

1969, вып. 5, с. 133-139. 28. Сверчков В.П. К вопросу о спектре вертикальных колебаний колесного трактора. - Труды Курского СХИ. Курск, 1969, вып. 5, с. 133-139. 29. Заяц Я.И. Исследование колебаний водителей сельскохозяйственных тракторов при движении по полям случайных профилей и проблемы эффективности виброзащиты. - В кн.: Влияние вибрации различных спектров на организм человека и проблемы вибрации. М.: Наука, 1972, с. 13-17. 30. Барский И.Б., Анилович В.Я., Кутьков Г.М. Динамика трактора. - М.: Машиностроение, 1973. - 280 с.

*Поступила в редколлегию 01.10.2010*

**УДК 004.9:378.1**

**В.С. ДОБРЯК**, асп., НАУ им. Н.Е. Жуковского «ХАИ»

**М.С. МАЗОРЧУК**, канд. техн. наук, доц., НАУ им. Н.Е. Жуковского «ХАИ»

### **ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КАЧЕСТВА ПОДГОТОВКИ СПЕЦИАЛИСТОВ В ВУЗЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЕТКИХ ГИБРИДНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

У статті представлені результати прогнозування якості підготовки студентів у вищому навчальному закладі з використанням нечіткої гібридної нейронної мережі. Розглянуто можливість застосування методів і моделей теорії гібридних нейронних мереж для прогнозування комплексної оцінки якості підготовки фахівців з урахуванням безлічі різних факторів. Для оцінки похибки прогнозу і впливу чинників на рівень підготовки фахівців проведено розрахунок комплексної оцінки якості в середовищі MATLAB.

В статье представлены результаты прогнозирования качества подготовки студентов в высшем учебном заведении с использованием нечеткой гибридной нейронной сети. Рассмотрена возможность применения методов и моделей теории гибридных нейронных сетей для прогнозирования комплексной оценки качества подготовки специалистов с учетом множества различных факторов. Для оценки погрешности прогноза и влияния факторов на уровень подготовки специалистов проведен расчет комплексной оценки качества в среде MATLAB.

#### **Введение**

Анализ научных публикаций и практических разработок показывает, что в настоящее время проблема контроля качества образовательной деятельности и прогнозирования успеваемости является актуальной задачей. До настоящего времени не разработана единая научно обоснованная система показателей качества подготовки специалистов, в которой учитывались бы множество разнородных факторов, влияющие на успеваемость студентов вузов. Одной из основных трудностей, возникающей в процессе оценки качества подготовки специалиста, является анализ качественных данных, которые в большинстве случаев сложно поддаются оценке (например: заинтересованность в обучении, уровень восприятия материала, обучаемость и т.д.).

Таким образом, существует необходимость разработки информационно-аналитической системы, которая позволила бы определять и прогнозировать комплексную оценку качества подготовки студента с учетом влияния разнородных факторов на процесс обучения. Основные задачи исследования и реализации системы прогнозирования успеваемости были рассмотрены в работе [1].

#### **Постановка задачи исследования**

Целью данной работы является сравнение точности прогноза системы оценки качества, построенной на основе комплекса методов статистического анализа и

нечеткого экспертного прогнозирования с результатами прогнозирования уровня качества с использованием гибридной (нечеткой) нейронной системы.

Объектом исследования является процесс подготовки студента в вузе с учетом множества различных факторов внутренней и внешней среды.

Предметом исследования является метод прогнозирования оценки качества подготовки специалиста.

Основные задачи исследования следующие:

1. Разработать нечёткую гибридную нейронную сеть для прогнозирования комплексной оценки успеваемости специалистов.
2. Создать структуру гибридной системы и настроить её параметры с помощью ANFIS – редактора (*MATLAB*).
3. Сравнить результаты, полученные с помощью информационно-аналитической системы, построенной на базе статистических моделей и нечетких экспертных систем [1], и гибридной нейронной системы.

### **Решение поставленной задачи**

Входные данные модели представленной в работе [1] принадлежат к различным типам шкал: текущий рейтинг, оценка общего образования, рейтинг вуза - порядковая шкала, личностные качества студентов, уровень квалификации профессорско-преподавательского состава - номинальная или интервальная шкалы. Как отмечалось в [1], для получения комплексной оценки большинство этих данных целесообразно представить нечеткими числами. Построить типичное уравнение регрессии в таком случае для прогнозирования сложно. К тому же, предполагается, что между комплексной оценкой качества и всеми выбранными показателями качества образования существует нелинейная связь. Поэтому, несмотря на различия входных данных модели, для оценки качества подготовки специалиста возможно построить гибридную (нечеткую) нейронную сеть.

Гибридные нечёткие нейронные сети объединяют в себе достоинства нейронных сетей и систем нечёткого вывода [2]. Важнейшим достоинством нейронных сетей считается возможность их обучения и адаптации. По завершению обучения нейронные сети, становятся незаменимыми средствами решения задач распознавания образов, аппроксимации, оптимизации, классификации. С другой стороны, накопленные нейронной сетью знания, оказываются распределёнными между всеми её элементами, что делает их практически недоступными для наблюдателя. Этого недостатка лишены системы управления с нечёткой логикой. Объединение обоих подходов позволяет, с одной стороны, привести способность к обучению и вычислительную мощьность нейронных сетей в системы с нечёткой логикой, а с другой стороны – усилить интеллектуальные возможности нейронных сетей свойственными «человеческому» способу мышления нечёткими правилами выработки решения. Нечеткие нейронные сети (*fuzzy-neural networks*) осуществляют выводы на основе аппарата нечеткой логики, однако параметры функций принадлежности настраиваются с использованием алгоритмов обучения нейронных сетей. Наибольшее распространение в настоящее время получили архитектуры нечеткой нейронной сети вида ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) и TSK (*Takagi-Sugeno-Kanga*) [3].

Правила преобразования сигнала в искусственном нейроне описываются с помощью следующих выражений:

$$Y = f(S), \quad (1)$$

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + c, \quad (2)$$

где  $Y$  - выходной сигнал нейрона;

$S$  – результат суммирования;

$x_i$  – компонент вектора входного сигнала ( $i = 1..n$ );

$w_i$  – вес синапса ( $i = 1..n$ );

$c$  – параметр смещения.

Вес синапса может иметь как положительный, так и отрицательный знак. Уравнение (1) представляет собой функцию активации нейрона, в качестве которой могут быть использованы различные нелинейные преобразования – квадратичная, экспоненциальная, синусоидальная и т.д. Получив вектор входного сигнала  $X$ , нейрон выдаёт некоторое число  $Y$  на своём выходе. Нейронная сеть представляет собой совокупность нейронов с определённой топологией.

Построение и использование нейронной сети состоит из следующих этапов:

1. Выбор типа и структуры нейронной сети.
2. Обучение нейронной сети на основе имеющейся информации.
3. Проверка нейронной сети на контрольном примере.
4. Использование полученной нейронной сети для решения поставленной задачи.

Для прогнозирования оценки качества подготовки специалистов на основании данных и значений показателей успеваемости студентов СУЛА за 2008/2009 г. обучения была использована нечёткая модель гибридной сети, которая является многослойной нейронной сетью без обратной связи с четырьмя входами и одним выходом.

Каждая входная переменная имеет три лингвистических термина. Для получения более приближенной модели к разработанной использовались трапецеидальные функции принадлежности. Функция принадлежности выходной переменной была выбрана линейной. Используется структура системы нечёткого вывода типа Sugeno первого порядка с четырьмя входами и одним выходом из правил вида [2]:

$$R_i : \text{if } X \text{ is } A_i \text{ and } Y \text{ is } B_i \text{ and } Z \text{ is } C_i \text{ and } Q \text{ is } D_i \quad (3)$$

$$\text{then } z_i = s_i x + t_i y + p_i z + h_i q + r_i,$$

где  $X, Y, Z, Q$  – нечёткие переменные, определённые на множествах вещественных чисел  $D_x, D_y, D_z$  и  $D_Q$ ;

$A_i, B_i, C_i, D_i$  – значения нечётких переменных  $X, Y, Z, Q$  в правиле  $R_i$ .

Значения нечётких переменных определяются как нечёткие множества, определённые на  $D_x, D_y, D_z$  и  $D_Q$ . Нечёткая модель представляет собой совокупность правил указанного вида (3).

Для заданных вещественных значений входных сигналов  $x^*, y^*, z^*, q^*$  в каждом правиле вычисляется значение правой части:

$$z_i = s_i x^* + t_i y^* + p_i z^* + h_i q^* + r_i, \quad (4)$$

и сила его срабатывания

$$w_i = \text{AND}(A_i(x^*), B_i(y^*), C_i(z^*), D_i(q^*)), \quad (5)$$

где  $\text{AND}$  - вещественная функция от двух переменных, формализующая операцию конъюнкции. Значения правых частей правил агрегируются с учётом силы срабатывания правил:

$$Y = \frac{\sum_i w_i z_i}{\sum_i w_i}. \quad (6)$$

В результате на выходе нечёткой модели получается вещественное значение переменной  $Y$ . Таким образом, нечёткая система определяет некоторую вещественную функцию, зависящую от способа задания нечётких множеств и определения операции конъюнкции.

### Результаты расчетов

В ходе социологического исследования были выявлены основные показатели, влияющие на качество обучения: квалификационный потенциал профессорско-преподавательского состава, рейтинг студента, оценка уровня личных качеств специалиста и его способности к обучению. Все входные данные были приведены к нечеткому виду (лингвистических переменных), которые и использовались для моделирования. Недостатком использования сети вида ANFIS есть ограниченность количества входных переменных, так при более 5-6 значений возникают значительные проблемы вычисления.

После окончания обучения данной гибридной сети может быть выполнен анализ графика ошибки обучения (рис. 1). Из графика видно, что обучение закончилось уже после 1 цикла. Ошибка обучения при этом составила  $R = 1,1 \cdot 10^{-4}$ .

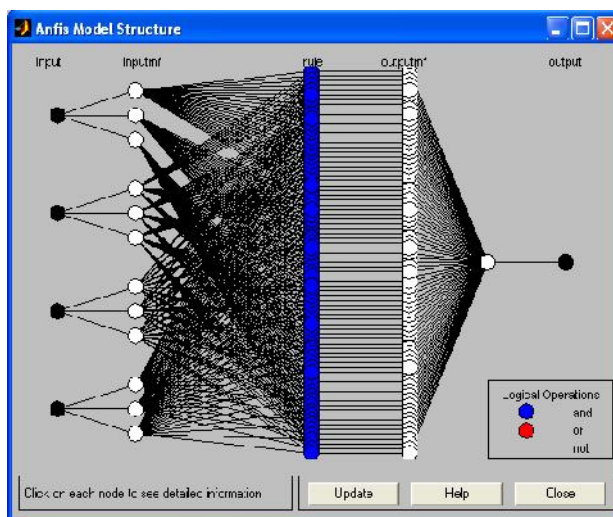
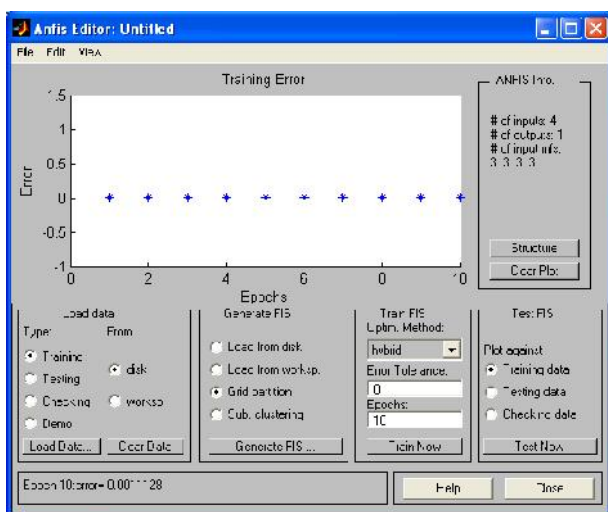


Рис. 1. Ошибка обучения гибридной сети      Рис.2. Структура построенной нечёткой модели

На рис. 2 представлена структура модели гибридной нечёткой нейронной сети.

В ходе тестирования обученной системы были получены следующие результаты: 67% данных практически совпало с точками построенной системы, 33% близки к построенными точками. Результаты тестирования представлены на рис. 3.

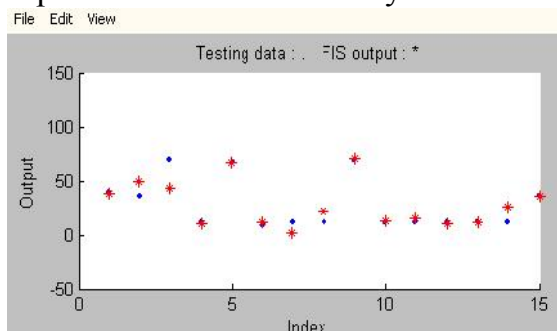


Рис. 3. Окно проверки тестовых значений учащегося (2-5),  $X_4$  - квалификационный потенциал профессорско-преподавательского состава факультета (0-3).

Для проверки адекватности построенной нечёткой модели гибридной сети можно сравнить прогнозируемые и известные комплексные оценки качества подготовки специалистов, которые представлены в таблице 1, где  $X_1$  - оценка личностных характеристик учащегося (0-100),  $X_2$  - текущий рейтинг учащегося (1-32),  $X_3$  - оценка общего образования

учащегося (2-5),  $X_4$  - квалификационный потенциал профессорско-преподавательского состава факультета (0-3).

Результаты показывают, что средняя абсолютная ошибка прогноза составляет 5.46, что позволяет говорить о высокой степени адекватности построенной нечёткой модели гибридной сети (табл. 1).

Таблица 1 - Погрешность прогноза комплексной оценки качества подготовки специалистов (тестирующая выборка)

№ Студента по списку	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	Комплексная оценка качества (1-100)	Прогноз комплексной оценки качества (ANFIS) (1-100)	Абсолютная ошибка прогноза
1	40	1	5	0.18	39	38,1	0,9
2	45	6	5	0.18	36	49,8	13,8
3	43	3	5	0.18	69	43,3	25,7
4	39	8	4	0.18	12	10	2
5	42	2	5	0.18	68	65,1	2,9
6	46	11	4	0.18	12	13,5	1,5
7	40	16	3	0.18	12	6	6
8	47	10	4	0.18	12	18,2	6,2
9	44	4	5	0.18	69	70,5	1,5
10	21	13	3	0.18	12	13,7	1,7
11	43	12	3	0.18	12	15,6	3,6
12	42	11	4	0.18	12	10,3	1,7
13	40	8	4	0.18	12	12	0
14	41	7	4	0.18	12	25,4	13,4
15	43	9	4	0.18	36	35	1

На рис. 4 представлен график распределения полученных комплексных оценок качества с помощью предложенной модели и гибридной (нечеткой) системы. Большинство точек в середине графика близки друг к другу.

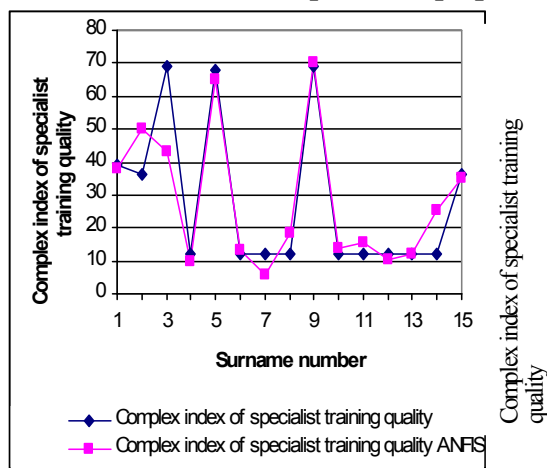
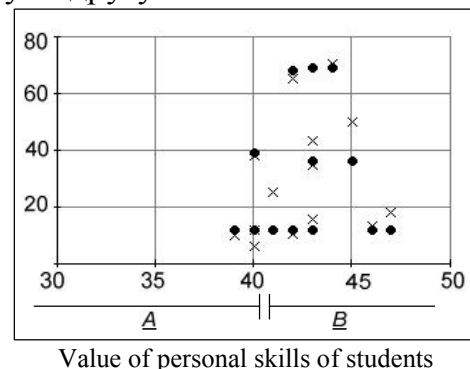


Рис.4. Распределение комплексного показателя качества



- – Complex index of specialist training quality (present model)
- × – Complex index of specialist training quality (ANFIS model)

Рис. 5. Связь между комплексным показателем качества и личностными характеристиками специалистов, A – терм «низкие личностные качества», B – терм «средние личностные качества»

Начиная с 6 студента, комплексная оценка качества специалистов близка к 12 баллам, так как текущий рейтинг слишком низкий и успеваемость в среднем около 4 баллов (за исключением 9 студента). Гибридная нейронная система определила комплексную оценку качества в диапазоне от 10 до 16, тогда как по результатам работы информационно-аналитической системы [1] комплексный показатель качества составил от 9 до 20.

На рис. 5 представлена зависимость комплексной оценки качества подготовки от личностных качеств специалиста.

Так практически у всех студентов индивидуальные характеристики лежат в интервале средних значений (терм: «средние личные качества»). Из рисунка видно, что уровень личностных способностей оказывают больше влияния на комплексную оценку качества, чем другие показатели, которые влияют на процесс обучения.

### **Заключение**

Таким образом, результаты, полученные в работе [1], практически совпадают с прогнозированием комплексной оценки качества подготовки специалистов с использованием гибридной (нечеткой) нейронной сети. Погрешность не превышает 2%.

По проведенному исследованию можно сделать выводы, что:

1) построенная гибридная нейронная сеть позволяет с достаточно высокой точностью прогнозировать уровень подготовки специалиста на основе множества различных факторов;

2) для получения достоверной комплексной оценки качества подготовки студентов необходимо провести экспертное оценивание для построения адекватных правил в информационно-аналитической системе;

3) необходимо более глубоко изучить процесс оценки знаний, умений и навыков студентов для вывода функций принадлежности каждой лингвистической переменной;

4) специалистам необходимо вести более активную деятельность в процессе обучения, принимать участие в конференциях, научных исследованиях и т.д., так как эти показатели значительно влияют на личный рейтинг и способствуют повышению уровня качества подготовки.

**Список литературы:** 1. Добряк В.С. Разработка информационно-аналитической системы оценки качества подготовки специалистов в техническом ВУЗ / В. С. Добряк, К.А. Гончарова, М.С. Мазорчук // Радиоэлектронные и компьютерные системы. - 2010. - № 1(42). - С. 35-41. 2. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечёткие системы. / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. -М.:Горячая линия – Телеком, 2004. – 381 с. 3. Дьяконов В.П. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник / В.П. Дьяконов, В.В. Круглов. - СПб.: Питер, 2001.-480 с.

*Поступила в редколлегию 01.10.2010*

**УДК 658.562.012.7**

**Е.С. МАЛЫШКИНА**, асп., ХНУРЭ, г. Харьков

**А.Б. ЕГОРОВ**, канд. техн. наук, проф. ХНУРЭ, Харьков

**М.С. КОСТЕНКО**, студентка ХНУРЭ, Харьков

### **МЕТОДЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОГО ОЦЕНИВАНИЯ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО ПРОЦЕССА**

Стаття присвячена оцінюванню якості процесів навчання у ВНЗ. Розроблено методи оцінювання параметрів якості процесу навчання (результативності студента, параметра викладання). Експериментально підтверджена адекватність теоретичної моделі, яка була отримана раніше. Продемонстрована можливість використання методу найменших квадратів при оцінюванні параметрів викладання, які ґрунтуються на статистичних даних з невідомим законом розподілу та виміряних у порядковій шкалі.

Статья посвящена оценке качества образовательных процессов в вузе. Разработаны методы оценивания параметров качества образовательного процесса (результативности студента, параметра преподавания). Экспериментально подтверждена адекватность ранее полученной теоретической модели. Показана возможность использования метода наименьших квадратов