

**Список литературы:** 1. Иларионов В. А. Экспертиза дорожно-транспортных происшествий: Учебник для ВУЗов / В.А. Иларионов. – М.: Транспорт, 1989. – 255с. 2. Суворов Ю.Б. Судебная дорожно-транспортная экспертиза / Ю.Б. Суворов. – М.: Экзамен, 2003. – 208с. 3. Байэтт Р. Расследование дорожно-транспортных происшествий: Пер. с англ. // Р. Байэтт, Р. Уоттс. – М.: Транспорт, 1983.–288с.

*Поступила в редколлегию 01.06.2013*

УДК 629.3: 340.6

**Задачи совершенствования автотехнических экспертиз дорожно-транспортных происшествий / Н.В. Скляр**// Вісник НТУ «ХП». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХП», – 2013. - № 38 (1011). – С.78-81. – Бібліогр.: 3 назв.

Проведен теоретичний аналіз проблем вдосконалення автотехнічних експертиз та виявлено їх основні задачі.

**Ключові слова:** дорожньо-транспортна подія, експертиза.

Theoretical analysis of problems of perfection of motor-vehicle examinations and their basic tasks are exposed.

**Keywords:** Road traffic accident, examination.

УДК 004.8:658.5

**Н. А. ЗУБРЕЦКАЯ**, канд. техн. наук, доц., КНУТД, Киев

## **НЕЙРОСЕТЕВОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ УРОВНЯ КАЧЕСТВА ПРОМЫШЛЕННОЙ ПРОДУКЦИИ**

Разработана адаптивная нейросетевая модель, предназначенная для прогнозирования уровня качества промышленной продукции в зависимости от запаздывающего влияния совокупности технико-экономических показателей производства.

**Ключевые слова:** нейросетевая модель, прогнозирование, технико-экономические показатели, уровень качества.

**Введение.** Опыт производства промышленной продукции различного целевого назначения показывает, что уровень качества выпускаемой продукции определяется технико-экономическими факторами производства, связанными между собой статистической функциональной зависимостью [1]. Спецификой такой связи может быть некоторое запаздывающее или неравномерное (скачкообразное) воздействие факторов на уровень качества, проявляющееся при смещении их временных рядов. В этом случае традиционные методы корреляционно-регрессионного анализа не позволяют аппроксимировать многомерную зависимость временных рядов и не могут быть использованы для прогнозирования показателей качества продукции.

Эффективным инструментом поддержки принятия решений при управлении качеством изготовления промышленной продукции на основе многомерной информации об изменяющихся во времени технико-экономических факторах производства является нейросетевое прогнозирование [2]. Однако для внедрения в практику управления качеством продукции адаптивных нейросетевых моделей, эффективно используемых в различных предметных областях, необходимо методическое, алгоритмическое и нормативное обеспечение.

Для разработки многофакторной нейросетевой модели прогнозирования уровня качества продукции  $Y^i$ , % проведены исследования технико-экономических показателей производства  $X^i - X_6^i$ , % (табл. 1) и данных службы контроля качества ПАО «АВЕРС» о сортности выпускаемой продукции за 21 месяц 2012 года.

© Н. А. ЗУБРЕЦКАЯ, 2013

Таблица 1 – Техничко-экономические показатели для разработки нейросетевой прогнозной модели

Показатель	Содержание показателя
Показатель уровня качества, $Y^i$ %	отношение части продукции высшей категории качества к общему объему выпуска
Уровень автоматизации и механизации производства, $X_1^i$ %	отношение объема продукции, выпущенной автоматизированными и механизированными способами, к общему объему выпуска
Удельный вес прогрессивных видов машин и оборудования, $X_2^i$ %	отношение стоимости прогрессивных видов машин и оборудования к общей стоимости оборудования
Коэффициент обновления основных фондов, $X_3^i$ %	отношение стоимости введенных основных фондов к общей стоимости основных фондов
Коэффициент изготовления стандартизированной продукции, $X_4^i$ %;	отношение объема производства соответственно стандартизованных и унифицированных изделий к общему объему выпуска
Уровень качества исходных материалов, $X_5^i$ %	отношение объема забракованных материалов к общему объему поступивших материалов
Удельный вес активной части основных фондов, $X_6^i$ %	отношение стоимости активной части основных фондов к стоимости производственных фондов

При постановке задачи прогнозирования требовалось установить закономерность изменения во времени показателя уровня качества продукции  $Y^i$ , % от влияния совокупности технико-экономических показателей производства  $X_1^i - X_6^i$ , % и получить прогноз значений показателя  $Y^i$  на период, равный трем месяцам, что соответствует квартальной отчетности предприятия. При этом прогнозируемый показатель  $Y^i$ , % определялся как часть продукции первого сорта в общем объеме выпуска продукции предприятия за отчетный месяц, где  $i$  – количество уровней временного ряда.

**Цель работы.** Установить многомерную зависимость показателя уровня качества продукции от значений технико-экономических показателей, характеризующихся сложными, изменяющимися во времени взаимосвязями и разработать нейросетевую модель прогнозирования уровня качества на установленный период упреждения прогноза.

**Методика экспериментов.** На первом этапе исследований сформирована исходная выборка, содержащая 21 пример значений технико-экономических факторов  $X_1^i - X_6^i$  и показателя уровня качества  $Y^i$  на фиксированную дату (табл. 2). Предварительный корреляционно-регрессионный анализ данных исходной выборки в системе STATISTICA 6.1 показал высокую степень коррелированности факторов  $X_1^i - X_6^i$  и отсутствие существенного влияния на показатель  $Y^i$  всех факторов, кроме  $X_5^i$ . Это свидетельствует о невозможности построения адекватной многофакторной регрессионной модели для установления зависимости между переменными при выбранных условиях и ограничениях.

Таблица 2 – Исходная выборка значений технико-экономических факторов производства и показателя уровня качества  $Y^i$

№	Дата	$X_1^i$	$X_2^i$	$X_4^i$	$X_5^i$	$X_6^i$	$X_8^i$	$Y^i$
1	Январь 2011	75,8	41,6	0,088	77,7	2,4	58,8	67,8
2	Февраль 2011	78,2	42,8	0,105	84,9	5,6	69,3	75,1
3	Март 2011	80,1	42,8	0,128	93,6	10,1	63,6	78,7
...	...	...	...	...	...	...	...	...
19	Июль 2012	85,2	51,9	0,135	91,8	15,8	71,1	79,5
20	Август 2012	86,8	53,2	0,124	92,8	13,9	72,7	82,7
21	Сентябрь 2012	84,9	53,8	0,131	92,5	17,7	70,5	83,5

При формировании выборки для обучения и тестирования сети проведен разведочный анализ исходных данных с использованием утилиты NetMaker программы BrainMaker Professional с целью определения тенденции и цикличности изменения значений прогнозируемого показателя  $Y^i$ , а также коррелированности факторов  $X_1^i - X_6^i$ .

Для выделения регулярной составляющей (тренда) временного ряда прогнозируемого показателя  $Y^i$  выполнена процедура его сглаживания, при которой нивелируется влияние случайной составляющей и сглаженный ряд фактически оказывается суперпозицией тренда и циклической (возможно сезонной) составляющих процесса.

Так как прогнозирование показателя уровня качества  $Y^i$  выполняли на три месяца, что обусловлено требованиями балансовой ежеквартальной отчетности предприятия, то в каждый пример для обучения модели нейронной сети включали ретроспективные значения временного ряда  $Y^i$  трех будущих и трех прошлых месяцев. Для этого в обучающей выборке созданы новые столбцы  $Y^{i+3}$  и  $Y^{i-3}$ , содержащие данные временного ряда  $Y^i$ , смещенные соответственно на три уровня вверх и вниз.

Корреляционный анализ в системе NetMaker позволил получить корреляционные графики, построение которых основано на методе анализа распределенных лагов (Lag), при котором вычисляется оценка согласованности исходных рядов факторов

$X_1^i - X_6^i$  и прогнозируемого показателя  $Y^{i+3}$  в соответствии со значением коэффициента корреляции (Strenght), а затем осуществляется смещение одного ряда относительно другого на некоторое число наблюдений и производится оценка

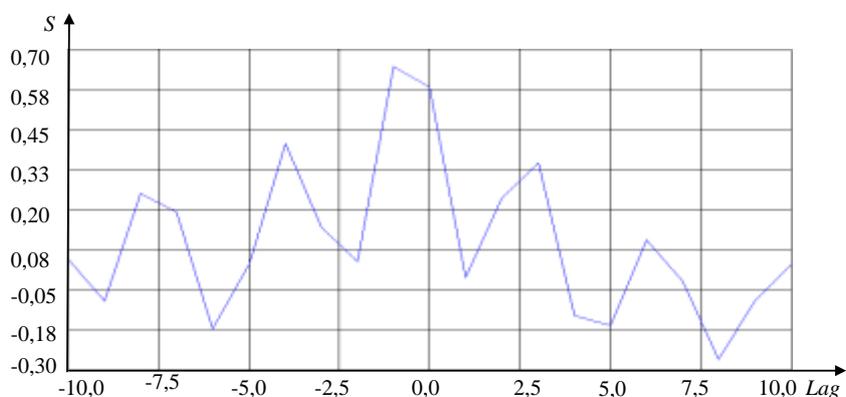


Рис. 1 – Результат корреляционного анализа фактора  $X_1^i$  и прогнозируемого показателя  $Y^{i+3}$

связи исходного и модифицированного рядов [3].

В результате корреляционного анализа установлено запаздывающее на один месяц влияние факторов  $X_1^i$  (рис.1),  $X_3^i$  и  $X_6^i$ , а в обучающей выборке создано три колонки  $X_1^{i-1}$ ,  $X_3^{i-1}$  и  $X_6^{i-1}$ , значения которых представляют собой смещенные на один уровень временные ряды  $X_1^i$ ,  $X_3^i$  и  $X_6^i$ .

Таким образом, в результате разведочного анализа данных сформирована выборка для обучения и тестирования сети, содержащая исходные  $X_2^i$ ,  $X_4^i$ ,  $X_5^i$  и смещенные  $X_1^{i-1}$ ,  $X_3^{i-1}$ ,  $X_6^{i-1}$  временные ряды, ретроспективные значения прогнозируемого показателя, смещенные назад на величину периода упреждения прогноза  $Y^{i-3}$ , сглаженное значение прогнозируемого показателя  $Y_{avr}^i$  и значения обучающего показателя  $Y^{i+3}$  (табл. 3).

Таблица 3 – Выборка для обучения и тестирования нейросети

№	Дата	$X_1^{i-1}$	$X_2^i$	$X_3^{i-1}$	$X_4^i$	$X_5^i$	$X_6^{i-1}$	$Y^i$	$Y_{avr}^i$	$Y^{i-3}$	$Y^{i+3}$
	Annote	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Patt
1	Апр. 2011	80,1	43,1	0,128	77,5	7,2	63,6	77,1	67,8	74,68	76,6
2	Май 2011	75,2	44,8	0,076	79,9	6,3	51,5	75,4	75,1	76,58	74,4
3	Июнь 2011	77,9	44,8	0,101	90,9	11,6	60,1	79,2	78,7	77,6	80,2
4	Июль 2011	88,4	45,2	0,176	89,2	7,2	69,1	76,6	77,1	77,08	83,5
...	...	..	...	...	...	...	...	...	...	...	...
11	Февр.2012	84,8	49,5	0,102	90,2	5,6	70,1	77,5	77,6	78,9	81,2
12	Март 2012	83,8	49,8	0,112	86,2	3,7	68,5	75,8	79,3	78,45	76,3
13	Апр. 2012	80,8	49,8	0,12	91,1	6,02	67,8	76,4	81,2	77,73	79,5
14	Май 2012	84,2	50,9	0,15	89,8	13,07	69,2	81,2	77,5	77,73	82,7
15	Июнь 2012	83,1	51,6	0,15	88,3	14,06	72,3	76,3	75,8	77,43	83,5

На основе данных обучающей выборки в соответствии с правилами выбора топологии прямослойной нейросети разработана ее архитектура в виде 9:5:1, выполнено ее последовательное обучение и тестирование на множестве обучающих примеров

$$\{(X_1^{i-1}, X_2^i, X_3^{i-1}, X_4^i, X_5^i, X_6^{i-1}, Y_{avr}^i, Y^i, Y^{i-3}), Y^{i+3}\}.$$

Нейросеть обучали в системе BrainMaker Professional с параметром точности  $Tol=0,01$  на 12-ти примерах и тестировалась на примерах 13–15 (табл. 3). В результате тестирования получено три правильных ответа из трех примеров, что позволяет сделать вывод о высокой точности нейросетевой модели и ее возможности

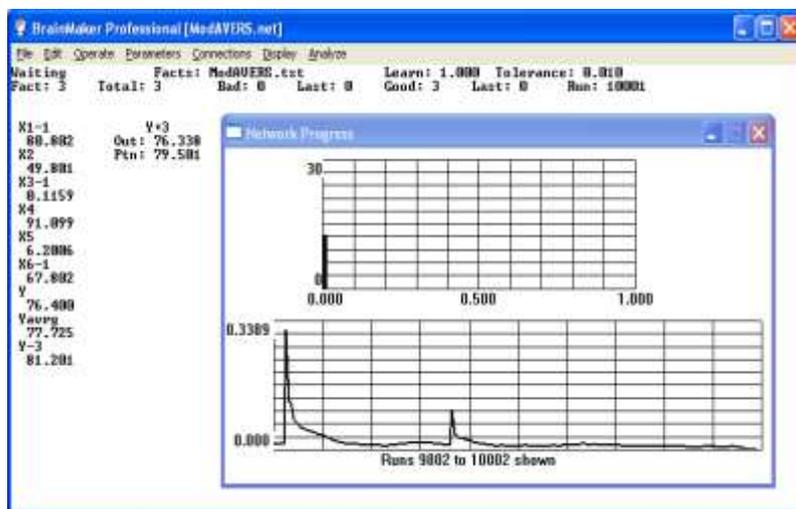


Рис. 2 – Результат обучения модели нейросети

использования для решения задач прогнозирования (рис.2).

Обученную и протестированную сеть использовали для прогнозирования значений показателя уровня качества  $Y^{i+3}$  на 3 месяца вперед по данным прогнозной выборки (табл. 4): на октябрь – декабрь 2012 года, т.е. на последний квартал отчетного периода.

Таблица 4 – Данные для прогнозирования показателя уровня качества  $Y^{i+3}$

Дата	$X_1^{i-1}$	$X_2^i$	$X_3^{i-1}$	$X_4^i$	$X_5^i$	$X_6^{i-1}$	$Y^i$	$Y_{avr}^i$	$Y^{i-3}$
1 Июль 2012	82,1	51,9	0,148	91,8	15,08	68,1	79,5	78,35	76,4
2 Август 2012	85,2	53,2	0,135	92,8	13,09	71,1	82,7	79,93	81,2
3 Сентябрь 2012	86,8	53,8	0,124	92,5	17,07	72,7	83,5	80,5	76,3

На выходе нейросетевой модели получены прогнозные оценки  $Y^{i+3}$  для Jul12, Aug12 и Sep12, представленные на рис. 3, где данные первых строк соответствуют значениям прогнозной выборки (табл. 4), а значения вторых строк являются результатом прогнозирования показателя  $Y^{i+3}$ .

□ Jul12	82.100	51.901	0.1480	91.801	15.801	68.102	79.501	78.350	76.402
	82.994								
□ Aug12	85.201	53.200	0.1350	92.799	13.900	71.103	82.701	79.925	81.201
	81.399								
□ Sep12	86.802	53.800	0.1240	92.503	17.702	72.703	83.500	80.501	76.303
	82.063								

Рис. 3 – Результат нейросетевого прогнозирования показателя  $Y^{i+3}$

Обсуждение результатов. Верификацию результатов нейросетевого прогнозирования выполняли с использованием критерия относительной ошибки прогнозных оценок при их сравнении с реальными значениями уровня качества продукции, полученными в октябре, ноябре и декабре 2012 года (табл. 5).

Таблица 5 – Верификация результатов прогнозирования

№ примера	Дата	Фактическое значение	Прогноз	Ошибка, %
1	Октябрь 2012	84,2	82,9	0,02
2	Ноябрь 2012	82,3	81,4	1,6
3	Декабрь 2012	83,7	82,1	1,02

Анализ результатов верификации показал, что максимальная относительная ошибка прогноза не превышает 2%, что свидетельствует о 98% достоверности результатов прогнозирования (табл. 5).

Исследование свойств разработанной нейросетевой модели позволили ранжировать входы модели по степени их влияния на прогнозируемый показатель и получить информацию, необходимую для поддержки принятия решений при оперативном управлении технико-экономическими показателями производственного процесса.

Установлено, что наибольшее влияние на качество изготавливаемой продукции оказывает фактор  $X_1^{i-1}$  – уровень автоматизации и механизации производства (табл. 6).

Разработанная нейросетевая модель, алгоритм и методика ее создания и использования внедрены в практику производства промышленной продукции в условиях ПАО «АВЕРС» как эффективный инструмент поддержки принятия организационно-технических решений при управлении качеством продукции.

Таблица 6 – Степень влияния входов модели на показатель  $Y^{i+3}$

Вход	$Y_{avr}^i$	$X_1^{i-1}$	$X_4^i$	$Y^{i-3}$	$X_2^i$	$X_6^{i-1}$	$X_5^i$	$X_3^{i-1}$	$Y^i$
Ранг	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Влияние	0,255	0,246	0,188	0,159	0,151	0,127	0,073	0,056	0,037

**Выводы.** Установлена зависимость уровня качества от значений технико-экономических показателей, характеризующихся сложными изменяющимися во времени взаимосвязями и разработана адаптивная нейросетевая модель, позволяющая с достоверностью 98% прогнозировать изменение уровня качества на установленный период упреждения прогноза.

Модель может быть использована как эффективный инструмент поддержки принятия организационно-технических решений при выборе рациональных значений технико-экономических показателей, обеспечивающих высокий уровень качества промышленной продукции различного целевого назначения.

**Список литературы:** 1. Бобровников, Г. Н. Прогнозирование в управлении техническим уровнем и качеством продукции [текст] / Г. Н. Бобровников, А. И. Клебанов. – М.: Изд-во стандартов, 1984. – 232 с. 2. Федин, С. С. Оценка и прогнозирование качества промышленной продукции с использованием адаптивных систем искусственного интеллекта: [монография] / С. С. Федин, Н. А. Зубрецкая. – К.: Интерсервис, 2012. – 206 с. 3. Базы данных. Интеллектуальная обработка информации [текст] / В. В. Корнеев, А. Ф. Гареев, С. В. Васютин, В. В. Райх. – М.: Нолидж, 2000. – 352 с.

*Поступила в редколлегию 01.06.2013*

УДК 004.8:658.5

**Нейросетевое прогнозирование уровня качества промышленной продукции/ Н.А. Зубрецкая // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПІ», – 2013. - № 38 (1011). – С.81-86. – Бібліогр.:5 назв.**

Розроблено адаптивну нейромережну модель, що дає можливість отримувати прогноз рівня якості промислової продукції в залежності від впливу сукупності техніко-економічних показників виробництва.

**Ключові слова:** нейромережна модель, прогнозування, техніко-економічні показники, рівень якості.

The adaptive neural network model for quality forecasting of industrial products depending on retarded impact of technical and economic manufacturing indexes was developed.

**Keywords:** neural network model, forecasting, technical and economic indexes, quality level.

УДК 004.89

*Д. А. МАШОШИН*, студент, ХНУРЭ, Харьков

### **АДАПТИВНАЯ ОБРАБОТКА НЕСТАЦИОНАРНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОГО ПОДХОДА**

На основе объединения нечеткого пакетного способа обработки и сегментации временных рядов с рекуррентными процедурами обработки текущих значений, предложен онлайн метод сегментации многомерных временных рядов, который применим для обнаружения однородных сегментов в реальном режиме времени на основе потоковых данных.