

## Опыт использования аппарата нечеткой логики в мерчендайзинге

В.В. САЙКО

ОКВУЗ «Институт предпринимательства «Стратегия»

В статье обоснована целесообразность использования нечеткого вывода в системах поддержки принятия решений для нового класса задач – оптимизации товарной экспозиции. Приведен сравнительный анализ точности моделей на основе нечеткого вывода и регрессионного анализа.

У статті обґрунтована доцільність використання нечіткого висновку в системах підтримки прийняття рішень для нового класу завдань - оптимізації товарної експозиції. Наведено порівняльний аналіз точності моделей на основі нечіткого висновку та регресійного аналізу.

The article deals with the expediency of using the fuzzy output systems to support decision-making process for a new class of tasks - optimization of commodity exposition. The author presents the comparative analysis of model accuracy based on fuzzy output and regression analysis.

**Введение.** Известно, что правильная экспозиция товара дает прирост товарооборота на 12-18%, а оптимизация выкладки в магазине может увеличить доход на единицу экспозиционной площади на 15%. В настоящее время для оценки качества выкладки практики используют известный перечень рекомендаций и требований, например, [1]. Базовые правила мерчендайзинга можно разделить три группы:

- **пространственные**, в которых место товара регламентируется относительно входа в магазин и конца зала (более дорогие товары располагаются ближе к входу, более дешевые – в конце зала; скоропортящиеся товары необходимо располагать ближе к входу; товары с низкими темпами сбыта располагаются ближе к началу экспозиции, товары с более высокими темпами сбыта – ближе к концу зала);
- **связанные с уровнем расположения товара**. Обычно на полочном пространстве выделяют четыре уровня: уровень глаз (рекомендуется размещать 40% наиболее ходовых товаров), уровень рук (30% товаров), выше уровня глаз (20%) и на уровне пола (10% наименее ходовых или крупногабаритные товары);
- **связанные с площадью выкладки** (товары с высокими темпами сбыта должны занимать большую площадь).

Практическое использование указанных правил затрудняется, прежде всего, необходимостью предварительного анализа важности реализации того или иного правила по отношению к конкретной товарной группе. Известно, что около 20% товаров определяют 80% выручки, но их идентификация в качестве «стратегически важных» не всегда производится обоснованно. Во-первых, приоритеты могут меняться в зависимости от конкретных геосоциальных условий торговой зоны. Во-вторых, возможные системные ошибки в маркетинговой поддержке товарных групп могут привести и к ошибкам в установлении приоритетов. Таким образом, **первой проблемой** является интерпретация правил в условиях конкретного сочетания коммерческой ценности товарных групп.

**Вторая проблема** использования правил выкладки связана с решением комбинаторных задач. В условиях большого ассортимента формальное и одно временное использование всех правил выкладки порождает противоречивые решения. Кроме того, особенности конфигурации помещений магазинов часто

ограничивают «коммутативные» возможности зонирования выкладки.

**Третья проблема** – медленное накопление опыта выкладки у мерчендайзеров. Решения, принимаемые относительно зонирования выкладки, обычно долговременны и какие-либо изменения в плане выкладки часто сопряжены с дорогостоящими работами, отвлечением персонала и перерывами в торговле.

Одним из возможных решений указанных проблем является разработка и программная реализация системы поддержки принятия решений, связанных с оптимизацией товарной экспозиции, в рамках электронного бизнес-тренинга. В качестве наиболее перспективного подхода к решению указанной задачи рассмотрим использование аппарата нечеткой логики Заде и ее обобщений [2,3].

Действительно, систему правил выкладки можно интерпретировать как слабоформализованную систему нечетких высказываний, в основе которой существует информационное пространство, представимое набором лингвистических переменных. Каждой лингвистической переменной можно поставить в соответствие термножество значений, определенных на универсальном множестве (например, терм «Далеко от входа» - на множестве  $L=[0, L]$ , где  $L$  – максимальная удаленность от входа для конкретной торговой точки).

В настоящее время уже существует опыт использования систем нечеткого вывода в маркетинге. Например, в работе [4] предлагается система оценки конкурентоспособности марочного товара на конкретных региональных рынках. При этом рассматривается 13 факторов конкурентоспособности, влияние которых на конечную оценку отражено в виде иерархического дерева логического вывода. Влияние каждого фактора представлено лингвистической переменной, имеющей три термина (высокое, среднее и низкое значение).

Следует отметить, что специфика пространственных правил мерчендайзинга состоит в возможности противоречий и отсутствии рекомендаций относительно заполнения средней зоны магазина. Не определено, например, понятие «ходовой товар» относительно его потребительской ценности, коммерческой ценности и частоты приобретения. Эти обстоятельства, безусловно, препятствуют формализации процесса поддержки принятия решений.

**Постановка задачи.** В терминах нечеткой логики задачу поддержки принятия решений о зонировании

товарной экспозиции можно определить функциональным отображением следующего вида:

$$A_i = (f_i, t_i, p_i, c_i, s_i, h_i, l_i) \rightarrow R_i = (mR_{j_i}, P_{j_i}), \quad (1)$$

где  $A_i$  – вектор, характеризующий параметры экспозиции  $i$ -той товарной группы,  $f_i$  – частота потребления продуктов  $i$ -той товарной группы;  $t_i$  – планируемый срок реализации товаров;  $p_i$  – ценность потребителя продуктов  $i$ -той товарной группы;  $c_i$  – потребительская ценность товаров;  $s_i$  – относительная площадь экспозиции товаров  $i$ -той группы;  $h_i$  – высота экспозиции;  $l_i$  – относительная длина маршрута от входа до места экспозиции товарной группы,  $R_i$  – вектор стратегий.

Результаты (1) представим тройками  $\langle mR_i; L_i, mR_h; H_i, mR_s; S_i \rangle$ , где  $m$  – модификаторы,  $R$  – рекомендации относительно увеличения площади выкладки, уровня размещения, удаленности от входа (см. табл. 1),  $L_i, H_i, S_i$  – это параметрическая компонента решений – рекомендуемые значения удаленности от входа, уровня экспозиции и ее площади.

Таблица 1. Структура пространства решений

Лингвистические переменные, их обозначения		Используемые модификаторы $m$					
		необходимо	возможно	-	возможно	необходимо	
		Термы переменных $R$ , их обозначения					
Место экспозиции...	$R_l$	переместить ближе к входу	$R_{l1}$	Не менять	$R_{l0}$	переместить ближе к концу зала	$R_{l2}$
Степень видимости...	$R_h$	снизить	$R_{h1}$	-//-	$R_{h0}$	повысить	$R_{h2}$
Площадь экспозиции...	$R_s$	уменьшить	$R_{s1}$	-//-	$R_{s0}$	увеличить	$R_{s2}$

организованного автором, для каждой из 44 товарных групп продуктовых магазинов был выявлен процент респондентов, готовых увеличить потребление продукта при условии увеличения личного дохода. Эти данные составляют универсальное множество, на котором определяется понятие «Потребительская ценность товара».

**Результаты.** В приведенной постановке задачу можно классифицировать как новый класс маркетинговых задач, решаемых средствами нечеткой логики. В качестве наиболее показательного примера приведем

Следует отметить, что наличие в заключениях правил модификатора «необходимо» будет означать критическую вероятность получения какого-либо эффекта от предлагаемого решения, т.е. явное несоответствие существующим рекомендациям. При этом заданный уровень критической вероятности зависит, собственно, от степени агрессивности маркетинговой стратегии.

Ценность потребителя будем определять как сумму торговой наценки, обеспечиваемой одним постоянным потребителем:

$$p_i = \left[ V_i - \frac{V_i}{(1 + n_i)} \right] / C_i, \quad (2)$$

где  $V_i$  – объем реализации  $i$ -той товарной группы в грн.,  $n_i$  – торговая наценка в десятых долях,  $C_i$  – количество постоянных потребителей товаров  $i$ -той группы по данным маркетингового исследования.

Потребительскую ценность товара ( $c_i$ ) предлагается определять на основе его доступности для широкого потребления. В ходе маркетингового исследования,

описание основных этапов работы по созданию модели нечеткого вывода первой группы базовых правил мерчендайзинга.

**1. Формализация входных данных.** В таблице 2 приведен сформированный автором перечень входных лингвистических переменных и их термов. Каждой из переменных соответствует пара термов, отражающих противоположные понятия. Для приведенных термов прямым методом определялись функции принадлежности в виде:

Таблица 2. Система лингвистических переменных

Лингвистические переменные	Терм-множества, их обозначения	Универсальное множество – область определения переменной	Параметры функции принадлежности
Удаленность от входа	Близко	$L=[0,1]$ , где за 1 принята длина максимального маршрута от входа до конца торгового зала.	$x=1; a=0,1; c=30,6.$
	Далеко		$x=1; a=0,4; c=34,5.$
Ценность товара	Высокая	$[0,C]$ , $C$ – максимальное число респондентов, готовых увеличить потребление товара при условии увеличения доходов (67,14%).	$x=c; a=0,1; c=30.$
	Низкая		$x=c; a=-0,3; c=15,4.$
Длительность хранения	Скоропортящийся	$[0,T]$ , принятый на предприятии плановый срок реализации товаров, $T=90$ суток.	$x=t; a=-0,5; c=7,7.$
	Длительного хранения		$x=t; a=0,4; c=21,8.$
Частота покупок	Низкая	$[0,F]$ , $F$ – максимальная частота покупок по результатам маркетингового исследования (20 покупок/месяц).	$x=f; a=-2,2; c=4,1.$
	Высокая		$x=f; a=1,0; c=7,5.$

$$\mu_E(x) = [1 + \exp(-a(x - c))]^{-1}, \quad (3)$$

где  $x$  – вектор, для которого рассчитывается степень принадлежности  $E$ ,  $a$  – коэффициент концентрации,  $c$  – координата перегиба функции. В таблице 2 также приведены значения параметров функций ( $a$ ,  $c$ ), установленные к моменту обучения системы вывода. При формализации входных переменных использовались данные трех торговых точек в г. Желтые Воды.

**2. Формализация нечетких правил.** Анализ существующих рекомендаций по выкладке и возможности их применения в условиях торговли продуктами питания позволил сформулировать приведенный ниже набор правил в форме моделей Сугено.

Правила, связывающие удаленность экспозиции товарной группы от входа:

- с ценностью товара:

$$R_1: IF c \text{ is } B_{C1} \ \& \ l \text{ is } A_{L1} \ THEN \ m_1=f_1(c,l);$$

$$R_2: IF c \text{ is } B_{C1} \ \& \ l \text{ is } A_{L2} \ THEN \ m_1=f_2(c,l);$$

$$R_3: IF c \text{ is } B_{C2} \ \& \ l \text{ is } A_{L1} \ THEN \ m_1=f_3(c,l);$$

$$R_4: IF c \text{ is } B_{C2} \ \& \ l \text{ is } A_{L2} \ THEN \ m_1=f_4(c,l);$$

- со сроком хранения товара:

$$R_5: IF t \text{ is } B_{T1} \ \& \ l \text{ is } A_{L1} \ THEN \ m_2=f_5(t,l);$$

$$R_6: IF t \text{ is } B_{T1} \ \& \ l \text{ is } A_{L2} \ THEN \ m_2=f_6(t,l);$$

$$R_7: IF t \text{ is } B_{T2} \ \& \ l \text{ is } A_{L1} \ THEN \ m_2=f_7(t,l);$$

$$R_8: IF t \text{ is } B_{T2} \ \& \ l \text{ is } A_{L2} \ THEN \ m_2=f_8(t,l);$$

- с частотой потребления товара:

$$R_9: IF f \text{ is } B_{F1} \ \& \ l \text{ is } A_{L1} \ THEN \ m_3=f_9(f,l);$$

$$R_{10}: IF f \text{ is } B_{F1} \ \& \ l \text{ is } A_{L2} \ THEN \ m_3=f_{10}(f,l);$$

$$R_{11}: IF f \text{ is } B_{F2} \ \& \ l \text{ is } A_{L1} \ THEN \ m_3=f_{11}(f,l);$$

$$R_{12}: IF f \text{ is } B_{F2} \ \& \ l \text{ is } A_{L2} \ THEN \ m_3=f_{12}(f,l).$$

Здесь, например,  $f_j(c,l)=b_{1j}c+b_{2j}l+b_{3j}$ , где  $b_{1j}$ -  $b_{3j}$  - настраиваемые коэффициенты. Отметим, что использование в качестве конъюнкции операции *min* в данных условиях нежелательно, поскольку результат может быть равен значению одного операнда и не меняться при изменении значений второго. Кроме того, в ряде экспериментальных работ [6] было доказано, что операции *min* и *max* не вполне соответствуют задаче моделирования логических связей. Поэтому в качестве *t*-нормы использовалась операция умножения.

**3. Обучение систем вывода.** Для обеспечения необходимой точности оптимизации системы вывода объем обучающей выборки должен превышать не менее, чем в два раза количество настраиваемых параметров [5]. Поскольку указанные группы рассматриваются как 3 системы вывода и в функциях вида (3) настраивались только коэффициенты концентрации, общее число параметров для всех указанных групп правил составляет: (1 параметр)х(4 терма) + (3 параметра в заключениях правил)х(4 правила)=16. Обучающая выборка состояла из 42 записей, что обеспечивает необходимую точность.

Таблица 3. Шкала экспертных оценок для настройки систем вывода R<sub>1</sub>-R<sub>12</sub>

Оценки	-4	-2	0	2	4
<b>Лингвистическая интерпретация</b>	Необходимо переместить ближе к входу (<---)	Можно переместить ближе к входу (<-)	Не следует перемещать (x)	Можно переместить ближе к концу зала (->)	Не обходимо переместить ближе к концу зала (--->)

Обучение модели проводилось на основе экспертных оценок по девятибалльной шкале по каждой товарной группе в соответствии со схемой, указанной в табл. 3. При этом оценки для каждой системы правил формулировались на основе соответствующих рекомендаций, без учета коммерческой ценности или трудоемкости перемещения той или иной товарной группы (см. табл. 4).

В предлагаемой шкале оценки являются не только эталонными значениями модификаторов, но и содержат в себе терм-составляющую заключений правил. Такой подход позволил, с одной стороны, упростить процесс настройки (настройка проводилась с использованием стандартных средств MatLab, по Сугено), с другой стороны, использовать преимущества системы вывода Мамдани, предельно упростив процедуру дефазификации.

В процессе обучения систем для настройки функций принадлежности входных переменных использовался метод обратного распространения ошибки, для настройки коэффициентов линейных функций в заключениях правил - метод наименьших квадратов.

**4. Интерпретация результатов.** Поскольку в специальной литературе отсутствуют какие-либо данные о приоритетах в правилах, все три системы вывода принято было считать равнозначными. Таким образом, результирующее значение  $m$  определялось как среднее.

Степень достоверности результатов определялась на основе максимального отклонения от среднего. Результат считался наиболее достоверным, если такое отклонение было минимальным, а рекомендации по трем выводам совпадали. Пример полученных данных приведен в таблице 5. На рис. 1 изображена поверхность «входы-выход» для системы R1-R4.

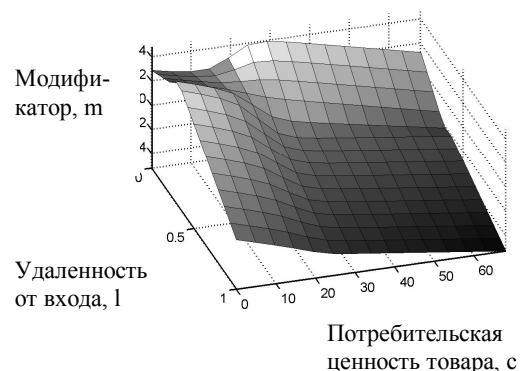


Рис. 1. Поверхность «входы-выход» для системы R1-R4, полученная в среде MatLab.



Таблица 4. Входные данные для построения модели

Наименования товарных групп	Процент респондентов, готовых увеличить потребление товара при увеличении дохода (с)	Планируемый срок реализации товара (t) в исследуемой торговой точке, суток	Средняя частота покупок (f) по результатам маркетингового исследования	Относительная удаленность от входа (l) в исследуемой торговой точке	Экспертные рекомендации по перемещению места экспозиции товара		
					В соответствии с потребительской ценностью товара	В соответствии со сроком реализации	В соответствии с частотой покупок
Мясо (птица)	57,86	5	3,9	0,82	-4	-4	-3
Колбасные изделия	55,36	5	6,3	0,82	-4	-4	0
Мясные консервы	9,29	90	1,9	0,82	0	2	-4
Соусы	18,21	30	4,6	0,27	2	3	2
Молокопродукты	58,21	1	7,4	0,45	-2	-4	2
Сыр и брынза	67,14	10	4	0,51	-3	-3	0
Конфеты	44,64	10	4,4	0,27	-1	-1	2
Печенье	17,86	10	4,2	0,27	2	-1	2
Другие конд. изд.	21,07	1	3,2	0,27	2	-2	1
Хлеб	1,07	1	18,7	0,8	0	-4	0
Табачные изделия	0	90	16,9	0,22	4	4	4
Корм для животн.	5,36	90	4,3	0,53	3	2	-1
Соки	54,64	5	5,5	0,22	-1	0	2
Безалк. напитки	28,21	5	8,8	0,22	2	0	4
Водка и л/водочн.	7,14	90	1,7	0,27	4	4	-2
Шампанское	5	90	1,3	0,27	4	4	-2
Слабоалкогольные	17,07	10	6,7	0,27	3	-1	3

Таблица 5. Результаты нечеткого вывода по правилам R1-R12

Наименования товарных групп	m <sub>1</sub>	mR <sub>1</sub>	m <sub>2</sub>	mR <sub>2</sub>	m <sub>3</sub>	mR <sub>3</sub>	Средние m	Максимальное отклонение от среднего	Результатирующее значение m	mR <sub>i</sub>
Мясо - птица	-3,99	<---	-3,91	<---	-3,14	<-	-3,68	0,31	-3,68	<---
Колбасные изделия	-3,89	<---	-3,91	<---	-0,08	X	-2,63	1,28	-2,63	<-
Мясные консервы	-0,45	X	1,83	->	-3,82	<---	-0,81	3,01		X
Соусы	2,31	->	2,98	->	2,25	->	2,51	0,27	2,51	->
Молокопродукты	-2,20	<-	-3,29	<-	1,67	->	-1,27	2,02		X
Сыр и брынза	-2,86	<-	-2,98	<-	-0,69	X	-2,18	0,81	-2,18	<-
Конфеты	-0,62	X	-0,91	X	1,99	->	0,15	1,06		
Печенье	2,39	->	-0,91	X	1,73	->	1,07	1,98	1,07	->
Другие конд. изделия	1,63	->	-2,04	<-	0,45	X	0,01	2,05		X
Хлеб	0,54	X	-3,98	<---	0,03	X	-1,14	2,84		X
Табачные изделия	3,97	--->	3,85	--->	3,98	--->	3,93	0,08	3,93	--->
Корм для животных	2,60	->	2,37	->	-0,68	X	1,43	2,11		X
Соки	-0,66	X	-0,24	X	2,86	->	0,65	1,32		X
Безалкогольные нап.	1,26	->	-0,24	X	3,11	->	1,38	1,61	1,38	->
Водка/ликеровод.	3,89	--->	3,79	->	-1,44	<-	2,08	3,52		X
Шампанское	4,10	--->	3,79	->	-1,94	<-	1,98	3,92		X
Слабоалкогольные	2,55	->	-0,91	X	2,99	->	1,55	2,45		X

С целью оценки точности полученных результатов на основе правил R1-R12 был проведен регрессионный анализ по тем же данным, что и при построении модели нечеткого вывода. Для определения коэффициентов уравнений линейной множественной регрессии (4-6) использовался метод наименьших квадратов.

$$m_{1i} = b_{11} + b_{12}l_i + b_{13}c_i. \tag{4}$$

$$m_{2i} = b_{21} + b_{22}l_i + b_{23}f_i. \tag{5}$$

$$m_{3i} = b_{31} + b_{32}l_i + b_{33}f_i. \tag{6}$$

В качестве критерия точности при сравнении моделей R1-R12 и (4-6) использовалась остаточная сумма квадратов:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^{42} (m_i - m_{i_{\text{эксп}}})^2, \tag{7}$$

где  $m_{i_{\text{эксп}}}$  – оценки экспертов. Полученные результаты приведены в табл. 6.

Таким образом, использование аппарата нечеткой логики для этого класса задач может давать более точные результаты, чем традиционные эконометрические методы. Параметрическая компонента решений рассчитывалась на основании условий (8-10):

$$\forall Rl_i (m_i < -2,5) \rightarrow L_i = l_{\text{max}} (1 + \frac{m_i}{4}), \tag{8}$$

$$\forall Rl_i (m_i > 2,5) \rightarrow L_i = l_{\text{max}} \frac{m_i}{4}, \tag{10}$$

$$\forall Rl_i (m_i \geq -2,5 \wedge m_i \leq 2,5) \rightarrow L_i = l_{\text{max}} \times l_i,$$

где  $l_{\text{max}}$  – максимальная длина маршрута в торговом зале.

Таблица 6. Сравнительная оценка точности регрессионных и нечетких моделей

Система вывода	Коэффициенты уравнений регрессии			Остаточные суммы квадратов	
	$b_1$	$b_2$	$b_3$	Для регрессионной модели	Для системы нечеткого вывода
R1-R4	5.303167	-0.08383	5.8044	8.64	3.39
R5-R8	-5,93088	0,061251	0,276541	19,54	1,88
R9-R12	-5,64383	0,296822	1,105573	34.17	3.76

Дальнейшая работа с тестировочной выборкой показала, что системы вывода устойчивы в области значений  $\mu = \{0,2 \dots 0,98\}$ . Это обстоятельство учтено при программной реализации системы.

**Выводы.** Результаты проведенной работы убеждают в том, что нечеткий вывод является эффективным инструментом формализации правил товарной экспозиции. Для этого класса задач, в условиях двухэлементных терм-множеств, он дает более точные результаты, чем традиционный регрессионный анализ. Применение предложенной автором двухкомпонентной структуры результатов нечеткого вывода (лингвистическая переменная R1 и параметрическое решение L) позволило обеспечить наглядность представления решений. В ходе апробации разработанной системы вывода определена область устойчивости системы и установлены требования к ее программной реализации в рамках электронного бизнес-тренинга.

ЛИТЕРАТУРА

1. Коровкина А. Все по полочкам или великое искусство мерчендайзинга//Наука о рекламе.- 2004.-№2.- С.23-25.
2. Батыршин И.З. Основные операции нечеткой логики и их обобщения. – Казань: Отечество, 2001. - 102 с.
3. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976.
4. Штовба Е.В. Моделивання конкурентоспроможності бренду на основі нечітких баз знань // Вісник Житомирського державного технологічного університету. - 2004.- №4 (31). Том. II.- С.168-179.
5. Штовба С.Д. Идентификация нелинейных зависимостей с помощью нечеткого логического вывода в системе MATLAB // Exponenta Pro: Математика в приложениях.- 2003.- №2.- С.9-15.

пост. 28.02.06.