

**Strotsev Andrey Anatol'evich**

Rostov Military Institute.

E-mail: ast1965@mail.ru.

76, Narimanov Street, Rostov-on-Don, 344068, Russia.

Phone: +78632926242

The Chief of Faculty of Systems of Automatic Preparation and Start-up of Rockets, Dr. of Eng. Sc.; Associate Professor.

УДК 625.7/.8-047.58

**Д.А. Скоробогатченко**

**МЕТОДИКА МОДЕЛИРОВАНИЯ ЭКСПЛУАТАЦИОННОГО СОСТОЯНИЯ  
АВТОМОБИЛЬНЫХ ДОРОГ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ  
СЕТЕЙ**

*Целью работы является создание методики моделирования изменения эксплуатационного состояния автомобильных дорог с учетом информации качественного характера. Для достижения поставленной цели решается задача синтеза аппарата нечетких множеств. В результате авторами реализована объективная методика моделирования эксплуатационного состояния автомобильных дорог на основе нечетких нейронных сетей.*

*Автомобильные дороги; моделирование эксплуатационного состояния; нечеткие нейронные сети.*

**D.A. Skorobogatchenko**

**METHOD OF MODELING THE OPERATIONAL STATUS OF ROADS BASED  
ON FUZZY NEURAL NETWORKS**

*The aim is the creation methods of modeling changes in operational condition of roads, taking into account qualitative information. To achieve this goal we solve the problem of synthesis of the apparatus of fuzzy sets. As a result, the authors implemented an objective method of modeling the operational status of roads based on fuzzy neural networks.*

*Roads; modeling the operational status; fuzzy neural networks.*

Эксплуатационное состояние автомобильных дорог (ЭС АД) определяет развитие экономики страны. Однако в связи со снижением объемов финансирования, фактическое ЭС АД не соответствует нормативному. Выходом из сложившейся ситуации является создание систем управления, основу которых составляет моделирование ЭС АД [1]. В связи с тем, что специфика дорожной отрасли предполагает наличие большого объема информации, представленной вербально, для моделирования ЭС АД предлагается использовать теорию нечетких множеств [2].

Процесс изменения ЭС АД во времени образует следующие подмножества (рис. 1):

совокупность переменных, характеризующие дорожные работы:

$$x_i \in X, i = \overline{1, q}$$

совокупность переменных, характеризующих воздействие на ЭС АД природно-климатических и транспортных факторов:

$$v_l \in V, l = \overline{1, r}$$

совокупность переменных, описывающих начальное ЭС АД:

$$h_k \in H, k = \overline{1, m}$$

совокупность переменных, описывающих конечное ЭС АД:

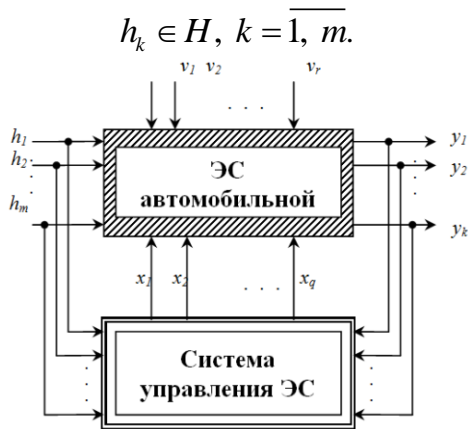


Рис. 1. Структура системы управления ЭС АД

Каждая переменная представлена в виде следующего кортежа (рис. 2):

$$\langle \beta, T, X, G, M \rangle,$$

где  $\beta$  – наименование переменной;  $T$  – характеристика нечетких множеств;  $X$  – диапазон изменения значений переменной;  $G$  – процедура образования новых термов с помощью связок «и», «или» и модификаторов типа «выше», «ниже» и т.п.  $M$  – область значений функции принадлежности  $\mu_A(x)$ .

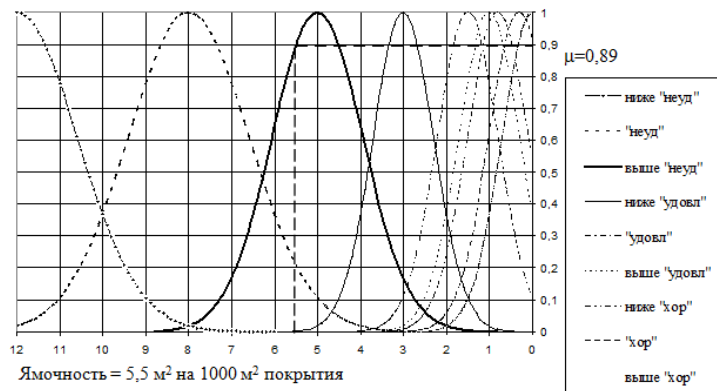


Рис. 2. Пример представления переменной-листа «ямочность покрытия»

Функционирование модели ЭС АД начинается с перехода от совокупности функций принадлежности лингвистических переменных-листьев к трем функциям принадлежности интегральных переменных: «Начальное ЭС АД» и «Воздействие среды» и «Воздействие дорожных работ» (рис. 3). Далее разрабатываются лингвистические правила вида

$$\text{П: } y(t) = Ay_j \wedge x(t) = Ax_i \wedge v(t) = Av_l \Rightarrow y(t+1) = Ay_k,$$

где  $y(t_{\tau+1})$ ,  $y(t_{\tau})$  – интегральная функция ЭС АД;  $v(t_{\tau})$  – интегральная функция «Воздействие среды»;  $x(t_{\tau})$  – интегральная функция «Воздействие дорожных работ».



Рис. 3. Этапы работы модели ЭС АД

На основании составленной сетки правил, а также данных об ЭС АД и внешних факторах осуществляется операция композиции:

$$\mu_{R_1 \circ R_2}(x, z) = \bigvee_y (\mu_{R_1}(x, y) \wedge \mu_{R_2}(y, z)).$$

Результатом этой операции является процедура композиционного вывода конечного ЭС АД.

Проиллюстрируем процедуру композиционного вывода ЭС АД на примере трех правил и трех нечетких множеств:

**Правило № 1:** Начальное ЭС АД = ниже «удовл»  $\wedge$  Воздействие среды на ЭС АД = ниже «сред»  $\Rightarrow$  Конечное ЭС АД = ниже «удовл».

**Правило № 2:** Начальное ЭС АД = «удовл»  $\wedge$  Воздействие среды на ЭС АД = выше «сред»  $\Rightarrow$  Конечное ЭС АД = выше «неуд».

**Правило № 3:** Начальное ЭС покрытия АД = выше «удовл»  $\wedge$  Воздействие среды на ЭС АД = «сред»  $\Rightarrow$  Конечное ЭС АД = «удовл».

Вид функций принадлежности и их значения при заданных значениях двух интегральных переменных представим в таблице.

Конечное ЭС АД определяется следующим образом:

$$R: \left\{ \begin{array}{l} y_1 = \frac{\alpha_1 y_{\xi}^{B_1} + \alpha_2 y_{\xi}^{B_2} + \alpha_3 y_{\xi}^{B_3}}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3} = \frac{0.56 \cdot 0.46 + 0.61 \cdot 0.36 + 0.45 \cdot 0.54}{0.56 + 0.61 + 0.45} = 0.44 \\ y_{\xi}^{B_1} = defuzz(\mu^{B_1}(y_1) \cdot \alpha_1) = 0.46 \\ y_{\xi}^{B_2} = defuzz(\mu^{B_2}(y_1) \cdot \alpha_2) = 0.36 \\ y_{\xi}^{B_3} = defuzz(\mu^{B_3}(y_1) \cdot \alpha_3) = 0.54 \\ \alpha_2 = \min(\mu^{A_1}(x_a), \mu^{A_2}(x_b)) = \min(0.62, 0.56) = 0.56 \\ \alpha_2 = \min(\mu^{A_3}(x_a), \mu^{A_4}(x_c)) = \min(0.99, 0.61) = 0.61 \\ \alpha_2 = \min(\mu^{A_5}(x_a), \mu^{A_6}(x_d)) = \min(0.91, 0.45) = 0.45 \end{array} \right.$$

Таблица 1

Вид функций принадлежности, нейронов второго слоя ННС по прогнозированию изменения ЭС АД на основе трех правил

| ЭС АД        |  |                       | Воздействие среды на ЭС АД |  |                       |
|--------------|--|-----------------------|----------------------------|--|-----------------------|
| Название     | Вид  | значение при $x=0,53$ | Название                   | Вид  | Значение при $x=0,43$ |
| ниже «удовл» | $y_{11}(x) = \exp\left[-\frac{(x-0,46)^2}{0,102}\right]$ | 0,62                  | ниже «сред»                | $y_{21}(x) = \exp\left[-\frac{(x-0,35)^2}{0,105}\right]$ | 0,56                  |
| «удовл»      | $y_{12}(x) = \exp\left[-\frac{(x-0,54)^2}{0,102}\right]$ | 0,99                  | выше «сред»                | $y_{22}(x) = \exp\left[-\frac{(x-0,5)^2}{0,1}\right]$    | 0,61                  |
| выше «удовл» | $y_{13}(x) = \exp\left[-\frac{(x-0,62)^2}{0,102}\right]$ | 0,45                  | «сред»                     | $y_{23}(x) = \exp\left[-\frac{(x-0,46)^2}{0,1}\right]$   | 0,91                  |

Графически значение прогнозируемого ЭС АД представлено серой фигурой на рис. 4.

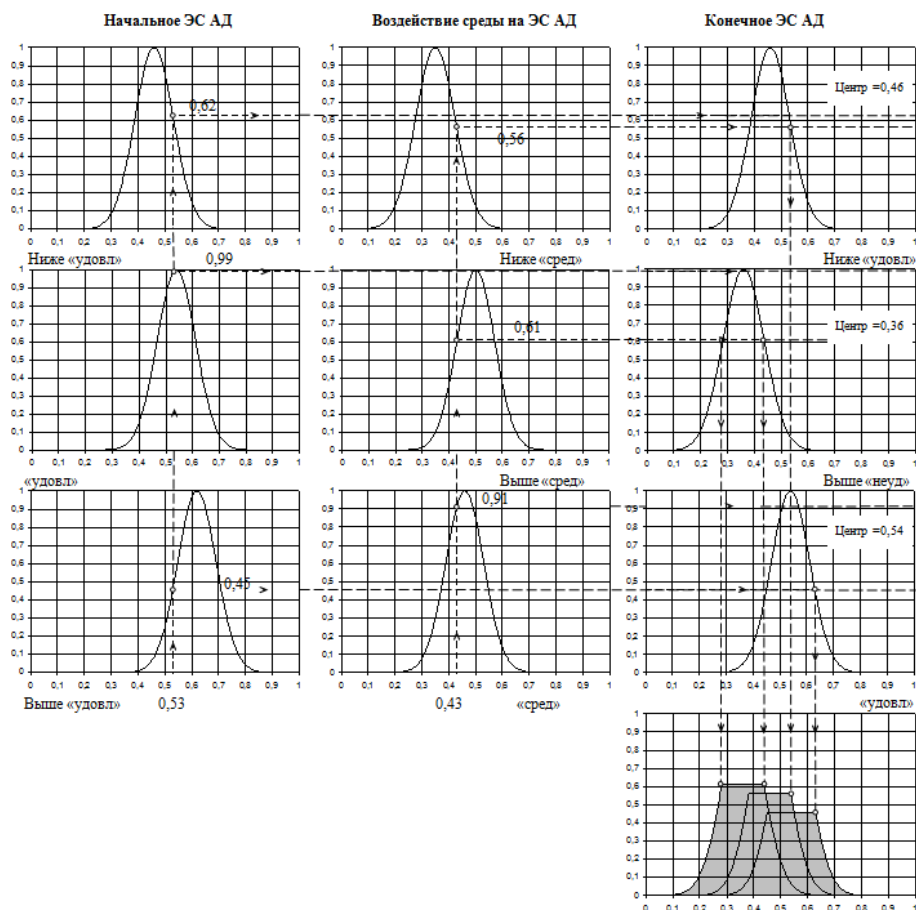


Рис. 4. Графическая интерпретация композиционного вывода ЭС АД

Существенным уязвимым местом в представленной методике является субъективизм построения сетки правил и функций принадлежности. Этот недостаток может быть устранен совмещением механизма нечеткого вывода с искусственными нейронными сетями. Общий вид получаемой в результате объединения нечеткой нейронной сети (ННС) представлен на рис. 5.

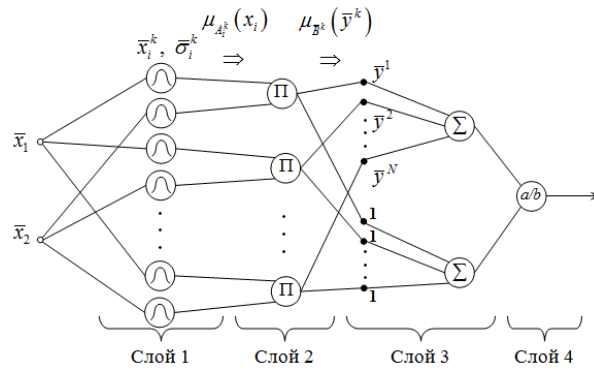


Рис. 5. Структура ННС с двумя входами

Рассмотрим послойную работу сети. На первом слое ( $L_1$ ) осуществляется ввод данных:

$$y_i^{L_1} = x_i, \text{ где } i = 1 \dots N.$$

Количество нейронов данного слоя  $N$  соответствует количеству входных переменных. В модели прогнозирования изменения ЭС АД используется ННС с двумя входами, сочетающими последовательно переменную «начальное ЭС АД» с переменной «Воздействие среды» или с переменной «Воздействие дорожных работ».

На втором слое ( $L_2$ ) каждая переменная первого слоя представляется совокупностью ее функций принадлежности гауссовского типа:

$$y_{i,r}^{L_2} = \mu_r(y_i^{L_1}), \text{ или } y_{i,r}^{L_2} = \mu_r(x_i), \text{ где } i = 1 \dots N, r = 1 \dots R.$$

Количество нейронов данного слоя определяется как произведение количества входных нейронов первого слоя на количество соответствующих им функций принадлежности, т.е.  $N \times R$ . В реализуемой модели для каждой входной переменной разработано по 9 нечетких множеств. Поскольку, ННС включает две входных переменных, то общее количество нейронов данного слоя равно 18.

На третьем слое ( $L_3$ ) осуществляется умножение значений функций принадлежности согласно разработанным нечетким правилам:

$$y_j^{L_3} = \prod_{\substack{i=1 \dots N \\ r=1 \dots R}} y_{i,r}^{L_2} \text{ или } y_j^{L_3} = \prod_{\substack{i=1 \dots N \\ r=1 \dots R}} \mu_r(x_i), \text{ где } i = 1 \dots N, r = 1 \dots R, j = 1 \dots J.$$

Количество нейронов данного слоя соответствует количеству разработанных нечетких правил  $J$ . Для модели прогнозирования изменения ЭС АД было разработано 162 правила.

На четвертом слое ( $L_4$ ) осуществляется суммирование результатов произведений третьего слоя помноженных на веса связей:

$$y_a^{L_4} = \sum_{j=1}^J \omega_j \cdot y_j^{L_3} \quad \text{и} \quad y_b^{L_4} = \sum_{j=1}^J y_j^{L_3}, \quad \text{где } j = 1 \dots J$$

или

$$y_a^{L_4} = \sum_{j=1}^J \omega_j \cdot \left[ \prod_{\substack{i=1 \dots N \\ r=1 \dots R}} \mu_r(x_i) \right] \quad \text{и} \quad y_b^{L_4} = \sum_{j=1}^J \left[ \prod_{\substack{i=1 \dots N \\ r=1 \dots R}} \mu_r(x_i) \right].$$

В данном слое находится всего два нейрона. Значение нейрона  $a$  получается как сумма произведений значений нейронов третьего слоя на веса связей. Значение нейрона  $b$  получается путем простого суммирования значений произведений третьего слоя.

На пятом слое ( $L_5$ ) осуществляется деление значения нейрона  $a$  на значение нейрона  $b$ :

$$Y^{L_5} = \frac{y_a^{L_4}}{y_b^{L_4}} \quad \text{или} \quad Y = \sum_{j=1}^J \omega_j \cdot \left[ \prod_{\substack{i=1 \dots N \\ r=1 \dots R}} \mu_r(x_i) \right] / y_b^{L_4} = \sum_{j=1}^J \left[ \prod_{\substack{i=1 \dots N \\ r=1 \dots R}} \mu_r(x_i) \right].$$

Проиллюстрируем работу ННС по прогнозированию ЭС АД с использованием примера композиционного вывода, реализованного выше (рис. 6).

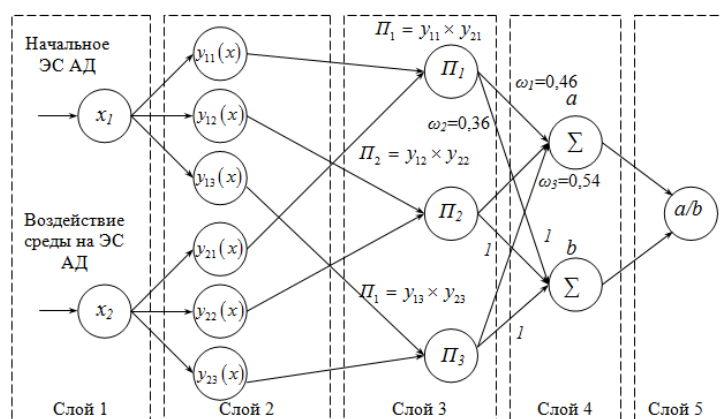


Рис. 6. Пример реализации ННС по прогнозированию ЭС АД

После ввода данных на первом слое и вычисления значения функций принадлежности на втором (табл. 1), в третьем слое реализуется операция произведения:

$$\Pi_1 = y_{11} \times y_{21} = 0,62 \times 0,56 = 0,347$$

$$\Pi_2 = y_{12} \times y_{22} = 0,99 \times 0,61 = 0,604$$

$$\Pi_3 = y_{13} \times y_{23} = 0,45 \times 0,91 = 0,410.$$

В четвертом слое происходит операция суммирования в результате получаются две суммы произведений –  $a$  и  $b$ . В результате в слое вычисляется нечеткое значение конечного ЭС АД:

$$a = \sum w \times \Pi = 0,46 \times 0,347 + 0,36 \times 0,604 + 0,54 \times 0,410 = 0,598$$

$$b = \sum \Pi = 0,347 + 0,604 + 0,410 = 1,361.$$

На пятом слое вычисляется четкое значение конечного ЭС АД. Очевидно, что оно идентично значению, полученному с использованием композиционного вывода:  $a/b = 0,598/1,361 = 0,44$ .

Важной особенностью ННС является обучение, т.е. способность настраивать модель прогноза ЭС АД, основанную на композиционном выводе. Обучение сети, лежащей в основе модели прогнозирования изменения ЭС АД, преследует целью корректировку весовых коэффициентов связей между третьим и четвертым слоем. Настройка весовых коэффициентов позволит устранить субъективизм в формулировке набора нечетких правил. В общем виде алгоритм обучения ННС выглядит следующим образом:

1. Определяется обучающая выборка. Она представляет собой статистический набор фактических значений входных переменных и, соответствующих им значений выходной переменной – конечного ЭС АД.

2. Определяется расчетное значение выходной переменной  $Y_{расч}^m$  для каждого из  $m$ -примеров обучающей выборки (табл. 2).

Таблица 2

**Общий вид обучающей выборки с фактическими значениями для ННС по прогнозированию ЭС АД**

| Номер примера $m$ | Фактическое значение первой входной переменной $x_1^m$ | Фактическое значение второй входной переменной $x_2^m$ | Фактическое значение выходной переменной $Y_{факт}^m$ | Расчетное значение выходной переменной, полученное в модели $Y_{расч}^m$ | Фактическое значение ошибки прогнозирования $\varepsilon_{факт}^m = Y_{расч}^m - Y_{факт}^m$ |
|-------------------|--|--|---|--|--|
| 1                 | $x_1^1$  | $x_2^1$  | $Y_{факт}^1$  | $Y_{расч}^1$   | $\varepsilon_{факт}^1$   |
| 2                 | $x_1^2$  | $x_2^2$  | $Y_{факт}^2$  | $Y_{расч}^2$   | $\varepsilon_{дейст}^2$  |
| ...               | ...  | ...  | ...   | ...  | ...  |
| $M$               | $x_1^M$  | $x_2^M$  | $Y_{факт}^M$  | $Y_{расч}^M$   | $\varepsilon_{дейст}^M$  |

3. Задается величина средней допустимой ошибки за цикл обучения ( $\varepsilon_{дон}$ ), а также величина скорости обучения ( $\eta$ ).

4. Рассчитывается новое значение весов связей между третьим и четвертым слоем по следующим формулам:

$$\omega_j^m(t+1) = \omega_j^m(t) + \Delta\omega_j^m,$$

$$\Delta\omega_j^m = -\eta \times y_j^{L3} \times \varepsilon_{факт}^m,$$

где  $t$  – номер цикла обучения. Один цикл обучения включает перебор всех примеров из обучающей выборки.

5. Определяется средняя фактическая ошибка за цикл обучения

$$\varepsilon_{факт} = \sum_{m=1}^M \varepsilon_{факт}^m / M.$$

В качестве примера реализации алгоритма рассмотрим процесс настройки ННС по прогнозированию ЭС АД с двумя входами и тремя нечеткими правилами приведенной на рис. 6. Скорость обучения примем равной 0,1, а значение средней допустимой ошибки за цикл примем равной 0,01. Пример обучающей выборки представим в табл. 3

Таблица 3

Пример обучающей выборки для ННС по прогнозированию ЭС АД

| № примера, $m$  | Начальное ЭС АД, $x_1^m$ | Воздействие среды на ЭС АД, $x_2^m$ | Фактическое конечное ЭС АД, $Y_{факт}^m$ |
|---|--------------------------|-------------------------------------|--|
| 1   | 0,53                     | 0,43                                | 0,5                                      |
| 2   | 0,62                     | 0,51                                | 0,6                                      |
| 3   | 0,7                      | 0,6                                 | 0,62                                     |
| 4   | 0,45                     | 0,35                                | 0,44                                     |
| Не участвующий в обучении пример (для проверки работы модели) |                          |                                     |  |
| 5   | 0,60                     | 0,50                                | 0,54                                     |

Процесс снижения суммарной ошибки прогнозирования в процессе обучения ННС представлен на рис. 7. Очевидно, что на 25 шаге обучения суммарная средняя фактическая ошибка прогнозирования достигает 0,01, что не превышает суммарную среднюю допустимую ошибку, которая была задана в начале обучения. Следовательно, процесс обучения прекращается.



Рис. 7. Снижение суммарной средней фактической ошибки прогнозирования ЭС АД в процессе обучения ННС

В результате обучения новые веса в рассматриваемом примере составляют:

$$\omega_1 = 0,4436 \quad \omega_2 = 0,4243 \quad \omega_3 = 0,6522.$$

В данном виде сеть готова к использованию на примере, который не использовался в процессе обучения (см. табл. 3). Спрогнозируем ЭС АД, используя обученную сеть, и сравним рассчитанный результат с фактическим значением:

1. Значения входных переменных составляют:  $x_1 = 0,6$  и  $x_2 = 0,5$ .

2. Значения нейронов второго слоя:

$$y_{11}(0,6) = 0,151; \quad y_{12}(0,6) = 0,707; \quad y_{13}(0,6) = 0,962;$$

$$y_{21}(0,5) = 0,129; \quad y_{22}(0,5) = 1; \quad y_{23}(0,5) = 0,852.$$



3. Значения нейронов третьего слоя:

$$y_1^{L_3} = \Pi_1 = y_{11} \times y_{21} = 0,151 \times 0,129 = 0,019;$$

$$y_2^{L_3} = \Pi_2 = y_{12} \times y_{22} = 0,707 \times 0,1 = 0,707;$$

$$y_3^{L_3} = \Pi_3 = y_{13} \times y_{23} = 0,962 \times 0,852 = 0,819.$$

4. Значения двух нейронов четвертого слоя:

$$a = \sum_{j=1}^3 \omega_j \times \Pi_j = 0,4436 \times 0,019 + 0,4243 \times 0,707 + 0,6522 \times 0,819 = 0,8424,$$

$$b = \sum_{j=1}^3 \Pi_j = 0,019 + 0,707 + 0,819 = 1,545.$$

5. Значение конечного ЭС АД:

$$Y_{расч} = a/b = 0,8424/1,545 = 0,545.$$

6. Ошибка прогноза ЭС АД с использованием обученной ННС:

$$\varepsilon_{факт} = Y_{расч} - Y_{факт} = 0,545 - 0,54 = 0,005 < \varepsilon_{дон} = 0,01.$$

Аналогичным образом осуществляется процесс построения, обучения и использования нечеткой нейронной сети, использующей всю базу правил.

Таким образом, в результате объединения композиционного вывода по прогнозированию ЭС АД и нейронной сети получена гибридная ННС. Она по-прежнему продолжает использовать в своей основе механизм нечеткого вывода, однако благодаря процессу обучения, присущему нейронным сетям, устраняется субъективизм в формулировке вида правил и формы функций принадлежности. Следовательно, можно сделать вывод, что модель прогнозирования изменения ЭС АД, основанная на ННС, позволяет повысить объективность и увеличить точность расчетов до требуемой величины.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Васильев А.П., Апестин В.К. Куликов С.С.* Критерии и методы планирования ремонта и очередности работ по результатам диагностики / А.П. Васильев, В.К. Апестин, С.С. Куликов // *Автомобильные дороги*. – 1993. – № 6. – С. 6–9.
2. *Боровик В.С., Скоробогатченко Д.А.* Система оценки и прогнозирования изменения транспортно-эксплуатационного состояния автомобильных дорог // *Известия вузов. Строительство*. – 2005. – № 10. – С. 89-94.
3. *Скоробогатченко Д.А.* Применение нечетких нейросетевых моделей для прогнозирования уровня содержания автомобильных дорог // *Дороги и мосты*. – 2010. – Вып. 23/1. – С. 138-146

Статью рекомендовал к опубликованию к.ф.-м.н., доцент В.И. Шаповалов.

**Скоробогатченко Дмитрий Анатольевич**

Волгоградский государственный архитектурно-строительный университет.

E-mail: Skor2004@rambler.ru.

400048, г. Волгоград, ул. Землячки, д. 28, кв. 7.

Тел.: 89275222671.

Кафедра экономики и управления на предприятиях в дорожном хозяйстве; к.т.н.; доцент.

**Skorobogatchenko Dmitriy Anatol'evich**

Volgograd State University of Architecture and Civil Engineering.

E-mail: Skor2004@rambler.ru.

28, Zemlyachki Street, fl. 7, Volgograd, 400048, Russia.

Phone: 89275222671.

The Department of Economy and Management at the Enterprises in a Road Facilities; Cand. of Eng. Sc., Associate Professor.