

УДК 519.71: УДК 37.018.43

Модель прогнозирования поведения студента на основе нейронных сетей

М.А.Омаров

Проф., доктор технических наук, Харьковский национальный университет радиоэлектроники

E-mail: murad.omarov@nure.ua

В.Х. Мурадова

Аспирант, Харьковский национальный университет радиоэлектроники

E-mail: viusalia.muradova@nure.ua

Model for predicting student behavior based on neural networks

М.А.Омаров

Professor, Doctor of Technical Sciences, Kharkiv National University of Radio Electronics

E-mail: murad.omarov@nure.ua

V.X.Muradova

Postgraduate student, Kharkiv National University of Radio Electronics

E-mail: viusalia.muradova@nure.ua

В статье разработаны модель прогнозирования поведения студента и модель интегрированной оценки, которые предполагается внедрить в информационную систему организации и управления дистанционной формой обучения деканата университета. Модели разработаны с использованием искусственных нейронных сетей. Также рассматриваются основы теории искусственных нейронных сетей, ее алгоритмы и метод, а также идеология практического применения в компьютерных приложениях.

Ключевые слова: дистанционная форма обучения; искусственные нейронные сети; модель поведения студента.

The article develops a model of prediction of student behavior and an integrated assessment model that is intended to be introduced into the information system of the organization and management of the distance learning form of the university dean's office. Models are developed using artificial neural networks. Also, the foundations of the theory of artificial neural networks, its algorithms and method, as well as the ideology of practical application in computer applications are considered.

Key words: remote form of training; artificial neural networks; model of student behavior.

Авторы ведут исследования в направлении дистанционной формы обучения (ДФО) в части организации самого процесса в качестве объекта внедрения исследования рассматривается организация и управление дистанционным обучением на уровне деканата [1].

Авторами было рассмотрено функциональные требования к информационной системе организации и управления ДФО. На основе предложенной модели предполагалось выполнить проектирование информационной системы управления процессом дистанционного обучения в учреждении высшего образования. В результате проведенного анализа были выявлены особенности дистанционной формы образования, которые отличают

ее от очной формы обучения. Была разработана модель дистанционной формы образования, которую предполагалось использовать в качестве теоретической основы для разработки информационного обеспечения управления процессом дистанционного обучения [2].

Дальнейшим этапом развития информационной системы рассмотренной [3] авторы считают необходимым разработку модуля прогнозирования поведения студента и включение его в информационную систему деканата. Таким образом, необходимо построение модели поведения студента (модель ПС). Это позволит прогнозировать поведение студента и использовать этот прогноз для принятия управленческих решений на уровне деканата. В качестве аппарата моделирования авторами выбраны искусственные нейронные сети (ИНС).

Целью данного исследования является:

- 1) с помощью нейронных сетей построить модель студента, которая позволяет прогнозировать его поведение на несколько шагов по конкретной дисциплине;
- 2) построить модель, которая на основе оценки текущей успеваемости студента позволяет прогнозировать интегрируемую успеваемость. (на основе искусственного нейрона).

Для достижения этой цели авторы считают необходимым выполнить следующие задачи:

- проанализировать какой должна быть структура нейронной сети, которая адекватно позволяет прогнозировать поведение студента по конкретной дисциплине (модель ПС);
- определить и обосновать минимальную структуру модели ПС;
- проанализировать результаты получаемые с помощью модели;
- определить наиболее перспективные развития модели;
- проанализировать методы построения интегральной оценки и факторов, влияющих на интегральную оценку, и включить результаты этого анализа в модель.

Применение искусственных нейронных сетей для различных задач

Нейронная сеть (НС) представляет собой совокупность отдельных нейронов, связанных в определенную структуру. Вычислительная мощность сети, задачи, которые она может решать, задается именно этими связями. Связи соединяют входы одних нейронов с выходами других, а их «сила» (влияние на результат) задается весовыми коэффициентами. Таким образом, сила влияния поведения одного нейрона на поведения другого определяется соответствующим весом связи.

Обучение НС представляет собой процесс их настройки таким образом, чтобы поведение сети было максимально приближено к желаемому или целевому поведению. Под поведением сети понимается процесс достижения элементами сети, т.е. нейронами, некоторых состояний при задаваемом множестве входных сигналов. Поведение сети зависит от ее параметров весовых коэффициентов, порогов и структур сети.

В настоящее время широкий круг задач, решаемые на основе НС, не позволяет создавать универсальные, мощные сети, вынуждая разрабатывать специализированные НС, функционирующие по различным алгоритмам [4].

Модели НС могут быть программного и аппаратного исполнения. В дальнейшем речь пойдет в основном о программном исполнении.

Несмотря на существенные различия, отдельные типы НС обладают несколькими общими чертами.

Основу каждой НС составляют относительно простые в большинстве случаев однотипные, элементы (ячейки) имитирующие работу нейронов мозга. Далее под нейроном будет подразумеваться искусственный нейрон, то есть ячейка НС. Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием по аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены. Он обладает группой синапсов однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов, а также имеет аксон - выходную связь данного нейрона, с которой сигнал (возбуждения или торможения) поступает на синапсы следующих нейронов. Общий вид нейрона приведен на рис. 1

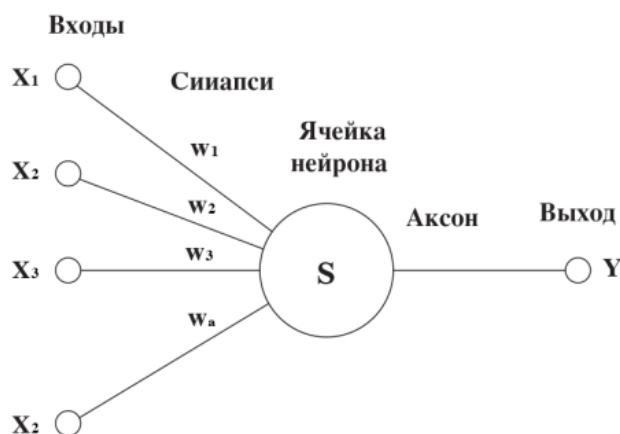


рис.1 Искусственный нейрон

Например параметры входа могут быть следующие: x_1 - оплата за обучение, x_2 - посещаемость, x_3 - выполнение студентами к/р по математике, x_4 - общение с тьютором в онлайн режиме, т.е вектор входных параметров это $X = (x_1, x_2, x_3, x_4)$. Весовые коэффициенты w_1, w_2, w_3, w_n – значимость для текущего нейрона значение соответствующего параметра. Например: нейрон вырабатывает предполагаемую оценку по биологии. На вход поддаются текущие оценки по математике, химии, физики и язык подготовки (история). В результате весовой коэффициент химии 80%, физики 12%, математики 6 %, остальные предметы 2 %. Исходя из выше сказанного можно представить общий вид нейрона:

S – суммирует входные сигналы и с учетом внутреннего состояния формирует выходной сигнал;

Y – это результат одного из допустимых действий например: 1) отчислить, 2) направлять на повторное обучение, 3) перевести на следующий этап обучения.

Каждый синапс характеризуется величиной синоптической связи или ее весом w_i , который по физическому смыслу эквивалентен электрической проводимости.

Текущее состояние нейрона определяется, как взвешенная сумма его входов:

$$s = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i \quad (1)$$

Выход нейрона есть функция его состояния:

$$y = f(s) \quad (2)$$

Нелинейная функция f называется активационной и может иметь различный вид. Одной из наиболее распространенных является нелинейная функция с насыщением, так называемая логистическая функция или сигмоид (т.е. функция S – образного вида).

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-a \cdot x}} \quad (3)$$

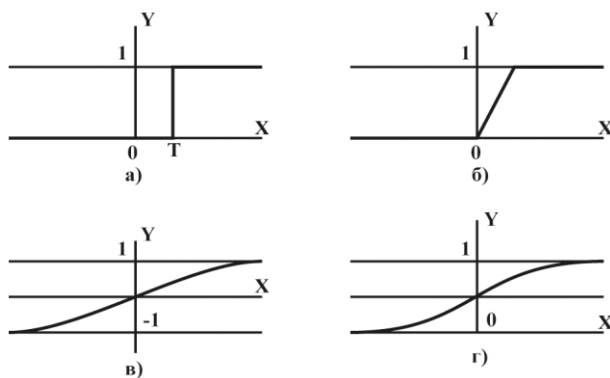


Рис. Активационная функция:

- а) функция единичного скачка; б) линейный порог (гистерезис);
 в) сигмоид- гиперболический тангенс; г) сигмоид –формула (3)

При уменьшении a сигмоид становится более пологим, в пределе при $a=0$ вырождаясь в горизонтальную линию на уровне 0.5, при увеличении a сигмоид приближается по внешнему виду к функции единичного скачка с порогом T в точке $x=0$. Из выражения для сигмоида очевидно, что выходное значение нейрона лежит в диапазоне $[0,1]$. Особенностью сигмоидной функции является простое выражение для ее производной, применение которого будет рассмотрено в дальнейшем.

$$f'(x) = a \cdot f(x) \cdot (1 - f(x)) \quad (4)$$

Следует отметить, что сигмоидная функция дифференцируема на всей оси абсцисс, что используется в некоторых алгоритмах обучения. Кроме того, она обладает свойством усиливать слабые сигналы лучше, чем большие, и предотвращает насыщение от больших сигналов, так как они соответствуют областям аргументов, где сигмоид имеет пологий вид.

В качестве примера простейшей НС рассмотрим трехнейронный перцептрон (рис.3), то есть такую сеть, нейроны которой имеют активационную функцию в виде единичного скачка. На n входов поступает некие сигналы, проходящие по синапсам на 3 нейрона, образующие единственный слой этой НС и выдающие три выходных сигнала:

$$y_j = \left[f \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} \right], j = 1 \dots 3 \quad (5)$$

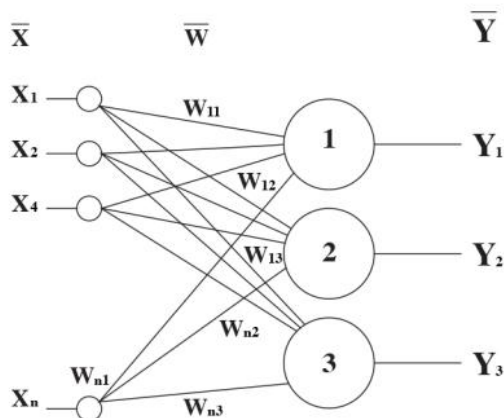


рис.3 Однослойный перцептрон

Очевидно что, все весовые коэффициенты синапсов одного слоя нейронов можно свести в матрицу W , в которой каждый элемент w_{ij} задает величину i -ой синоптической связи j -ого нейрона. Таким образом, процесс, происходящий в НС, может быть записан в матричной форме:

$$Y = F(XW) \quad (6)$$

где X и Y – соответственно входной и выходной сигнальные векторы, $F(V)$ – активационная функция, применяемая поэлементно к компонентам вектора V . В формуле 6 используется аппарат линейной алгебры, более подробно описано в [5].

Теоретически число слоев и число нейронов к каждому слою может быть произвольным, однако фактически оно ограничено ресурсами компьютера или специализированной микросхемы, на которых обычно реализуется НС.

Сети можно классифицировать по числу слоев. На рис. 4 представлен двухслойный перцептрон, полученный из перцептрона с рисунка 3 путем добавления второго слоя, состоящего из двух нейронов. Роль нелинейности активационной функции, благодаря данным свойствам или не входила в алгоритм работы каждого нейрона, или результат функционирования любой p -слойной НС с весовыми матрицами $W^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, p$ для каждого слоя i сводился бы к перемножению входного вектора сигналов X на матрицу

$$W^{(\Sigma)} = W^{(1)} \cdot W^{(2)} \cdot \dots \cdot W^{(p)}, \quad (7)$$

То есть фактически такая p -слойная НС эквивалентна однослойной НС с весовой матрицей единственного слоя $W^{(\Sigma)}$:

$$Y = XW^{(\Sigma)} \quad (8)$$

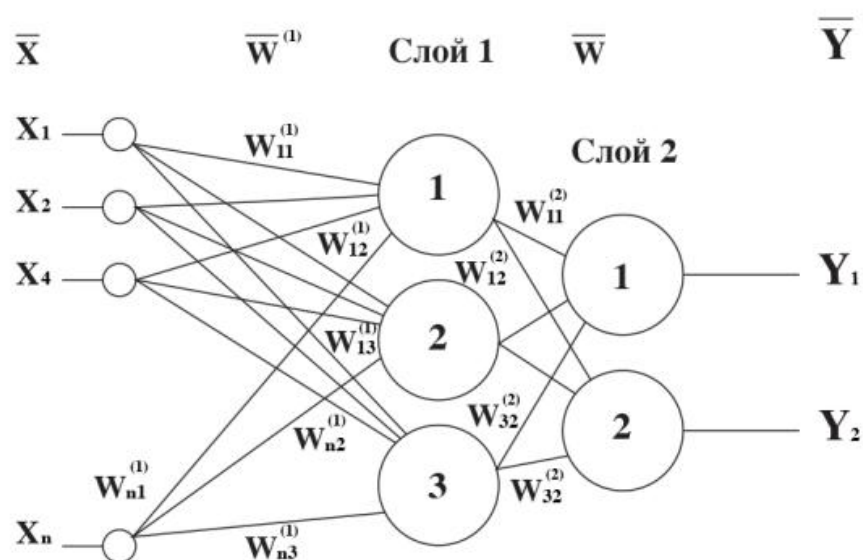


рис. 4 Двухслойный перцептрон

Большинство известных на сегодняшний день НС используют для нахождения взвешенной суммы входов нейрона формулу (1), однако в некоторых приложениях НС полезно ввести другую запись например:

$$s = \sum_{i=1}^n x_i^2 \cdot w_i \quad (9)$$

или даже

$$s = \sum_{i=1}^n x_i^2 \cdot x_{((i+1) \bmod n)} \cdot w_i \quad (10)$$

Введение такого рода нелинейности, увеличивает вычислительную мощь сети, то есть позволяет из меньшего числа нейронов с “нелинейными” синапсами сконструировать НС, выполняющую работу обычной НС с большим числом стандартных нейронов и более сложной, конфигурации. Например, для того чтобы выполнить прогноз оценки по конкретной дисциплине необходимо добавить соответствующий нейрон на вход которого подать сигналы влияющие, по мнению разработчика НС, на этот прогноз.

Пороговое значение T , в общем случае, может принимать произвольное значение. Более того, оно должно принимать некое произвольное, неизвестное заранее значение, которое подбирается на стадии обучения вместе с весовыми коэффициентами. То же самое относится и к центральной точке сигмоидной зависимости, которая может сдвигаться вправо или влево по оси X , а также и ко всем другим активационным функциям. Это, однако, не отражено в формуле (1), которая должна была бы выглядеть так:

$$s = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i - T \quad (11)$$

Такое смещение обычно вводится путем добавления к слою нейронов еще одного входа, возбуждающего дополнительный синапс каждого из нейронов, значение которого всегда равняется 1. Присвоим этому входу номер 0. Тогда

$$s = \sum_{i=0}^n x_i \cdot w_i, \quad (12)$$

где

$$w_0 = -T, x_0 = 1. \quad (13)$$

Очевидно, что различие формул (1) и (12) состоит лишь в способе нумерации входов.

Из всех активационных функций, изображенных на рис 2, одна выделяется особо. Это гиперболический тангенс, зависимость которого симметрична относительно оси X и лежит в диапазоне [-1; 1]. Выбор области возможных значений выходов нейронов во многом зависит от конкретного типа НС и является вопросом реализации, так как манипуляции с ней влияют на различные показатели эффективности сети, зачастую не изменяя общую логику ее работы. С помощью нейронных сетей можно решать разные типы задач. Работа всех сетей сводится к классификации (обобщению) входных сигналов, принадлежащих n-мерному гиперпространству, по некоторому числу классов. С математической точки зрения это происходит путем разбиения гиперпространства гиперплоскостями (запись для случая однослойного перцептрона).

$$\sum_{i=1}^n x_i^2 \cdot w_{ik} = T_k, k = 1 \dots m \quad (14)$$

Каждая полученная область является областью определения отдельного класса.

Число таких классов для одной НС перцептронного типа не превышает 2^m , m – число выходов сети. Однако не все из них могут быть разделены данной НС.

Например, однослойный перцептрон, состоящий из одного нейрона с двумя входами, представленный на рис.5,

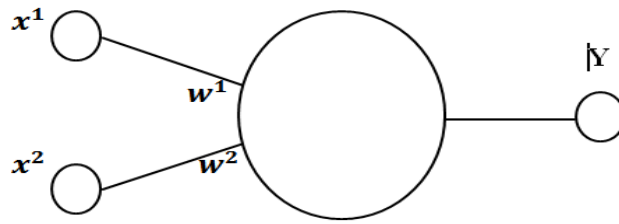


рис.5 Однонейронный перцептрон

не способен разделить плоскость (двумерное гиперпространство) на две полуплоскости так, чтобы осуществить классификацию входных сигналов по классам А и В (см. таблицу 1).

Таблица1

	X_1	0	1
X_2	0	A	B
	1	B	A

Уравнение сети для этого случая

$$x_1 \cdot w_1 + x_2 \cdot w_2 = T \quad (15)$$

является уравнением прямой (одномерной гиперплоскости), которая ни при каких условиях не может разделить плоскость так, чтобы точки из множества входных сигналов, принадлежащие разным классам, оказались по разные стороны от прямой (см. рисунок 6).

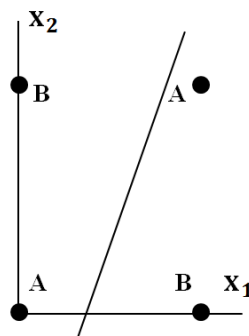


рис.6 визуальное представление работы НС с рисунка 5

Если присмотреться к таблице 1, можно заметить, что данное разбиение на классы реализует логическую функцию «исключающего ИЛИ» и «сложения по модулю 2» для входных сигналов. Невозможность реализации однослойным перцептроном этой функции получила название проблемы исключающего ИЛИ.

Функции, которые не реализуются однослойной сетью, называются линейно неразделимыми (2). Решение задач, подпадающих под это ограничение, заключается в применении 2-х и более слойных сетей или сетей с нелинейными синапсами, однако и тогда существует вероятность, что корректное разделение некоторых входных сигналов на классы невозможно.

Модель интегральной оценки

Модель интегральной оценки целью, которой является на основе оценки текущей успеваемости студента прогнозировать интегрируемую успеваемость, было решено представить в виде однослойного перцептрона с четырьмя входами и тремя выходами.[7] Входами являются X_1 - использование информационных ресурсов X_2 - посещаемость сайта, X_3 -выполненные задания, X_4 – собеседование с преподавателем в онлайн режиме. Выходами Y_1 .средний бал по предметам, Y_2 . стабильность оплаты, Y_3 . академическая успеваемость (результаты сессии).

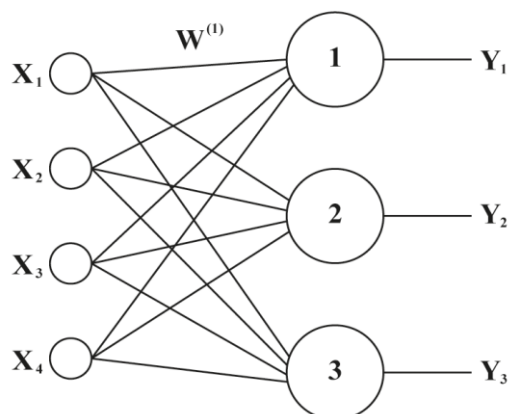


рис.7 Модель интегральной оценки на основе однослойного перцептрона

Матрица весовых коэффициентов для этой нейронной сети имеет размерность 4 на 3. Чтобы получить численные значения весовых коэффициентов W_{ij} было использовано обучение по правилу Хэбба:[6]

$$W_{ij} = \gamma x_i \cdot y_j$$

Была использована выборка из 10 входных векторов значение которых приведено в таблице 2.

Таблица 2

№ Студ.	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	Y ₁	Y ₂	Y ₃
1	25	15	18	5	85	1	7
2	15	10	10	5	70	2	5
3	28	8	15	2	60	2	6
4	20	12	12	0	75	3	8
5	10	7	8	2	65	1	4
6	15	10	16	4	80	2	7
7	20	6	12	3	75	3	6
8	5	15	10	0	60	3	4
9	14	5	7	0	85	1	5
10	23	3	17	5	70	2	7

В итоге была получена следующая матрица весовых коэффициентов (таблица 3).

Таблица 3

$$\begin{pmatrix} 1.28 \times 10^3 & 34.6 & 109.4 \\ 659.5 & 18.8 & 53.9 \\ 911.5 & 25.1 & 77.2 \\ 192 & 4.8 & 16.1 \end{pmatrix}$$

Модель поведения студента

Задачей модели ПС является по данным начала 1-го семестра дать прогноз его состояния на конец 1-го семестра и прогноз на 2-ой семестр. Поэтому модель строится как двухкаскадная нейронная сеть. Это значит, что выход первого слоя, который является прогнозом на конец первого семестра, подается на вход второго слоя в качестве входного сигнала для построения прогноза на 2 ой семестр. На рисунке 8 приведена схема этой нейронной сети.

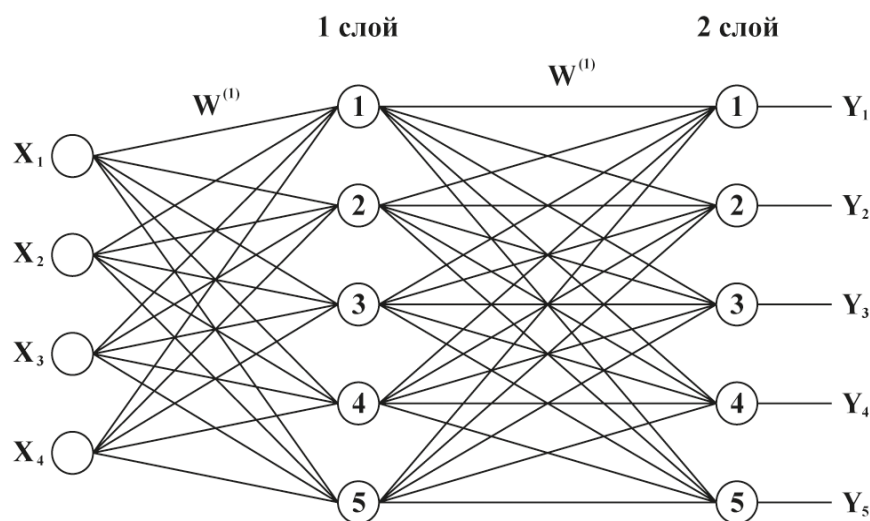


рис.8 Двухкаскадная нейронная сеть.

Сеть была обучена по методу Хебба, аналогично рассмотренному ранее обучению сети для модели интегральной оценки. Матрица весов для данной двухкаскадной нейронной сети оказывается значительно более громоздкой, поэтому мы ее не приводим.

Модель, которая позволит на основе оценки текущей успеваемости студента прогнозировать интегрируемую успеваемость (на основе искусственного нейрона).

Модели, которые рассмотрены выше, предполагается использовать как модуль прогнозирования в системе управления дистанционным обучением на уровне деканата.

В данный момент проводится разработка алгоритмов и их отладка для включения в демонстрационную версию информационной системы управления ДО. Авторы не исключают внесение изменений рассматриваемой модели в процессе их алгоритмизации.

Выводы

В результате проведенного исследования были проанализированы методы построения интегральной оценки и факторов влияющих на интегральную оценку. С помощью нейронных сетей построена модель студента, которая адекватно позволяет прогнозировать поведение студента по конкретной дисциплине (модель ПС). И использовать этот прогноз для принятия управленческих решений на уровне деканата.

Авторы считают, что исследования в данном направлении являются перспективными и позволят строить информационные системы в управлении дистанционным обучением на современном уровне и будут удовлетворять новым требованиям, которые постоянно возникают в практике высшей школы.

Литература

1. Омаров М. А. О функционировании системы дистанционного образования в современном образовательном пространстве / М. А. Омаров, В. Х. Мурадова // Ученые записки Азербайджанского Технического Университета. – 2010. – Т. 1. – 2016 № 3. С.- 204-214.[2]
2. Мурадова В.Х. Дистанционное обучение как новое социальное явление /В.Х. Мурадова // Сборник Международной научно-практической конференции 10-11 марта 2017 г., Республика Словакия.- с.68-71.[2]
3. Мурадова В.Х. Модель устойчивой детерминированной системы

дистанционного образования / Мурадова В.Х. // Вестник НТУ ХПИ Системный анализ, управления и информационные технологии. Харьков. 2016.- №37 (1209). С. - 73-78.[2]

4. Мурадова В.Х. Обзор развития теории искусственных нейронных сетей /В.Х.Мурадова, И.В.Жарикова // научно-технический журнал “Технология приборостроения”. -2007 г. № 2.С.-39-42.[3]
5. Тыртышников Е.Е., Матричный анализ и линейная алгебра. – Издательства Физматлит, Москва 2004-2005. [6]
6. Руденко О.Г., Бодянский Е.В., Искусственные нейронные сети: Учебное пособие. – Харьков: ООО «Компания СМИТ», 2005. – 408 с.[10]
7. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации.- М.: Финансы и статистика, 2002 [10]