

А. Б. Барский, д-р техн. наук, проф., e-mail: arkbarsk@mail.ru,  
Московский государственный университет путей сообщения

## Обучаемые и самообучающиеся системы распознавания, управления и принятия решений на логических нейронных сетях

*Рассматривается применение логических нейронных сетей в ассоциативных "бесформульных" вычислениях трудно-формализуемых задач и задач имитационного моделирования, в медицинских информационно-справочных системах, в системах идентификации пользователя, в адаптивной пошаговой маршрутизации беспроводных телекоммуникационных и транспортных сетей, а также в самообучающихся системах управления по нечетким данным.*

*Приводятся рекомендации по более качественному воплощению некоторых известных систем принятия решений.*

**Ключевые слова:** логическая нейронная сеть, функция активации, матрица следования, ассоциативные вычисления, информационно-справочные системы, самообучающиеся системы управления

### Введение

В основе логических нейронных сетей лежит математическая логика событий, объединяющая начальные сведения из математической логики и теории вероятностей. Возбуждение рецепторов формируется на основе достоверности высказываний о принадлежности данных. Это обеспечивает единую систему измерения исходных данных и резко расширяет область применения аппарата нейронных сетей для построения практически любой системы принятия решений, для данных любой природы, типов и формы представления. Возбуждение нейронов выходного слоя указывает на принимаемое решение в форме значения, текста, управляющего сигнала и пр. Сети сводятся к однослойным. В них обучающие ситуации непосредственно связываются с соответствующими решениями. Логические нейронные сети отличаются невысокими требованиями к квалификации разработчика, несложными расчетами, высоким быстродействием и возможностью распараллеливания.

### Реализация численного метода ассоциативных вычислений с помощью логической нейронной сети

Пусть система принятия решений описывается набором логических выражений вида

$$\begin{aligned} f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) &\rightarrow R_1; \\ \dots\dots\dots \\ f_m(x_1, x_2, \dots, x_n) &\rightarrow R_m. \end{aligned} \quad (1)$$

Булевы переменные  $x_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) фиксируют наличие или отсутствие *событий*  $i$ , отображенных высказываниями вида: "поезд приходит в 20.00", "головная боль наблюдается", "X принимает значение из диапазона 900... 1100" и т. д. Комбинация значений этих переменных (точка) характеризует *ситуацию на факторном пространстве событий*.

Определенные на этом пространстве функции (1), в левой части представляющие композицию опе-

раций конъюнкции (И) и дизъюнкции (ИЛИ), утверждают причинно-следственную связь. Если функция  $f_j$  от значения факторов данной ситуации принимает значение ИСТИНА, то принимается решение  $R_j$ . Оно может быть высказыванием самого разного содержания: от численного или векторного значения функции многих переменных до сложнейших текстов рекомендательного характера (алгоритма действий, команд запуска программ, имитирующих движение реагирующего объекта, оптимальной стратегии управления).

Система корректна, если выполняются условия полноты, однозначности и непротиворечивости предлагаемых решений.

Включение исчерпывающих множеств событий по каждому фактору приводит к отсутствию отрицаний в рассматриваемых логических выражениях. Возможность формирования по каждой логической функции ее дизъюнктивной нормальной формы, с учетом закрепления одного и того же решения за разными конъюнкциями, позволяет получить логические цепочки единичной длины. Это, в свою очередь, приводит к преимущественному и достаточному изучению *однослойных логических нейронных сетей* [1–4], где булевы переменные заменяются действительными на всем диапазоне значений от нуля до единицы. Введенные переменные интерпретируются как *достоверность высказываний о принадлежности данных*. Однослойные логические нейронные сети содержат рецепторный и выходной слои. Нейроны выходного слоя реализуют простейшую пороговую функцию активации, примеры которых будут рассмотрены. Связи, ведущие от рецепторов к нейронам выходного слоя, могут обладать весами в диапазоне [0, 1].

Фактически логическая нейронная сеть на основе опытных или расчетных данных реализует таблицу вида "если {ситуация}, то — {решение}", вполне соответствующую идеям логического вывода и ситуационного управления Д. А. Поспелова [5, 6].

Для обработки "промежуточных" ситуаций, возникающих в рамках запроса, должна быть обоснована процедура интерполяции. Эта процедура выполняется в результате задания возникшей "промежуточной" ситуации на рецепторах, счета функции активации нейронов и определения решения, соответствующего наиболее возбуждавшемуся нейрону. Если решения обладают численными значениями, то по значениям возбуждения нескольких нейронов может находиться среднее.

### Аппроксимация опыта и ассоциативные "бесформульные" вычисления

Давно известно, что исследователи, использующие современный метод имитационного моделирования сложных систем, прекратили попытки построения функций аппроксимации для графического представления своих результатов. Большое число формально несовместимых факторов приводило бы к формированию большого числа двух- и трехмерных таблиц для выделенных переменных. Эти таблицы составлялись бы для фиксированных значений других переменных, рассматриваемых в качестве параметров, образующих множество точек в многомерном пространстве. Наглядность такого

представления при желании получить огромное число графиков проблематична.

Исследователи формируют *базы знаний*, представляя свои результаты в виде таблиц, связывающих испытываемые точки факторного пространства (ситуации) с векторами найденных значений результатов — решений по данным ситуациям. Наиболее характерно это для полигонных испытаний, используемых для калибровки моделей. Таким образом, для дальнейших исследований предоставляется далеко не полная оценка результатов моделирования во всем факторном пространстве.

Чтобы превратить эти оценки в количественные на всем факторном пространстве при допущении об отсутствии особых точек, необходимо создать механизм расширения их на всю испытываемую область. Используется метод ассоциативного нахождения "промежуточных" решений, заключающийся в определении: "на какую (какие) из известных ситуаций и в какой мере похожа вновь возникшая ситуация и как по базе знаний выбрать или построить соответствующее ей решение". При этом по нескольким "похожим" ситуациям возможно усредненное решение.

Механизмом, представляющим собой численный метод "бесформульного" ассоциативного вывода, и

являются логические нейронные сети. С их помощью реализуются развиваемые информационно-справочные системы, объединяющие опыт и результаты моделирования в конкретной области исследований.

Например, в работе [7] исследуются результаты моделирования многосерверной базы данных с циркулирующими сегментами. Для множества точек факторного пространства — значений векторов  $\{\lambda$  (интенсивность потока запросов),  $\tau$  (длительность такта),  $t_{\text{вып}}$  ("чистое" время выполнения запроса),  $n$  (число серверов),  $m$  (число циркулирующих сегментов)} — находятся значения вектора {среднее время выполнения запроса, вероятность выполнения}.

Информационной основой построения *обученной* нейронной сети (рис. 1) для информационно-справочной системы являются таблицы, построенные в процессе моделирования.

Значение  $V_i$  простейшей функции активации  $i$ -го нейрона находится в результате расчетов:

$$V_i := \begin{cases} 0, & \text{если } V \geq h; \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (2)$$

где  $V = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k V_j$ ,  $k$  — число активных входов нейронов.

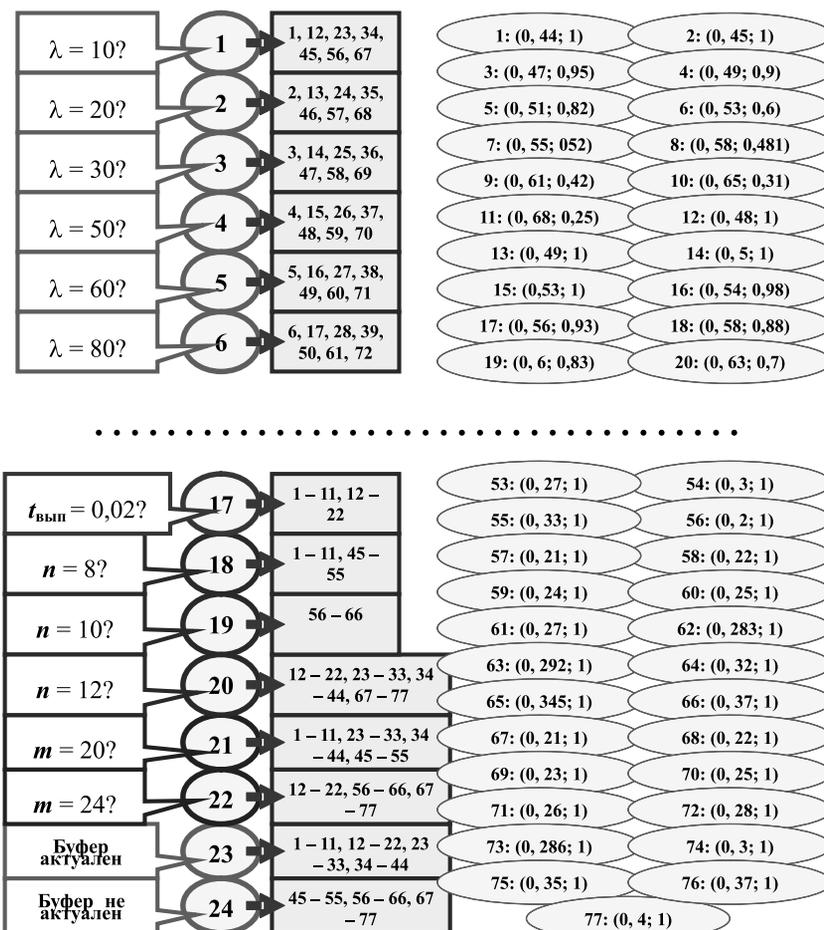


Рис. 1. Фрагмент информационно-справочной системы

Фрагмент матрицы следования для логической нейронной сети, реализующей информационно-справочную систему

Решения	Значения факторов															
	...	$\lambda = 140$	$\lambda = 160$	$\tau = 0,05$	$\tau = 0,1$	$\tau = 0,2$	$t_{\text{вып}} = 0,005$	$t_{\text{вып}} = 0,01$	$t_{\text{вып}} = 0,02$	$n = 8$	$n = 10$	$n = 12$	$m = 20$	$m = 24$	Буфер ограничен	Буфер не ограничен
Пример		0,7	0,3	0,5	0,5		0,6	0,4			0,5	0,5		1		1
10		1			1				1	1			1		1	
11			1		1				1	1			1		1	
32		1			1			1			1	1			1	
33			1		1			1			1	1			1	
76		1		1			1				1			1		1
77			1	1			1				1			1		1

Здесь  $V_j$  — величина возбуждения рецептора, подаваемая на вход нейрона. В рассматриваемом случае  $k = 6$ .

Максимально возбуждившийся нейрон указывает на решение. Решением является вектор, состоящий из двух компонент — времени  $t_{\text{вып}}$  выполнения запроса и вероятности  $P$  его выполнения.

Направление синаптических связей на рис. 1 в прямоугольниках справа от рецепторов, а решения обозначены на "телах" нейронов (эллипсах) парой искомым чисел.

Поскольку исследования многопроцессорных баз данных далеки от завершения, веса всех синаптических связей на рис. 1 приняты равными единице. Пока мы не можем с достаточной уверенностью установить, в какой степени каждый фактор влияет на получаемый результат. Это может быть выявлено в течение длительного опыта эксплуатации.

Обработка нейросети основана на ее представлении в виде матрицы следования, фрагмент которой показан в табл. 1. Она легко обрабатывается с помощью EXEL.

Например, пусть известны значения факторов создающейся многосерверной базы данных с циркулирующими сегментами:  $\lambda = 146$ ,  $\tau = 0,075$ ,  $t_{\text{вып}} = 0,007$ ,  $n = 11$ ,  $m = 12$ , размер буфера не актуален (так как не ограничен) из-за значительного объема памяти сервера.

Для возбуждения рецепторов (в строке "Пример") для каждого фактора распределяем "единицу" обратно пропорционально расстоянию до двух "ближних" рецепторов:  $V_{10} = 0,7$ ,  $V_{11} = 0,3$ ,  $V_{12} = V_{13} = 0,5$ ,  $V_{15} = 0,6$ ,  $V_{16} = 0,4$ ,  $V_{19} = V_{20} = 0,5$ ,  $V_{22} = 1$ ,  $V_{24} = 1$ .

Считаем функцию активации всех нейронов  $1...77$  скалярным умножением каждой строки в матрице на строку "Пример". Полученные результаты делим на 6 (каждый нейрон имеет 6 входных связей) и сравниваем с порогом  $h$ .

В общем случае порог выбирается экспериментально, чтобы отсесть малые значения возбуждения

нейронов. В данном случае представляется целесообразным принять  $h = 0,6$ . Чтобы не загромождать пример, в табл. 1 отражены строки матрицы следования, соответствующие лишь некоторым нейронам, с ожидаемым существенным возбуждением.

Полученные значения возбуждения нейронов:

$$V_{10} = V_{11} = V_{32} = V_{33} = 0, V_{76} = 0,71, V_{77} = 0,65.$$

По другим строкам матрицы следования возбуждения равны нулю.

По известным формулам нахождения среднего и вероятности находим

$$t_{\text{вып}} = \frac{0,37 \cdot 0,71 + 0,4 \cdot 0,65}{0,71 + 0,65} = 0,38, P = 1.$$

### Медицинские информационно-справочные системы

Если ассоциативные "бесформульные" вычисления допускают усреднение решения, то в медицинских системах диагностики и лечения результат должен быть вполне определенным — как руководство к действию. В большинстве случаев речь идет о получении четкого решения по нечетким данным. Это подтверждается практикой привлечения консилиума при решении спорных вопросов. Поэтому построение базы знаний на основе опыта высококвалифицированных специалистов и ее организация на базе механизма ассоциативного мышления, реализуемого логической нейронной сетью, является чрезвычайно важной задачей.

Исключение операции усреднения при использовании логической нейронной сети говорит о том, что единственный максимально возбуждившийся нейрон выходного слоя указывает на предлагаемое решение. Более того, это решение редко является численным — в этом случае усреднение было бы допустимо. В основном, решение указывает на стратегию или алгоритм лечения.



В работе [8] представлена логическая нейронная сеть, реализующая информационно-справочную систему для лечения хронических заболеваний почек. В основе этой системы лежат клинические практические рекомендации Международной Рабочей группы специалистов. Объем статьи не позволил целиком, в рамках одного рисунка, поместить сформированную логическую нейронную сеть. Да и матрица следования (табл. 2) как основной аппарат практических вычислений там не отражена.

Рассмотрим пример запроса. Пусть из-за неточного измерения скорости клубочковой фильтрации (СКФ)<sup>1</sup> с достоверностью 0,6 (по приблизительной оценке врача) установлено, что наблюдается 5-я стадия ХЗП — хронического заболевания почек. Предполагаемая достоверность 4-й стадии составляет 0,4. Возбуждается рецептор 6 сообщением ему значения 0,6. Рецептору 15 сообщается значение 0,4. Далее, пусть из-за неточного замера уровня фосфора в сыворотке крови рецептору 18 пришлось задать значение возбуждения 0,8, а рецептору 19 — значение 0,2. Аналогично, с учетом ошибок измерения интактного ПТГ (паратормона) формируются значения 0,2, 0,2, 0,6 возбуждения рецепторов 20, 21 и 22 соответственно. Запрос сформирован, возбуждение остальных рецепторов полагаем нулевым. При нулевом значении порога максимально, до величины 1,4, возбудится нейрон, соответствующий решению  $Y_{22}$  = (Поддерживать содержание фосфора сыворотки крови на уровне 2,7 мг/дл и выше, но не выше чем 4,6 мг/дл. Следует обеспечить терапию активными стероидами витамина D и т. д.)

### Идентификация пользователя в компьютерной сети по "почерку"

Для примера выберем три характеристики почерка пользователя в системе "клиент — сервер", образующие его "портрет": скорость использования клавиш  $a(key/s)$ , частоту использования стрелки "←"

"Портреты" пользователей

Пользователь	Скорость ввода символов $a(key/s)$	Частота использования клавиши "←" $b(key/s)$	Частота использования клавиши "delete" $c(key/s)$
U1	3,84	0,21	0,51
U2	3,25	0,56	0,29
U3	4,26	0,46	0,18
U4	4,69	0,91	0,13
U5	4,31	0,82	0,55
U6	3,83	0,57	0,12
U7	3,84	0,72	0,77
U8	3,88	0,45	0,53
U9	3,82	0,53	0,15
U10	3,87	0,12	0,92

возврата  $b(key/s)$ , частоту использования клавиши "delete"  $c(key/s)$ .

В работе [9] на основе статистического анализа десяти пользователей получены оценки данных характеристик (табл. 3). Не подвергая их сомнению, рассматривая лишь в качестве примера, используем эти оценки, отображающие накопленный опыт, для построения логической нейронной сети. При этом предположим, что в результате длительных испытаний и эксплуатации установлено неодинаковое влияние выделенных характеристик пользователя на результат распознавания.

А именно, пусть в результате оценок оказалось целесообразным учитывать характеристику  $b$  с весом 0,8 (рис. 2, см. четвертую сторону обложки).

Выберем функцию  $f_i$  активации  $i$ -го нейрона, предварительно рассчитав значение

$$f = \frac{\sum_v \omega_v f_v}{\sum_v \omega_v}, \quad (3)$$

тогда  $f_i = f$ , если  $f \geq h$ , 0 — в противном случае.

Здесь  $\omega_v$  — вес входной связи, параметр  $v$  "пробегает" по всем входным связям нейрона.

Таблица 4

Матрица следования логической нейронной сети распознавания пользователя

Пользователь	Рецепторы																													
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	
U1				1							0,8																			
U2	1														0,8										1					
U3							1						0,8										1							
U4									1										0,8		1									
U5								1										0,8												
U6		1														0,8				1										
U7			1														0,8													
U8					1							0,8															1			
U9		1												0,8							1									
U10					1					0,8																				1

<sup>1</sup> На рассматриваемом формальном уровне смысл специальных терминов раскрывать нецелесообразно.

Обозначим высказывания:  $A1 = \langle a = 3,25 \rangle, \dots$   
 $S10 = \langle c = 0,92 \rangle$ . Матрица следования представлена в табл. 4.

Рассмотрим пример. Пусть сервер, периодически контролируя работающих пользователей, рассчитал вектор статистических характеристик  $\{a = 3,4, b = 0,51, c = 0,3\}$ . Порог распознавания  $h = 0,6$ .

Находятся два рецептора группы  $a$ , "близких" к значению 3,4, и "единица" делится между ними обратно пропорционально "расстоянию". В данном случае возбуждение  $A1$  принимается равным 0,75, а  $A2$  — 0,25. Аналогично находятся два рецептора, включающих значение  $b = 0,54$ , —  $B5$  и  $B6$ . Тогда возбуждение первого полагается равным 0,67, а второго — 0,33. Аналогично, рецептор  $S5$  возбуждается на величину 0,9, а рецептор  $S6$  на величину 0,1.

С помощью функции активации найдем величины возбуждения нейронов выходного слоя. Максимальная из этих величин — величина возбуждения нейрона, указывающего на пользователя  $U2$  и превысившая порог, равна 0,61.

### Адаптивная пошаговая маршрутизация в беспроводной телекоммуникационной сети

Рассмотрим беспроводную телекоммуникационную систему, в которой компьютеры узлов составляют вычислительную сеть [10]. На этой сети задано *отношение смежности*. Информационные пакеты движутся к адресату по смежным компьютерам (узлам). Каждый маршрут не формируется весь сразу, а реализуется динамически, по шагам с учетом приоритетного обращения к смежным узлам (в зависимости от адреса назначения), текущей загрузки этих узлов и текущей оценки качества связи между узлами (в [10] не учитывается). Лишь в результате такого комплексного анализа может быть окончательно выбран узел смещения. Таким образом, одновременно реализуемые маршруты в сети оказывают взаимное влияние, и "разводить" их динамически надо так, чтобы избежать пиковых нагрузок узлов и в конечном итоге обеспечить максимальную пропускную способность сети, а также максимальную вероятность выполнения передачи.

На каждом  $i$ -м узле есть таблица  $T_i$  (табл. 5) предпочтительного смещения при передаче данных на все прочие узлы, кроме смежных.

Таблица 5

Таблица предпочтительного смещения из данного  $i$ -го узла для каждого (не смежного) адреса назначения

Узел (адрес) назначения	Вес смежного узла в направлении передачи			
$A_1$	$\omega_{11}$	$\omega_{12}$	.....	$\omega_{1K}$
.....	...	...	.....	...
$A_R$	$\omega_{R1}$	$\omega_{R2}$	.....	$\omega_{RK}$

Здесь  $R$  — число узлов, в которые возможна передача пакетов из данного узла через один из смежных,  $K$  — число смежных узлов. (В общем случае  $K$  — переменная величина.)

При выборе весов  $\omega$  учитывается территориальное взаимное расположение узлов. Так, очевидно, что приоритетной является та передача, при которой пакет приближается к узлу назначения, хотя в динамике загрузки сети может оказаться, что "круглой" путь ближе "прямого".

Предполагается, что компьютер каждого узла имеет буфер, в котором накапливаются пакеты для дальнейшей отправки. Перегрузка буферов (точнее, — достижение критической отметки) должна блокировать прием новых пакетов. Возможна блокировка передач по направлениям или в сети в целом. Потери информации не предполагаются, пользователь должен быть информирован об этой перегрузке для повторения запроса позже.

Управление передачей пакетов проводится с помощью логической нейронной сети, которая первоначально использует для каждого адреса предпочтительные направления передачи пакетов смежным узлам, найденные по табл. 4. Веса этих смещений используются в качестве весов синаптических связей. С помощью обратных связей, осуществляемых смежными узлами, с отрицательными весами передаются коэффициенты  $k_j$  загрузки этих узлов, а также (с положительными весами) оценки  $r_j \leq 1$  ( $j = 1, \dots, K$ ) состояния связи между данным и смежным узлами, которые окончательно влияют на выбор смежного узла для передачи пакета. (Значение  $k_j$  следует интерпретировать как достоверность высказывания о том, что буфер узла загружен полностью, а значение  $r_j$  — как достоверность высказывания о том, что качество связи между передающим и  $j$ -м узлами отличное.) Нейронная сеть фрагментарно распределена между компьютерами всех узлов так, чтобы отражать информацию, связанную только с конкретным узлом.

Фрагмент логической нейронной сети, размещенный на одном узле, представлен на рис. 3. Здесь  $\omega_{ij}$  — предпочтительные веса смежных узлов при передаче пакета по адресу  $A_i$ ,  $k_j$  — коэффициент загрузки буфера смежного узла,  $r_j$  — состояние связи между узлами.

Функция активации, по аналогии с (2) и (3) имеет вид

$$V_j = V_{Ai} \omega_{ij} - k_j + r_j,$$

если эта разность превышает порог  $h$ ;

0 в противном случае.

Здесь  $V_{Ai} = 1$ , если  $A_i$  ( $i = 1, \dots, R$ ) — адрес назначения информационного пакета, порог  $h$  выбирается экспериментально так, чтобы предпочтение могло быть выбрано между не полностью загруженными узлами.

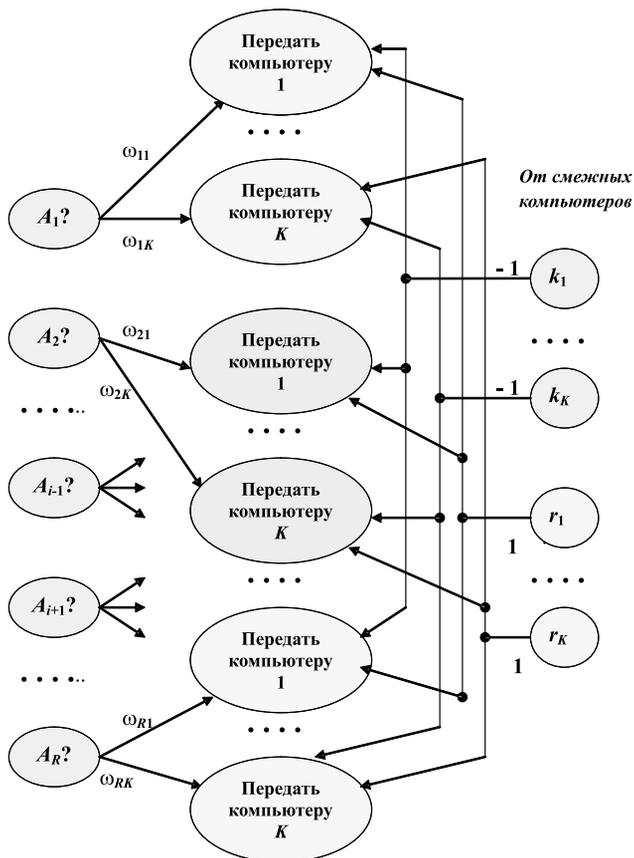


Рис. 3. Фрагмент логической нейронной сети, размещенный на одном узле, во взаимодействии со смежными узлами

Таким образом, в результате обратной связи максимального возбуждения может достичь совсем не тот смежный узел, которому первоначально было оказано предпочтение.

Общим критерием эффективности управления является максимизация пропускной способности сети. Частными критериями являются:

- минимум среднего времени выполнения запроса на передачу пакета в сети;
- минимум времени ожидания пользователем возможности выполнения своих запросов.

Рассмотренный подход легко распространяется на выбор оптимального множества маршрутов совместного следования объектов в транспортной сети.

### Некоторые "незаконченные" системы принятия решений

**Контроль космического пространства.** Особую важность применение представленного метода ассоциативных вычислений обретает в системе контроля космического пространства. При трудностях политического характера непрерывное наблюдение всех космических объектов, особенно спутников, затруднительно. Как правило, спутник скрывается за горизонтом от средств обнаружения и сопровождения, а затем появляется вновь. Средства

обнаружения проводят селекцию и идентификацию на основе текущего состояния каталога, представляющего собой базу знаний о космическом пространстве. Новый объект должен быть внесен в каталог с измеренными параметрами.

Каталог строится в виде логической нейронной сети. Для каждого спутника за отдельными рецепторами закрепляются значения шести известных параметров орбит. (Если уже существует рецептор, закрепленный за необходимым значением, он используется повторно.) Связи от этих рецепторов с единичными весами идут на нейрон, "ответающий" за спутник, обладающий этими значениями параметров.

Тогда для вновь возникших из-за горизонта объектов методом ассоциативных вычислений с заданной точностью устанавливается совпадение с одним из известных спутников. Если спутник уже отображен в каталоге, т. е. возбуждение некоторого нейрона максимально превысило порог, продолжается его сопровождение. Если спутник новый, нейронная сеть дополняется на основе его характеристик, измеренных средствами обнаружения. Таким образом, логическая нейронная сеть, отображающая каталог, постоянно развивается.

**Управление надежностью.** Система управления надежностью сложной системы отображает решение трудноформализуемой задачи. В применении к железнодорожному транспорту [11], в условиях ограниченного финансирования, решение такой задачи влияет на порядок ремонта и модернизации объектов. Используется большое число контролируемых факторов: от прогнозируемой частоты отказов каждого транспортного средства до комплектации пожарных щитов, от срока эксплуатации железнодорожного перегона до наличия и обеспечения безопасности транспортного переезда и пассажирского перехода. Объединение показателей этих факторов в рамках единого метода ассоциативных вычислений возможно только при сведении их к единой системе измерения — к использованию достоверности высказываний о принадлежности данных: о наличии тех или иных объектов, о предполагаемых или прогнозируемых диапазонах надежности транспортных средств и т. д. Скорее всего, данная трудноформализуемая задача относится к задачам нахождения рейтинга каждого объекта в общей очереди всех объектов на обслуживание [12]. Рекомендуемые решения опираются не на строгие числовые оценки, которые могли бы быть результатом расчета функций численных переменных. Они указывают на предпочтительные стратегии развития и модернизации, на предпочтительный ряд возможных действий, распределение объема финансирования ремонта объектов и т. д.

Решение формируется в виде текстов, подобных тем, что выдаются медицинской информационно-справочной системой.

Данную систему принятия решений можно существенно развить, продлив ее логическую цепочку, введя второй логический уровень. На первом логическом уровне следует ограничиться нахождением текущего значения рисков, связанных с дальнейшей эксплуатацией объектов. Полученные данные совместно с другими данными, например, отображающими возможности финансирования, а также технологические и организационные возможности, следует использовать в следующей, однослойной логической нейронной сети — сети второго логического уровня. Эта сеть выдает окончательные конкретные рекомендации по тактике адресного проведения регламентных или ремонтных работ, по развитию инфраструктуры на основе новых требований, замене средств подвижного состава, прокладке путей и т. д. Примерный вид такой двухуровневой сети показан на рис. 4.

Реализация такой, всего лишь двухуровневой логической цепочки (длины, равной двум), должна послужить высокому уровню автоматизации и интеллектуализации системы управления, значительному подавлению человеческого фактора, повышению эффективности этой системы.

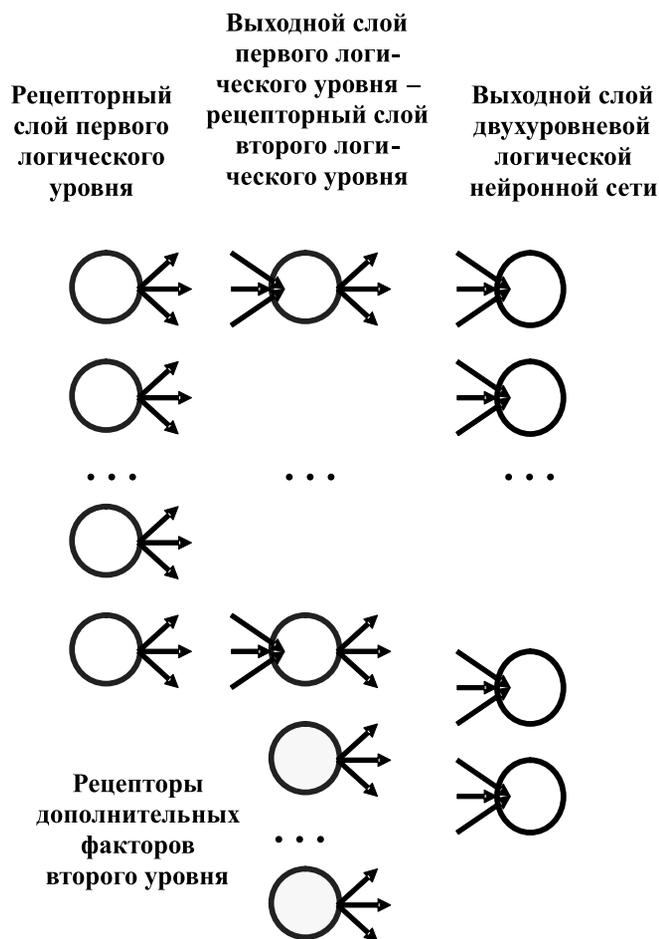


Рис. 4. Примерный вид логической нейронной сети, реализующей логическую цепочку с длиной, равной двум

Необходимо помнить, что обученные нейронные сети, реализующие систему принятия решений, строятся и сопровождаются на основе самого передового опыта управленцев и обобщения этого опыта экспертами на всю область возможного применения.

Применение матриц следования позволяет оперативно изменять и дополнять систему принятия решения новыми или уточненными связями и их весами на основе опыта эксплуатации. Так осуществляется обратная связь, позволяющая на основе эффективности принимаемых решений корректировать эти решения, т. е. неограниченно развивать базу знаний.

### Самообучающиеся системы управления

Рассмотрим, по-видимому, единственный человеческий опыт построения самообучающейся системы управления на основе правил стрельбы наземной артиллерии времен Великой Отечественной войны.

Для расчета начальных установок при стрельбе батареи с закрытой огневой позиции стреляющий пользовался Таблицами стрельбы, составленными для каждого типа орудий при полигонных испытаниях. Такая таблица может служить прообразом базы знаний, реализуемой логической нейронной сетью.

Затем по цели или реперу следовала пристрелка одним орудием, при которой объект захватывался в широкую вилку, на границах которой наблюдались перелет и недолет. Эта вилка "половинилась" до достижения узкой вилки. Если объект был целью, на середине этой вилки давалась команда всем орудиям батареи на поражение.

После поражения цели или пристрелки репера следовала замечательная команда: "Стой! Записать...", при которой первый номер на щите орудия записывал *пристрелянные* установки по цели или реперу. Это проводилось для того, чтобы в последующем по близким (к пораженным) целям не выполнять трудоемкие расчеты и пристрелку в полном объеме, а использовать принцип ассоциативных вычислений для *переноса огня*, изменяя известные "близкие" установки. Так обеспечивалась возможность с большой вероятностью захватывать новую цель сразу в узкую вилку.

Таким образом, на деле реализовалась самообучающаяся система управления "стреляющий + батарея", позволяющая накапливать и оперативно использовать знания по всей местности, на всем доступном пространстве ведения боя — для переноса огня от пораженных целей или пристрелянных реперов.

Рассмотренный пример лежит в основе обобщения и построения развиваемой логической нейронной сети в составе самообучающейся системы управления и принятия решений. Подробно возможности и принципы построения самообучающихся систем управления изложены в работах [2, 4].

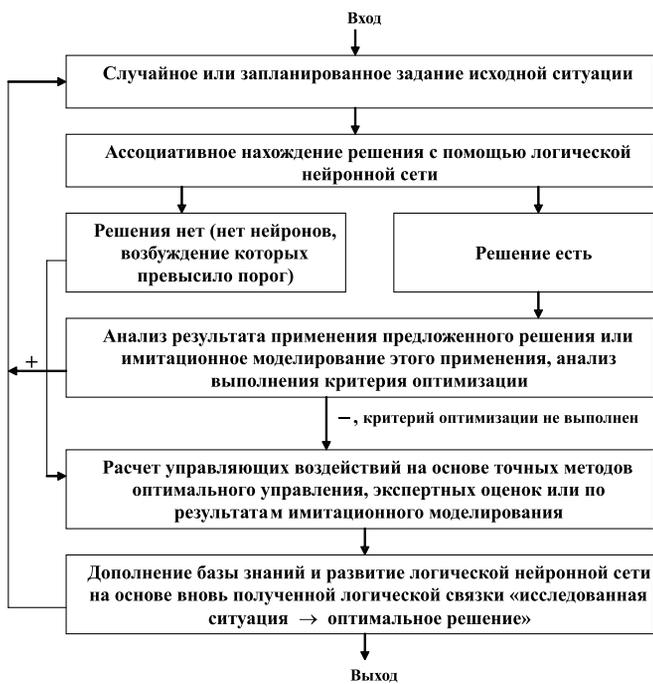


Рис. 5. Схема самообучения

Обобщим схему работы такой системы (рис. 5) в режиме обучения (подобно пристрелке реперов при занятии боевых позиций).

Работа многих сложных систем, особенно систем военного назначения, предполагает режим функционального контроля, когда система свободна от выполнения своих основных функций. В этом режиме и целесообразно развивать ее базу знаний — до полного насыщения.

Очевидно, что база знаний для рассматриваемого применения по форме не отличается от базы знаний информационно-справочной системы и большинства систем принятия решений. Поэтому логическая нейронная сеть имеет вид, представленный на рис. 1, 2, 5, и использует те же функции активации нейронов. Возможно включение обратных связей, как на рис. 3, а также формирование "длинных" логических цепочек дедуктивного вывода, как на рис. 4.

### Заключение

Демонстрируется информационная технология построения системы принятия решений на логической нейронной сети для широкого круга применений. Становится очевидным, что применение

аппарата логических нейронных сетей расширяет возможности системы принятия решений, приводит к достижению их большей достоверности, к оперативной модификации сети в связи с модификацией структуры системы, позволяет оперативно учитывать новые знания, вводить и уточнять веса факторов, вводить новые факторы и их значения и т. д. Исключительно важной является возможность работы с нечеткими данными. Алгоритмы обработки логических нейронных сетей на основе примитивной пороговой функции активации обладают малой сложностью и не предъявляют высоких требований к производительности вычислительных средств. В то же время, подобно мозгу, они обладают широкими возможностями распараллеливания.

Принципы ассоциативных вычислений обеспечивают весьма простое задание исходных возбуждений рецепторов на основе приближенных оценок ситуации лицом, принимающим решение, и допускают оперативное исправление неправильных действий.

### Список литературы

1. Барский А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. М.: Финансы и статистика. 2004. 175 с.
2. Барский А. Б. Логические нейронные сети: Учеб. пособие. М.: ИНТУИТ; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2007. 352 с.
3. Барский А. Б. Математическая логика событий и логические нейронные сети // Информационные технологии. Приложение. 2007. № 7. 32 с.
4. Барский А. Б. Нейронные сети логического вывода. Курс лекций. Саарбрюккен: LAP LAMBERT Academic Publishing, 2011. 400 с.
5. Поспелов Д. А. Моделирование рассуждений. Опыт анализа мыслительных актов. М.: Радио и связь, 1989. 184 с.
6. Поспелов Д. А. Ситуационное управление. Теория и практика. М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1986. 288 с.
7. Барский А. Б., Нгуен Ван Лой. Информационно-справочная система на логической нейронной сети "Многосерверная база данных с циркулирующими сегментами" // Информационные технологии. 2013. № 9. С. 57—61.
8. Барский А. Б., Дмитриев А. А., Барская О. А. Медицинские информационно-справочные системы на логических нейронных сетях // Информационные технологии. Приложение. 2010. № 1. 32 с.
9. Чжо Вин Латт. Логическая нейронная сеть в основе идентификации пользователя в системе "клиент — сервер" на базе трех характеристик "почерка" // Естественные и технические науки, 2010. № 3.
10. Барский А. Б., Саид Мохаммед М. Н. Выбор смещения при пошаговой маршрутизации в беспроводной сети // Мир Транспорта. 2013. № 2. С. 30—37.
11. Замышляев А. М. Прикладные информационные системы управления надежностью, безопасностью, рисками и ресурсами на железнодорожном транспорте. М.: "Журнал "Надежность". 2013. 143 с.
12. Барский А. Б. Рейтинговые системы на логических нейронных сетях // Информационные технологии. 2014. № 11. С. 66—72.

## Learned and Self-Learning Recognition, Management and Decision-Making Systems on Base of the Logical Neural Networks

*It is examined the logic neural networks application for associative "non-formula" hardly formulated tasks and simulation computing, in medical question-answered system, in user identification systems, in the step by step adaptive routing for wireless telecommunications and transport networks, in self-learning control systems by fuzzy data. In the base of logical neural networks lies the mathematical logic of events, combining the initial information from mathematical logic and probability theory. Excitation of receptors is based on the reliability of statements about data ownership, which provides a single system of measurement of baseline data and dramatically extends the scope of application of neural networks to construct almost any decision-making system that combines the data of any nature, types and forms of representation. Excitation of neurons in the output layer indicates a decision to be made in the form of value, the text of the control signal, and so on. Networks are reduced to a single layer. In these learning situations directly linked to corresponding solutions. Logic neural networks are differing by low requirements for the qualification developer, simple calculations, high speed and the possibility of parallelization. Guidelines for a better incarnation of some of the known decision-making systems are provides.*

**Keywords:** logic neural network, the activation function, the matrix sequence, associative computing, information and referral system, self-learning management system

### References

1. Barskij A. B. *Nejronnye seti: raspoznavanie, upravlenie, prinyatie reshenij*. M.: Finansy i statistika, 2004. 175 p.
2. Barskij A. B. *Logicheskie nejronnye seti*. M.: INTUIT; BINOM. Laboratoriya znaniy, 2007. 352 p.
3. Barskij A. B. Matematicheskaja logika sobytij i logicheskie nejronnye seti. *Informacionnye tehnologii. Prilozhenie*, 2007, no. 7. 32 p.
4. Barskij A. B. *Nejronnye seti logicheskogo vyvoda*. Kurs lekczij. Saarbrücken: LAP LAMBERT Academic Publishing, 2011. 400 p.
5. Pospelov D. A. *Modelirovanie racyzhdenij. Opyt analiza myslitelnyh aktov*. M.: Radio i svyaz', 1989. 184 p.
6. Pospelov D. A. *Situacionnoe upravlenie. Teoriya i praktika*. M.: Nauka. Gl. red. Fiz.-mat. Lit, 1986. 288 p.
7. Barskij A. B., Nguen Van Loj. Informacionno-spravochnaja sistema na logicheskoj nejronnoj seti "Mnogoservernaya baza dannyh s czirkulirujushhimi segmentami". *Informacionnye tehnologii*. 2013, no. 9. P. 57–61.
8. Barskij A. B., Dmitriev A. A., Barskaya O. A. Meditsinskie informacionno-spravochnye sistemy na logicheskikh nejronnyh setyah. *Informacionnye tehnologii. Prilozhenie*, 2010, no. 1. 32 p.
9. Chzho Vin Latt. Logicheskaya nejronnaya set' v osnove identifikaczii pol'zovatelya v sisteme "klient — server" na baze tryoh harakteristik "pocherka". *Estestvennye i tehicheskie nauki*, 2010, no. 3.
10. Barskij A. B., Said Mohammed M. N. Vybora smeshheniya pri poshagovoj marshrutizaczii v besprovodnoj seti. *Mir Transporta*, 2013, no. 2, pp. 30–37.
11. Zamyshlyayev A. M. *Prikladnye informacionnye sistemy upravleniya nadyozhnost'yu, bezopasnost'yu, riskami i resursami na zhelezno-dorozhnom transporte*. M.: "Zhurnal "Nadyozhnost'", 2013. 143 p.
12. Barskij A. B. Rejtingovye sistemy na logicheskikh nejronnyh setyah. *Informacionnye tehnologii*. 2014, no. 11, pp. 66–72.

УДК 004.942

Л. С. Куравский, д-р техн. наук, проф., декан, e-mail: l.s.kuravsky@gmail.com,  
П. А. Мармалюк, канд. техн. наук, доц., Г. А. Юрьев, канд. физ.-мат. наук, доц., П. Н. Думин, аспирант,  
Московский городской психолого-педагогический университет,  
факультет информационных технологий

## Методы численной идентификации марковских моделей и их сравнительный анализ<sup>1</sup>

*Представлены численные методы нулевого и первого порядка, предназначенные для идентификации марковских процессов с дискретными состояниями и непрерывным временем по результатам наблюдений, а также технология вычислительного эксперимента, обеспечивающего сравнение характеристик эффективности рассматриваемых подходов. Анализ результатов проведенных экспериментов показал, что разработанные методы идентификации имеют преимущества перед классическим градиентным методом первого порядка. Рассмотренные алгоритмы можно применять для настройки параметров обучаемых структур, включая нейронные сети.*

**Ключевые слова:** марковские модели, идентификация моделей, многомерная нелинейная оптимизация, обучаемые структуры

<sup>1</sup> Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 14-06-00191) и Российского гуманитарного научного фонда (проект № 14-06-12012).