

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОНКУРЕНТОСПОСОБНОСТИ ПРОДУКЦИИ ПО СОВОКУПНОСТИ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

С.С. ФЕДИН, Н.А. ЗУБРЕЦКАЯ, А.С. ГОНЧАРОВ

На основе формализации задачи пространственной экстраполяции в нейросетевом логическом базисе предложен подход к созданию нейросетевых моделей прогнозирования конкурентоспособности продукции различного целевого назначения. Разработана нейросетевая модель экспертной системы для сравнительной оценки и прогнозирования конкурентоспособности продукции по совокупности единичных показателей качества и цене. Практическая реализация модели осуществлена на примере холодильников бытового назначения.

ВВЕДЕНИЕ

Конкурентоспособность продукции оценивается по совокупности качественных и стоимостных показателей, которые с точки зрения потребителя являются существенными и обеспечивают удовлетворение конкретных потребностей [1]. Для прогнозирования конкурентоспособности продукции в большинстве случаев используют экспертные методы и параметрические критерии выбора альтернатив (цена, объем продаж, прибыль и т.д.) [2, 3].

Следует отметить, что применение классических экспертных методов характеризуется субъективностью получаемых оценок и не позволяет полностью разрешить проблему прогнозирования конкурентоспособности при значимом разбросе цен изделий-конкурентов. При этом качество изделий характеризуется совокупностью идентичных по составу единичных показателей, значения которых представлены в разных шкалах измерений.

Для определенного сегмента рынка, т.е. группы потребителей однотипных товаров [4], указанная проблема может быть формализована в виде задачи пространственной экстраполяции (прогнозирования) конкурентоспособности продукции по совокупности ее единичных показателей качества и цены. Такой подход основан на применении параметрических критериев выбора альтернатив, при этом конкурентоспособность представляется отображением взвешенной матрицы показателей качества продукции на вектор цены. Метод пространственной экстраполяции позволяет получать оценки значений векторного поля прогнозируемой цены по отдельным наблюдениям показателей качества продукции [5].

Решение задачи пространственной экстраполяции можно осуществить с использованием модели нейросетевой экспертной системы [6, 7], содержащей информацию о зависимости между входами (значениями показателей качества) и выходом (ценой продукции) в виде матрицы весовых коэффициентов.

Цель работы — разработка модели нейросетевой экспертной системы, предназначенной для прогнозирования конкурентоспособности продукции по цене и совокупности единичных показателей качества.

ОБЪЕКТ, ПРЕДМЕТ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Объект исследования — прогнозирование конкурентоспособности продукции.

Предметом исследования является модель нейросетевой экспертной системы, предназначенная для прогнозирования конкурентоспособности на основе зависимости между совокупностью показателей качества и ценой холодильников бытового назначения.

При проведении исследования использованы методы пространственной экстраполяции, статистического анализа и нейросетевой обработки данных.

СОДЕРЖАТЕЛЬНАЯ И МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассмотрим задачу пространственной экстраполяции конкурентоспособности продукции по цене на примере холодильников бытового назначения фирм W и G (полное наименование фирм, условно названных W и G , не приводится по этическим соображениям). Пусть имеется конечное множество альтернатив — точек в пространстве ситуаций, в которых определены некоторые решения (в общем виде — численные векторы). Тогда задача экстраполяции заключается в том, чтобы оценить значение вектора решения для альтернативы, которая не содержится в указанном множестве. При этом решение необходимо получить, используя относительное положение такой точки-альтернативы среди точек, в которых решение известно.

Содержательную постановку задачи прогнозирования конкурентоспособности продукции, сформулируем следующим образом: какова была бы цена холодильников фирмы G , если бы при идентичных по составу показателей качества, значения которых представлены в разных измерительных шкалах, холодильники со значениями показателей качества фирмы G изготавливались бы фирмой W ?

Формализацию задачи прогнозирования конкурентоспособности продукции по цене Y в зависимости от совокупности показателей качества X_j , $j=1, \dots, m$ можно представить следующим образом. Пусть имеется множество объектов I_i , $i=1, \dots, n$:

$$I_i = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}.$$

Каждый объект I_i характеризуется множеством независимых входных переменных X_j , значения которых известны и на основании которых определяется значение зависимой выходной переменной (отклика) Y :

$$I_i = \{X_1, X_2, \dots, X_m, Y\}.$$

Значения каждой входной переменной X_j имеют свой физический смысл, свою размерность и могут быть представлены в различных шкалах

измерения: номинальной — N , порядковой — P , интервальной — I и относительной — R .

Если $\{X_j^{N,P,I,R}\}$ — множество единичных показателей качества некоторого объекта W , то $\{X_j^N\}$, $\{X_j^P\}$, $\{X_j^I\}$, $\{X_j^R\}$ — подмножества векторов значений номинальных, порядковых, интервальных и относительных независимых входных переменных, определяющих зависимую переменную Y_W :

$$I_W = \{X_j^{N,P,I,R}, Y_W\}.$$

Представим характеристики объекта I_W в виде отображения $X_j^{N,P,I,R} \Rightarrow Y_W$, которое можно использовать для получения прогнозной оценки Y_G объекта-конкурента G , при условии, что для объектов W и G подмножества $\{X_j^N\}$ и $\{X_j^P\}$ содержат идентичные категории, а коэффициенты вариации подмножеств $\{X_j^I\}$, $\{X_j^R\}$ имеют один и тот же порядок.

Для независимых входных переменных, представленных в разных измерительных шкалах, отображения вида $X_j^{N,P,I,R} \Rightarrow Y$ можно получить на основе нейросетевого моделирования. При этом, если выходная переменная Y представлена вектором значений на множестве действительных чисел, то имеет место решение задачи пространственной экстраполяции в нейросетевом логическом базисе [8].

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЫ

Априорное изучение информации, выбор факторов и формирование исходной выборки

Для разработки модели нейросетевой экспертной системы сформирована выборка исходных данных о технических характеристиках (единичных показателях качества) холодильников фирм-производителей W и G . Показатели качества, принятые в качестве независимых входных переменных нейросетевой модели, приведены в табл. 1.

Таблица 1. Показатели качества холодильников

Обозначения	Технические характеристики	Единицы измерения
X_1	Класс энергопотребления	А+, А, В
X_2	Мощность замораживания	кг/сут
X_3	Уровень шума	дБ
X_4	Общий объем	л
X_5	Объем холодильной камеры	л
X_6	Объем морозильной камеры	л
X_7	Наличие системы No Frost	«+», «-»
X_8	Наличие быстрой заморозки	«+», «-»
X_9	Наличие отделения глубокого охлаждения	«+», «-»

Исходная выборка (табл. 2) содержит данные о значениях показателей качества $X_1 - X_9$ и соответствующей им средней цене Y_W каждой из моде-

лей холодильников фирмы W (использовались данные о средних ценах по Украине на 01.12.2011 г. в у.е.).

Таблица 2. Выборка исходных данных о показателях качества $X_1 - X_9$ и цене Y_W холодильников фирмы W

Модель холодильника	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	Y_W
$W1$	A+	10	42	302	211	91	-	+	-	564
$W2$	A+	4,5	42	350	243	107	+	+	-	665
$W3$	A	4,5	42	323	226	97	+	-	-	538
$W4$	A	4,5	42	320	223	97	+	+	-	566
$W5$	A	4,5	39	347	228	119	-	-	-	470
$W6$	A+	4,5	39	304	212	92	-	+	+	501
$W7$	A	4,5	42	349	252	97	+	+	+	637
$W8$	A+	4,5	38	371	255	116	-	+	-	529
$W9$	A	7,5	44	432	325	107	+	+	+	796
$W10$	A	10	42	302	211	91	-	+	-	556
$W11$	A+	10	42	302	211	91	-	+	-	567
$W12$	B	6	37	281	200	81	-	+	-	543
$W13$	A+	4,5	39	311	195	116	-	-	-	452
$W14$	A	12	42	326	226	100	+	+	-	597
$W15$	A	9	38	264	198	66	+	+	-	890
$W16$	A	3	40	289	227	62	+	+	-	525
$W17$	A	4	39	319	231	88	-	-	-	442
$W18$	A	9	37	263	198	65	-	+	+	764
$W19$	A	6,3	43	425	305	120	+	+	+	894
$W20$	A+	12	42	350	243	107	+	+	-	607
$W21$	A	10	44	425	305	120	+	+	+	770
$W22$	A+	2	36	207	189	18	+	-	-	521
$W23$	A	6	37	273	201	72	-	+	-	590
$W24$	B	9	37	281	200	81	-	+	-	699
$W25$	A+	4	39	318	230	88	-	-	-	442

Предварительный анализ данных, отсеивание и кодирование факторов

В результате предварительного анализа выбранных независимых входных переменных установлено, что показатель X_4 коррелирован с X_5 и X_6 , так как является суммой их значений. Это подтверждается корреляционной матрицей, полученной в демо-версии системы STATISTICA 6.0 для показателей X_4, X_5, X_6 (табл. 3).

Таблица 3. Матрица парных коэффициентов корреляции показателей X_4, X_5, X_6

Показатель	X_4	X_5	X_6
X_4	1,00	0,93	0,85
X_5	0,93	1,00	0,60
X_6	0,85	0,60	1,00

Кроме того, наличие показателя X_9 наблюдается только в 6 из 25 фактов (табл. 2), что позволяет исключить его из дальнейшего анализа. Поэтому в качестве входов нейросетевой модели были оставлены семь факторов $X_1 - X_3$, $X_5 - X_8$, обозначенных $X_1 - X_7$. При этом фактор X_1 — класс энергопотребления — определялся в соответствии с ДСТУ 4238–2003 на основе индекса энергетической эффективности и представлен в виде порядковой величины с использованием кодирования (табл. 4) [9].

Таблица 4. Кодирование фактора X_1

Класс энергопотребления	Индекс энергетической эффективности, %	Кодированное значение
A++	$I < 30$	1
A+	$30 \leq I \leq 42$	2
A	$42 \leq I \leq 55$	3
B	$55 \leq I \leq 75$	4

Факторы: X_2 — мощность замораживания; X_3 — уровень шума; X_4 — объем холодильной камеры; X_5 — объем морозильной камеры величины, представленные в шкале отношений; X_6 — система No Frost; X_7 — быстрая заморозка — номинальные величины, которые при «+» или «-» кодировались как 1 или 0 соответственно. Выходная переменная (отклик) Y_W — цена холодильников фирмы, W — представлена величинами в шкале отношений.

Формирование обучающей, тестовой и контрольной выборки

Для разработки модели нейросетевой экспертной системы сформирована выборка из факторов $X_1 - X_7$ (табл. 5). Первые 20 фактов этой выборки предназначены для обучения и тестирования модели, а факты с 21-го по 25-й составляют контрольную выборку, необходимую для оценки качества прогноза.

Таблица 5. Выборка для обучения, тестирования и контроля модели нейросетевой экспертной системы

Модель холодильника	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	Y_W
1	2	3	4	5	6	7	8	9
W1	2	10	42	211	91	0	1	564
W2	2	4,5	42	243	107	1	1	665
W3	3	4,5	42	226	97	1	0	538
W4	3	4,5	42	223	97	1	1	566
W5	3	4,5	39	228	119	0	0	470
W6	2	4,5	39	212	92	0	1	501
W7	3	4,5	42	252	97	1	1	637
W8	2	4,5	38	255	116	0	1	529
W9	3	7,5	44	325	107	1	1	796

Окончание табл. 5

1	2	3	4	5	6	7	8	9
W10	3	10	42	211	91	0	1	556
W11	2	10	42	211	91	0	1	567
W12	4	6	37	200	81	0	1	543
W13	2	4,5	39	195	116	0	0	452
W14	3	12	42	226	100	1	1	597
W15	3	9	38	198	66	1	1	890
W16	3	3	40	227	62	1	1	525
W17	3	4	39	231	88	0	0	442
W18	3	9	37	198	65	0	1	764
W19	3	6,3	43	305	120	1	1	894
W20	2	12	42	243	107	1	1	607
W21	3	10	44	305	120	1	1	770
W22	2	2	36	189	18	1	0	521
W23	3	6	37	201	72	0	1	590
W24	4	9	37	200	81	0	1	699
W25	2	4	39	230	88	0	0	442

Формирование прогнозной выборки

Выборка для прогноза конкурентоспособности холодильников фирмы *G* по цене (табл. 6) содержит 20 фактов и имеет такую же структуру, что и обучающая выборка (табл. 5).

Таблица 6. Выборка для прогноза конкурентоспособности холодильников фирмы *G*

Модель холодильника	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	Y_G
1	2	3	4	5	6	7	8	9
G1	3	5	39	205	103	0	1	584
G2	3	4	41	230	75	1	1	672
G3	2	9	40	251	64	1	1	1261
G4	2	3	42	202	62	0	1	799
G5	3	7,5	42	200	62	1	1	972
G6	2	7,5	42	200	62	1	1	912
G7	3	2	41	255	39	0	1	584
G8	3	4	40	230	92	0	1	524
G9	2	5	41	203	70	0	1	820
G10	3	9	41	221	61	0	1	749
G11	3	4,5	39	205	75	1	1	784
G12	3	4	40	278	86	0	1	720
G13	4	3	43	214	48	0	1	398
G14	3	5	40	204	70	0	0	479
G15	3	4	40	230	86	0	0	645
G16	3	4	40	278	86	0	1	680
7	2	4	40	230	82	0	1	555

Окончание табл. 6

1	2	3	4	5	6	7	8	9
G18	3	5	40	223	61	0	0	466
G19	2	10	40	245	86	0	1	987
G20	2	5	40	223	61	0	1	657

Статистический анализ данных

Статистический анализ данных обучающей (табл. 5, факты 1–20) и прогнозной выборок (табл. 6) показывает, что для холодильников фирм *W* и *G* факторы X_1 , X_6 и X_7 характеризуются одинаковым количеством категорий и кодированных значений, а коэффициенты вариации факторов $X_2 - X_5$, имеют один и тот же порядок (табл. 7).

Таблица 7. Оценка коэффициентов вариации факторов $X_2 - X_5$

Фирма	Коэффициенты вариации факторов, %			
	X_2	X_3	X_4	X_5
<i>W</i>	43,0	5,2	14,6	18,1
<i>G</i>	41,9	2,6	10,8	21,9

Использование *t*-теста для независимых выборок для уровня значимости $p = 0,1$ в демо-версии системы STATISTICA 6.0 позволило установить значимое различие между средними значениями цены $\bar{Y}_W = 605,15$ и $\bar{Y}_G = 712,40$ с учетом вариации $\sigma_W = 133,33$, $\sigma_G = 208,60$. Это подтверждается специальным статистическим графиком «ящики с усами» (рисунок).

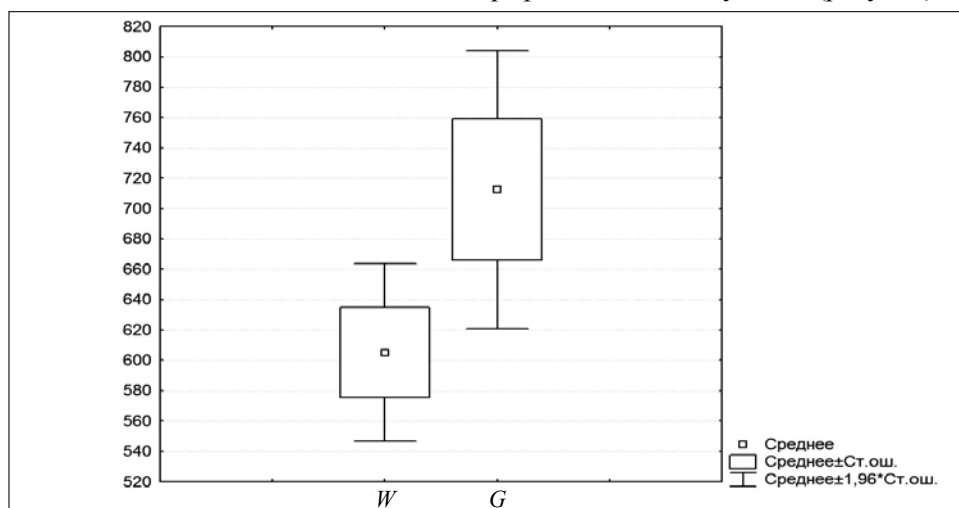


Рисунок. Диаграмма «ящики с усами» в демо-версии системы STATISTICA 6.0

Отсутствие на диаграмме пересекающихся областей стандартных ошибок указывает на значимое различие цен на холодильники. При этом выполняется условие равенства единичных показателей качества изделий-конкурентов фирм *W* и *G*. Таким образом, для прогнозирования конкурентоспособности по цене холодильников фирмы *G* можно реализовать

отображение вида $X_j^{N,P,R} \Rightarrow Y_W$ с использованием модели нейросетевой экспертной системы, созданной на основе показателей качества $X_1 - X_7$ холодильников фирмы W и обучающего показателя Y_W .

Создание модели нейронной сети

Модель двухслойной нейронной сети с архитектурой 7:10:1 построена с использованием лицензионной версии системы BrainMaker Professional 3.52. Точность обучения и тестирования модели задавалась в процентном отношении от диапазона обучающего показателя Y_W , допуски обучения и тестирования выбраны $TOL = 0,02$ и $TOL_{\text{test}} = 0,10$.

При тестировании модели факт тестовой выборки относился к категории «Good» — т.е. находится «в допуске» при условии:

$$O \in P \pm TOL(Y_{\max} - Y_{\min}),$$

где O (Output), P (Pattern) — соответственно прогнозируемое и обучающее значение выбранного для тестирования факта, $(Y_{\max} - Y_{\min})$ — диапазон обучающего показателя — цены.

Оценка качества модели нейросетевой экспертной системы

Оценку качества обобщения данных с использованием разработанной нейросетевой модели осуществляли на основе коэффициента детерминации D и S -оценки по зависимостям (1) и (2):

$$D = \frac{\left[N \sum_{i=1}^N (PO) - \sum_{i=1}^N P \sum_{i=1}^N O \right]^2}{\left[N \sum_{i=1}^N P^2 - \left(\sum_{i=1}^N P \right)^2 \right] \left[N \sum_{i=1}^N O^2 - \left(\sum_{i=1}^N O \right)^2 \right]}, \quad (1)$$

$$S = \frac{\sigma_{\Delta}}{\sigma_P}, \quad S \in [0, 1], \quad (2)$$

где P , O — соответственно обучающее и прогнозируемое значение выходной переменной нейросетевой модели; $N = 5$ — объем тестовой и контрольной выборок; σ_{Δ} — стандартное отклонение ошибки прогноза, полученной по контрольной выборке; $\Delta = (P - O)$ — ошибка прогноза; σ_P — стандартное отклонение выходной переменной контрольной выборки.

Известно, что $D = R^2$, где R — коэффициент множественной корреляции — критерий статистической надежности нейросетевой модели [10]. Полученные в соответствии с (1) значения $D_{\text{test}} = 0,84$ и $D_{\text{control}} = 0,93$ для тестовой и контрольной выборки на 84 % и 93 % объясняют долю вариации отклонений зависимой переменной Y_W от ее среднего значения, обусловленную вариацией всех независимых переменных (табл. 8, 9).

Таблица 8. Оценка качества модели нейросетевой экспертной системы по коэффициенту детерминации D для тестовой выборки $N = 5$

№ тестового факта в обучающей выборке	Обучающее (действительное) значение Y_W	Прогнозируемое значение Y_{WO}	Соответствие допуску тестирования $TOL_{test} = 0,10$
3	538	565	+
7	637	622	+
11	567	557	+
15	890	668	-
19	894	753	-
$D_{test} = 0,84$			$Good_{fact} = 3$

Таблица 9. Оценка качества модели нейросетевой экспертной системы по коэффициенту детерминации D для контрольной выборки $N = 5$

№ факта в исходной выборке	№ факта в контрольной выборке	Обучающее (действительное) значение Y_W	Прогнозируемое значение Y_{WO}
21	1	770	819
22	2	521	457
23	3	590	642
24	4	699	708
25	5	442	458
$D_{control} = 0,93$			

Разработанная нейросетевая модель обладает «очень высокими» обобщающими способностями при тестировании и контроле, что подтверждается выполнением условия $D_{control} > D_{test}$ и оценками коэффициента множественной корреляции $R_{test} = \sqrt{D_{test}} = 0,92$ и $R_{control} = \sqrt{D_{control}} = 0,96$ в соответствии со шкалой Чеддока [11] (табл. 10).

Таблица 10. Взаимосвязь между количественной и качественной оценками коэффициента множественной корреляции в соответствии со шкалой Чеддока

Количественная мера статистической связи	Качественная мера статистической связи
0,1–0,3	Слабая
0,3–0,5	Умеренная
0,5–0,7	Заметная
0,7–0,9	Высокая
0,9–0,99	Очень высокая

Полученное в соответствии с зависимостью (2) значение критерия $S = 0,35$ для контрольной выборки $N = 5$ соответствует условию $S < 0,5$ и характеризует высокую достоверность результата прогнозирования (табл. 11).

Таблица 11. Оценка качества прогнозирования для контрольной выборки $N = 5$

Стандартное отклонение σ_{Δ}	Стандартное отклонение σ_p
46,8	132,2
S-оценка: $46,8/132,2 = 0,35$	

РЕЗУЛЬТАТ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

На основе нейросетевого прогнозирования установлено, что холодильники фирмы G в большинстве случаев неконкурентоспособны по цене по сравнению с аналогичными холодильниками фирмы W , так как их действительная цена Y_G значительно больше прогнозной цены Y_{GO} при идентичных по составу показателях качества (табл. 12).

Таблица 12. Результат прогнозирования цены холодильников фирмы G с использованием модели нейросетевой экспертной системы

Действительная цена холодильников Y_G , у.е.	Прогнозная цена холодильников Y_{GO} , у.е.	Абсолютное отклонение Y_G от Y_{GO} , у.е.	Относительное отклонение Y_G от Y_{GO} , % $\frac{(Y_G - Y_{GO})}{Y_G} \cdot 100$
584	478	106	18,2
672	570	102	15,2
1261	744	517	41,0
799	467	332	41,6
972	479	493	50,7
912	484	428	46,9
584	454	130	22,3
524	493	31	5,9
820	488	332	40,5
749	692	57	7,6
784	585	199	25,4
720	588	132	18,3
398	444	-46	-11,6
479	444	35	7,3
645	446	199	30,9
680	588	92	13,5
555	504	51	9,2
466	443	23	4,9
987	776	211	21,4
657	561	96	14,6
Средние значения			
712,4	536,4	176,0	21,2

ВЫВОДЫ

На основе метода пространственной экстраполяции и формализации задачи прогнозирования конкурентоспособности продукции разработана модель

нейросетевой экспертной системы для прогнозирования и сравнительной оценки конкурентоспособности холодильников бытового назначения в зависимости от цены и совокупности единичных показателей качества.

С использованием разработанной модели нейросетевой экспертной системы установлено завышение цены холодильников бытового назначения фирмы *G* примерно на 21 % по сравнению с холодильниками фирмы *W*, аналогичными по техническим характеристикам.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Гаркавенко С.С.* Маркетинг. — К.: Лібра, 1996. — 384 с.
2. *Долинская М.Г.* Маркетинг и конкурентоспособность промышленной продукции. — М.: Изд-во стандартов, 1991. — 256 с.
3. *Минько Э.В., Кричевский М.Л.* Качество и конкурентоспособность. — СПб.: Питер, 2004 — 268 с.
4. *Котлер Ф.* Основы маркетинга: пер. с англ. — М.: Прогресс, 1990. — 736 с.
5. *Растринин Л.А., Пономарев Ю.П.* Экстраполяционные методы проектирования и управления. — М.: Машиностроение, 1986. — 120 с.
6. *Бублик Н.Д., Секерин А.Б., Попенов С.В.* Новейшие компьютерные технологии прогнозирования финансовых показателей и рисков. — Уфа: Изд-во Всерос. заочного финансово-эконом. ин-та, 1998. — 62 с.
7. *Федин С.С., Секерин А.Б., Зенкин Н.А.* Оцінка та прогнозування конкурентоспроможності продукції методом зворотнього розповсюдження // Легка промисловість. — 2001. — №1. — С. 62–63.
8. *Минаев Ю.Н., Филимонова О.Ю., Бенамеур Лиес.* Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в нейросетевом логическом базисе. — М.: Горячая линия–Телеком, 2003. — 205 с.
9. *Енергозбереження.* Енергетичне маркування електрообладнання побутової призначеності. Визначання енергетичної ефективності холодильних приладів: ДСТУ 4238:2003 — [Чинний від 2004-04-01]. — К.: Держспоживстандарт України, 2004. — 14 с. — (Національний стандарт України).
10. *Петрунин Ю.Ю.* Информационные технологии анализа данных. Data analysis. — 2-е изд. — М.: КДУ, 2010. — 292 с.
11. *Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д.* Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных. — М.: Финансы и статистика, 1983. — 471 с.

Поступила 10.02.2012