как  $\{\bar{x}_1, \bar{d}_1\}, \dots, \{\bar{x}_Q, \bar{d}_Q\}$ . Ниже будет рассмотрен именно такой подход к обучению искусственной нейронной сети.

В 1960 году Бернارد Уидроу и Тед Хофф произвели некоторые модернизации персептрона Фрэнка Розенблатта и ввели в теорию нейронных сетей новое понятие ADALINE (Adaptive Linear Neuron - адаптивный линейный нейрон). Правило для нейронных сетей типа ADALINE (рис. 2) они назвали «Дельта – правило», оно основано на методе градиентного спуска, где в качестве направления градиента используется направление градиента ошибки. Алгоритм обучения нейронной сети типа ADALINE носит название LMS (Least Mean Square - наименьшее среднеквадратичное). Кардинальным отличием персептрона от сети ADALINE являлось не только правило обучения сети, сколько вид передаточной функции [2].

В персептроне обычно использовали пороговую функцию

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ 1, & x \geq a \end{cases},$$

где значение  $a$  выступало в качестве порогового значения

возбуждения нейрона, или позже сигмоидальную функцию  $F(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}$ ,

где параметр  $\alpha$  отвечал за интенсивность изгиба функции, и при увеличении приближал сигмоидальную функцию к пороговой. В сети же типа ADALINE передаточная функция  $F$  является линейной:  $F(x) = x$ .

$$\bar{x}_i \in R^S; \bar{d}_i, \bar{y}_i \in R^P; W \in R^{P \times S}; \bar{y}_i = F(W\bar{x}_i^T) = W\bar{x}_i^T; i = \overline{1, Q}.$$

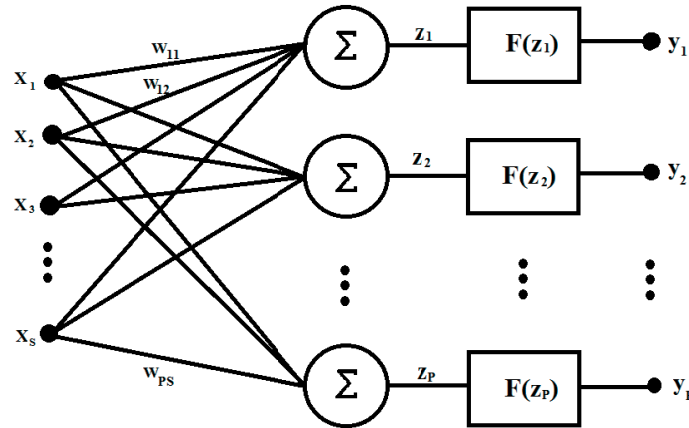


Рис. 2. ADALINE

Искусственные нейронные сети позволяют решать задачи, где обычные алгоритмы и методы применять затруднительно. Формула  $\bar{y} = W\bar{x}^T$  описывает систему линейных алгебраических уравнений относительно вектора переменных  $\bar{x}$ :  $A\bar{x} = \bar{d}$ . Для случая, когда известны параметры  $A$  и  $\bar{d}$ , существует множество методов, позволяющих отыскать значение вектора  $\bar{x}$  (прямая задача). Но когда известны  $\bar{x}$  и  $\bar{d}$ , и требуется найти коэффициенты матрицы  $A$  (обратная задача), появляются трудности. В свою очередь, для искусственных нейронных сетей решение обратной задачи не составляет труда. Нейронные сети обучаются путем изменения коэффициентов весов, тем самым любая искусственная нейронная сеть вида  $\bar{y} = W\bar{x}^T$  способна решить обратную задачу по нахождению коэффициентов матрицы СЛАУ.

Правило, по которому сеть обучается, носит название наименьшее среднеквадратичное. В свою очередь, функция ошибки представляла среднеквадратичное отклонение  $\bar{y}$  от  $\bar{d}$ .

$$E(W) = \sum_{i=1}^Q (\bar{d}_i - \bar{y}_i)^2 \xrightarrow{W} \min;$$

$$E(W) = \sum_{i=1}^Q (\bar{d}_i - \bar{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^Q (\bar{d}_i - W\bar{x}_i^T)^2 = \sum_{i=1}^Q \bar{d}_i^2 - \sum_{i=1}^Q 2\bar{d}_i W\bar{x}_i^T + \sum_{i=1}^Q W\bar{x}_i^T W\bar{x}_i^T.$$

При помощи аппроксимации градиента функции ошибки мы получаем правило, по которому должны изменяться веса.

Рассмотрим градиент целевой функции:

$$\nabla E(W) = \frac{\partial (d - W\bar{x}^T)^2}{\partial W} = 2(d - W\bar{x}^T) \frac{\partial (d - W\bar{x}^T)}{\partial W} = -2(d - W\bar{x}^T) \cdot \bar{x}.$$

Тогда в соответствии с методом наискорейшего спуска построим итерационный алгоритм:

$$W_{k+1} = W_k - \alpha \nabla E(W_k); W_{k+1} = W_k + 2\alpha(d - W_k \bar{x}^T) \cdot \bar{x}, \quad k > 0.$$

Стоит отметить, что нахождение параметра  $\alpha$  не нуждается в одномерной минимизации, этот параметр (параметр скорости обучения) находится из условия сходимости правила обучения сети [2].

В отличие от условия дельта – правила в ходе практического исследования нейронной сети было установлено новое правило для выбора параметра скорости обучения. Так называемая нормировка входных данных:

$$\alpha = \frac{1}{\|\bar{x}\|}, \text{ где } \|\bar{x}\| = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q \sum_{j=1}^S x_{i,j}.$$

Постановка задачи: Для системы  $A\bar{x} = \bar{d}$ ,  $A \in R^{S \times S}$  дан набор пар  $\{\bar{x}_1, \bar{d}_1\}, \dots, \{\bar{x}_Q, \bar{d}_Q\}$ , сама матрица неизвестна. Необходимо решить обратную задачу по нахождению коэффициентов исходной матрицы по известному решению и правой части.

Задача решалась для размера матрицы  $S = 240$ , причём учитывалась структура матрицы (весовые коэффициенты, соответствующие нулевым элементам матрицы  $A$ , изначально задавались нулевыми и не изменялись в ходе обучения). Используемые размеры обучающей выборки:  $Q = 24$  и  $Q = 120$ .

При подготовке обучающей выборки (прямая задача) использовались два подхода:

1. Задавался вектор  $\bar{x}$ , после чего рассчитывался вектор  $\bar{d} = A\bar{x}$ ;
2. Задавалась правая часть системы  $\bar{d}$ , после чего с помощью LU-факторизации находился вектор  $\bar{x}$ .

При использовании первого подхода нейронная сеть находила коэффициенты исходной матрицы с точностью  $10^{-12}$  за 0,3 – 0,4 секунды. Причём метод работал для обоих размеров обучающей выборки. В свою очередь, при использовании второго подхода, при размере выборки равном 24 нейронная сеть исчерпала отведённое ей количество итераций, не предоставив искомого результата. При использовании второй выборки сеть решала задачу с той же точностью, но решение оказывалось неверным. Происходило это потому, что сеть достигала локального минимума, не доходя до глобального. Несмотря на то, что функция ошибки имела вид параболы в пространстве  $R^2$ , эллиптического параболоида в пространстве  $R^3$  и, видимо, вплоть до пространства  $R^{S^2}$  имела один минимум, выполнялось это предположение не всегда (рис. 4).

Искусственные нейронные сети поддаются распараллеливанию. Это связано с тем, что каждый нейрон каждого слоя рассчитывается отдельно от других, у него есть свой набор весов, характеризующих соединение с нейронами предыдущего слоя. Для подсчёта значения нейрона на любом слое, необходимо лишь предоставить вектор выходов нейронов предыдущего слоя каждому процессору. В таком случае мы получим ускорение работы программы на любом слое примерно во столько раз, сколько нейронов на этом

слое расположено.

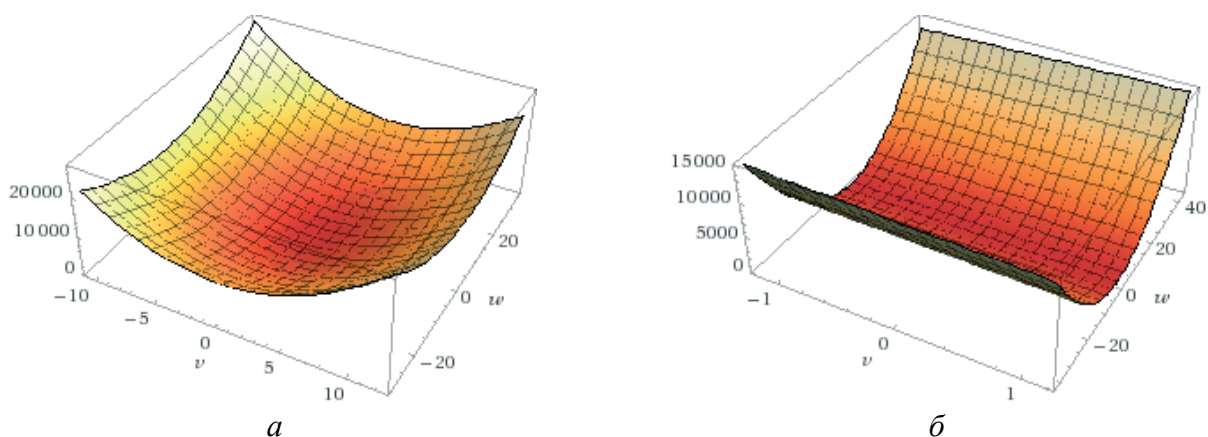


Рис. 4. а) пример функции в пространстве  $R^3$  с полной выборкой ( $Q \geq 2$ );  
б) пример функции в пространстве  $R^3$  с недостатком данных ( $Q = 1$ )

В результате проведённой работы были изучены искусственные нейронные сети, принцип их работы и применение. Для решения поставленной задачи была разработана параллельная программа на языке Fortran с использованием технологий MPI и OpenMP. Тестирование сети проводилось на суперкомпьютере ТГУ СКИФ Cyberia.

*Работа выполнена по Государственному заданию Министерства образования и науки РФ, №5.628.2014/К.*

## Список литературы

1. Тархов Д.А. Нейронные сети, модели и алгоритмы. Кн. 18. – М.: Радиотехника, 2005. – 256 с.
2. Widrow B. and Stearns S.D. Adaptive Signal Processing, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1985.