

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ КАК ФУНКЦИОНАЛЬНАЯ СОСТАВЛЯЮЩАЯ ЭЛЕМЕНТОВ КАРТИНЫ МИРА

А. И. Панов

Институт системного анализа РАН

117213, Россия, Москва, пр. 60—летия Октября, 9

e-mail: pan@isa.ru

Аннотация

Рассматривается алгоритм работы образной компоненты элементарной единицы индивидуального знаний субъекта деятельности. В основе работы алгоритма лежат нейрофизиологические данные. Формулируется ряд статических и динамических постановок задач распознавания (классификации) в русле алгебраического подхода. Доказываются теоремы корректности линейных замыканий образуемых операторов распознавания, результаты которых интерпретируются как возможность провести обучение в картине мира субъекта таким образом, что он будет правильно категоризовать поступающий стимул.

ВВЕДЕНИЕ

Исследования психологов и нейрофизиологов свидетельствуют о существовании элементарных единиц индивидуального знания, которые, с одной стороны, обладают независимой от области и типа деятельности субъекта универсальной структурой, а с другой стороны, обладают одинаковыми для всех таких элементов функциями при формировании человеческого поведения. Существуют разные точки зрения при описании таких единиц, обеспечивающих элементарные когнитивные функции субъекта: группы нейронов [1], фокус взаимодействия нейронных ансамблей [2], локальный анализатор признаков [3], нейроны—символы [4], объемлющие характеристики [5] и др. Для описания элементарных единиц индивидуального знания в данной работе используется понятие *знака*, рассматриваемое как в логических работах [6, 7], так и в психологических исследованиях по теории деятельности [8].

В теории деятельности Леонтьева знак представляет некоторый процесс или объект внешней среды и имеет три компоненты, определяющие его роль в деятельности субъекта: образ, значение и личностный смысл. Образ знака представляет собой процедуры отделения представляемого объекта от других объектов и одновременно процедуры построения внутреннего описания этого объекта. Значение знака определяет общепринятые в культурно—исторической среде, к которой принадлежит субъект, действия, совершаемые над этим объектом или с ним. Личностные смыслы знака определяют действия, совершаемые с этим объектом при учёте внутренних характеристик субъекта (его потребностей и возможностей) (Рисунок 1а).

Для построения модели знака был введён четвёртый компонент — имя ([9, 10]). Такое представление о структуре знака позволило описать процедуры формирования знака, самоорганизации на множестве знаков и построить модель картины мира субъекта. Однако строение самих компонентов знака и их связь с нейрофизиологическими данными о строении и

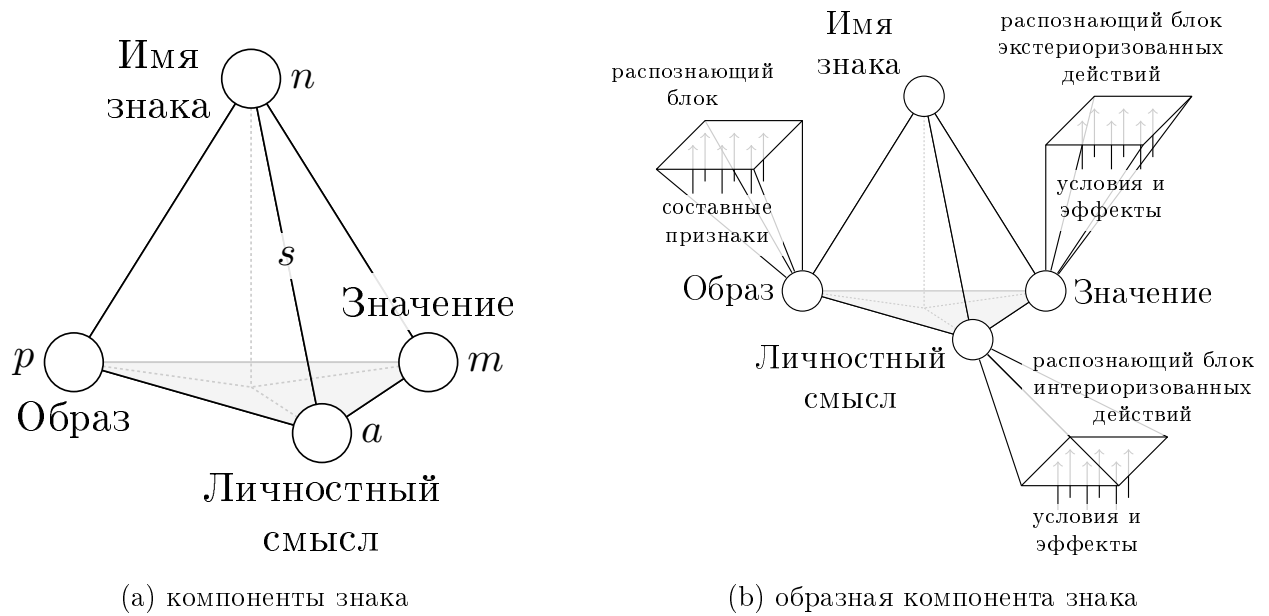


Рис. 1: Структура знака.

механизмах работы мозга оставались за рамками модели. В настоящем исследовании рассмотрено описание образной компоненты, алгоритм работы которой с одной стороны основан на одной из нейрофизиологических моделей, а с другой — реализует основные психологические функции этой компоненты.

В качестве базисной нейрофизиологической модели была выбрана модель неокортекса человека, описываемая в работах [11, 12]. В предлагаемой авторами так называемой иерархической временной памяти (ИВП—модель) основным элементом является регион неокортекса, состоящий из шестислойных колонок нейронов. Регионы организованы в иерархию (несколько иерархий с учётом модальности поступающих сигналов), в которой имеются как восходящие потоки информации (о распознаваемых объектах), так и нисходящие — управляющие процессом распознавания. В процессе обучения данные сохраняются в виде последовательности связанных колонок региона, именно такая последовательность и хранит в себе развёрнутое во времени внутреннее представление об объекте.

В качестве модели неокортекса в данной статье рассмотрен объект под названием *распознающий блок*, который реализует основные принципы работы ИВП—модели: иерархичность представления, предсказывающее воздействие верхних уровней иерархии, хранение развёрнутого во времени представления в виде последовательности признаков. При этом мы будем считать, что один из распознаваемых объектов представляется некоторым знаком, образом которого и будет являться та последовательность признаков, которая хранится в соответствующем распознающем блоке (Рисунок 1b). В следующих параграфах статьи изложено формальное описание распознающего блока и исследованы его свойства в контексте задачи на распознавание.

1. РАСПОЗНАЮЩИЙ БЛОК

Будем рассматривать объект R_i^j , который будем называть *распознающим блоком* уровня j с индексом i или просто распознающим блоком. Опишем кратко функции введённого объекта, а затем определим алгоритм его работы формально. Далее будем пользоваться понятием *признака*, который будем понимать как составную часть информационного, описательного представления некоторой сущности, явления или процесса.

Каждый распознающий блок, исходя из своего названия, распознает, или, применительно-

но к низкоуровневым сигналам, измеряет, некоторые признаки. Распознавание (измерение) заключается в сопоставлении признака — весовому значению, характеризующему тот факт, удаётся ли собрать (измерить) признак из составляющих его низкоуровневых входных признаков, информация о которых содержится во входном векторе. Такой вес будем называть *весом присутствия признака* во входном векторе.

Входной вектор, в свою очередь, представляет собой весовой вектор присутствия низкоуровневых признаков, по которым распознаются выходные признаки. Распознающий блок обладает состоянием, которое представляет собой также весовой вектор присутствия входных признаков, но в следующий момент времени. Такой вектор будем называть *вектором ожиданий*. Запишем все вышесказанное строго.

Пусть заданы множества $\{R_i^j\}$ и $\{f_k\}$. Множество $\{R_i^j\}$ будем называть совокупностью распознающих блоков, а множество $\{f_k\}$ — совокупностью допустимых признаков. Введём бинарное отношение \dashv , определённое на паре множеств $\{f_k\}$ и $\{R_i^j\}$, и будем читать $f_k \dashv R_i^j$ как «признак f_k распознаётся блоком R_i^j » или как «признак f_k распознаётся блоком R_i^j ». Множество всех распознаваемых блоком R_i^j признаков будем обозначать F_i^{*j} , т.е. $\forall f \in F_i^{*j} f \dashv R_i^j$, $F_i^{*j} \subseteq \{f_k\}$.

Рассмотрим связный ориентированный (ярусный) граф $G_R = (V, E)$, где V - множество вершин, E - множество рёбер. Каждую вершину v , принадлежащую j -ому ярусу графа G_R , будем связывать с соответствующим распознающим блоком R_i^j уровня j , а ребро $e = (v, u) \in E$ будем интерпретировать как иерархическую связь между соответствующими вершине v дочерним блоком $R_{i_1}^{j_1}$ и соответствующим вершине u блоком—родителем $R_{i_2}^{j_2}$.

Рассмотрим распознающий блок R_i^j . Определим множество $F_i^j \subseteq \{f_k\}$ таких признаков, что для любого $f \in F_i^j$ существует распознающий блок R_k^{j-1} уровня $j-1$, дочерний по отношению к блоку R_i^j , такой, что $f \dashv R_k^{j-1}$. Такое множество F_i^j будем называть совокупностью входных признаков распознающего блока R_i^j . Для каждого признака $f^* \in F_i^{*j}$ введём функцию распознавания $\hat{f}(x_1, \dots, x_q) = x^*$, где $x^* \in [0, 1]$ — весовой вектор присутствия распознаваемого признака f^* , а $x_1, \dots, x_q \in [0, 1]$ — весовой вектор присутствия признаков из множества F_i^j . Множество таких функций для распознающего блока R_i^j обозначим как \hat{F}_i^j .

Пусть мощность множества распознаваемых признаков F_i^{*j} и множества функций распознавания \hat{F}_i^j равна l_i^j , а мощность множества входных признаков F_i^j равна q_i^j . Введём упорядоченное множество локальных моментов времени T_i^j для распознающего блока R_i^j . Для каждого распознающего блока определим характерный масштаб времени h_i^j , за который происходит один цикл вычисления в распознающем блоке R_i^j .

В начале s -ого цикла вычисления (момент времени $\tau_s \in T_i^j$) распознающий блок R_i^j получает на вход вектор длины l_i^{j+1} ожиданий $\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s)$, вычисляемый по формуле среднего от векторов ожиданий, получаемых от родительских относительно блока R_i^j распознающих блоков R_k^{j+1} :

$$\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s) = \frac{1}{N_i^j} \sum_{k \in K_i^{j+1}} \hat{x}_k^{j+1}(\tau_s),$$

где N_i^j - количество родительских блоков, K_i^{j+1} - множество индексов родительских относительно R_i^j распознающих блоков. Далее в каждый момент времени $t \in T_i^j$, $\tau_s \leq t \leq \tau_s + h_i^j$, распознающий блок R_i^j получает на вход весовой вектор $\bar{x}_i^j(t)$ длины l_i^j присутствия входных признаков из множества F_i^j , вычисляет выходной весовой вектор $\bar{x}_i^{*j}(t)$ длины l_i^j присутствия распознаваемых признаков из множества F_i^{*j} , вычисляет вектор длины q_i^j ожиданий $\hat{x}_i^j(t)$ присутствия входных признаков в следующий момент времени (Рисунок 2).

2. АЛГОРИТМ РАБОТЫ РАСПОЗНАЮЩЕГО БЛОКА

Опишем распознающий блок R_i^j с точки зрения классической теории динамических систем [13]. Обозначим множество возможных мгновенных значений выходных векторов рас-

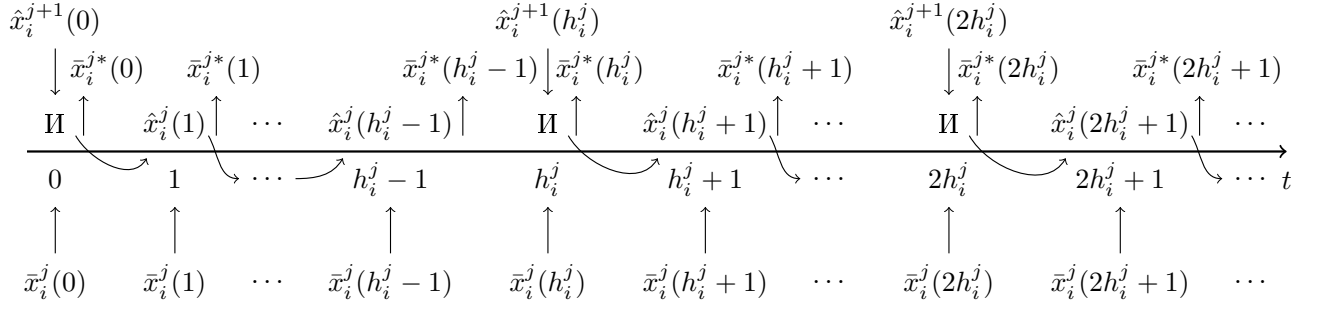


Рис. 2: Вычислительные циклы распознающего блока. Символом «И» обозначен этап инициализации в начале каждого цикла.

познающего блока R_i^j как X_i^{*j} . Очевидно, что X_i^{*j} является векторным пространством. Обозначим множество возможных мгновенных значений весового вектора присутствия входных признаков как X_i^j . Очевидно, что X_i^j также является векторным пространством. Определим *входное воздействие* $\omega_i^j : T \rightarrow X_i^j$ и *выходную величину* $\gamma_i^j : T \rightarrow X_i^{*j}$ в смысле теории динамических систем. Будем считать, что совокупность всех возможных мгновенных значений векторов ожиданий образует *множество состояний* \hat{X}_i^j распознающего блока R_i^j . Определим *функцию переходов* $\varphi_i^j(t; \tau_s, \hat{x}_i^{j+1}, \omega_i^j) = \hat{x}_i^j$ в смысле теории динамических систем. Множество \hat{X}_i^j в таком случае интерпретируется как *множество состояний* распознающего блока R_i^j . Также зададим *выходное отображение* $\eta_i^j : T \times \hat{X}_i^j \rightarrow X_i^{*j}$ в смысле теории динамических систем, определяющее выходные векторы $\bar{x}_i^{*j}(t) = \eta_i^j(t, \hat{x}_i^j(t))$ (Рисунок 3).

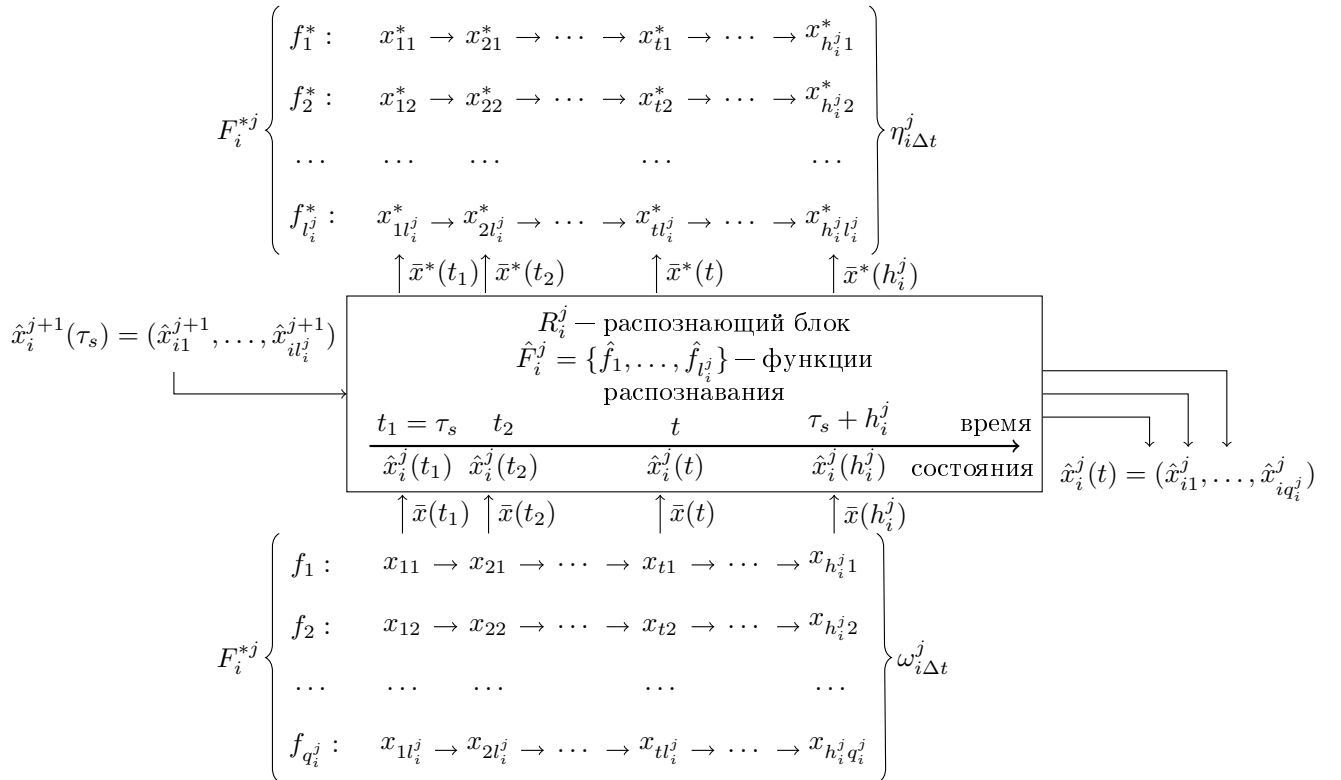


Рис. 3: Схема входных и выходных отображений распознающего блока.

Будем рассматривать распознающий блок R_i^j как динамическую систему с дискретным временем, т. е. считать множество моментов времени T_i^j множеством целых чисел. Каждой функции распознавания \hat{f}_k из множества \hat{F}_i^j будем ставить в соответствие набор *матриц*

предсказания $Z_k = \{Z_1^k, \dots, Z_m^k\}$ размерности $q_i^j \times h_i^j$, где h_i^j — характерное время распознающего блока R_i^j . Столбец $\bar{z}_u^r = (z_{u1}^k, \dots, z_{uq}^k)$ матрицы Z_r^k интерпретируется как вектор предсказания присутствия входных признаков из множества F_i^j в момент времени $\tau_s + u$, при этом $z_{uv}^k \in \{0, 1\}$, т.е. вектор \bar{z}_u^r является булевым вектором. Сама матрица Z_r^k задаёт, таким образом, последовательность событий, наличие которых свидетельствует о присутствии распознаваемого функцией \hat{f}_k признака. Множество всех матриц предсказания распознающего блока R_i^j будем обозначать как \mathcal{Z}_i^j .

В листингах 1 и 2 приведён алгоритм \mathcal{A}_{th} вычислительного цикла распознающего блока, в котором рассчитываются значения функции переходов $\varphi_i^j(\tau_s + t; \tau_s, \hat{x}_i^{j+1}, \omega_i^j)$, $1 \leq t \leq h_i^j - 1$, и выходного отображения $\eta_i^j(\tau_s + t, \hat{x}_i^j(\tau_s + t))$, $1 \leq t \leq h_i^j - 1$. В листингах используется функция W нормировки весовых функций, действие которой для вектора $\bar{x} = (x_1, \dots, x_n)$ описывается формулой

$$W(\bar{x}) = \left(\frac{x_1}{\max_i x_i}, \dots, \frac{x_n}{\max_i x_i} \right).$$

Кратко опишем шаги алгоритма.

1 Алгоритм \mathcal{A}_{th} (часть I, инициализация)

Require: $\tau_s, \hat{x}_i^{j+1}(\tau_s), \omega_i^j$;

Ensure: φ_i^j, η_i^j ;

- 1: $\hat{F}^* = \emptyset, Z^* = \emptyset, t = 0$;
 - 2: $c_1 \in (0, 1), c_2 \in (0, 1)$;
 - 3: **for all** компонент \hat{x}_{ik}^{j+1} вектора $\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s) = (\hat{x}_{i1}^{j+1}, \hat{x}_{i2}^{j+1}, \dots, \hat{x}_{il}^{j+1})$ **do**
 - 4: **if** $\hat{x}_{ik}^{j+1} \geq c_1$ **then**
 - 5: $\hat{F}^* := \hat{F}^* \cup \{\hat{f}_k\}$;
 - 6: **end if**
 - 7: **end for**
 - 8: $\bar{x}_i^j := \omega_i^j(\tau_s)$;
 - 9: **for all** функций распознавания $\hat{f}_k \in \hat{F}^*$ **do**
 - 10: **for all** $Z_r^k \in \mathcal{Z}_k$, соответствующих функции распознавания \hat{f}_k , **do**
 - 11: **if** $\frac{\|\bar{z}_1^r - \bar{x}_i^j\|}{\|\bar{z}_1^r\| + \|\bar{x}_i^j\|} < c_2$ **then**
 - 12: $Z^* := Z^* \cup \{Z_r^k\}$;
 - 13: **end if**
 - 14: **end for**
 - 15: **end for**
 - 16: $\bar{N} := (|\{Z_r^1 | Z_r^1 \in Z^*\}|, \dots, |\{Z_r^{l_j} | Z_r^{l_j} \in Z^*\}|)$;
 - 17: $\bar{x}_i^{*j} := W(\bar{N})$;
 - 18: $\eta(\tau_s, \hat{x}_i^j(\tau_s)) = \bar{x}_i^{*j}$;
 - 19: $\hat{x}_i^j = W(\sum_{\hat{f}_k \in \hat{F}^*} \hat{x}_{ik}^{j+1} \sum_{Z_r^k \in Z^*} \bar{z}_2^r)$;
 - 20: $\varphi(\tau_s + 1; \tau_s, \hat{x}_i^{j+1}, \omega) = \hat{x}_i^j(\tau_s + 1) = \hat{x}_i^j$;
-

Вычислительный цикл распознающего блока начинается с инициализации состояния при помощи управляющего воздействия от верхних уровней иерархии — вектора ожиданий $\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s)$ (шаги 3–20). Начальное состояние определяется отбором тех распознаваемых признаков из множества F_i^{*j} , которые предсказываются на основе состояния блоков верхнего уровня. Первая константа c_1 определяет порог предсказываемого веса присутствия распознаваемых признаков, выше которой соответствующие функции распознавания попадают во множество активных функций \hat{F}^* (шаг 4). Далее производится отбор тех матриц предсказания активных

функций распознавания, для которых обычное расстояние по норме $\|x\| = \sum_i |x_i|$ первого столбца \bar{z}_1^r от входного вектора \bar{z}_i^j в начальный момент времени не превышает второй константы c_2 (шаг 11). На основе активных матриц предсказания методом голосования вычисляется выходной вектор в начальный момент времени $\bar{x}_i^{j*}(\tau_s)$ (шаги 16–18).

Начальное состояние $\hat{x}_i^j(\tau_s + 1)$ определяется как нормированный вектор, s -ый компонент которого равен сумме всех s -ых элементов вторых колонок активных матриц предсказания с весами, соответствующими элементам вектора ожиданий $\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s)$ (шаг 19). Т. к. используется представление о будущем входном сигнале (вторая колонка матриц предсказания), то $\hat{x}_i^j(\tau_s + 1)$ играет роль предсказывающего управляющего вектора для нижних уровней иерархии.

После инициализации состояния начинается выполнение тела основного цикла, в котором до тех пор, пока время не превысит характерное время распознающего блока h_i^j повторяется вычисление выходного вектора и состояния в следующий момент времени (шаги 22–37). В начале обновляется множество активных матриц предсказания Z^* за счёт удаления тех матриц, соответствующие столбцы которых достаточно сильно отличаются от текущего входного вектора \bar{x}_i^j (шаг 25). Далее методом голосования по количеству матриц в множестве активных матриц предсказания, отвечающих за соответствующий выходной признак, вычисляется выходной вектор \bar{x}_i^{j*} (шаги 29–31).

В завершение тела основного цикла вычисляется состояние в следующий момент времени $\hat{x}_i^j(\tau_s + t + 1)$. Как и на этапе инициализации, вектор ожиданий равен нормированному вектору, элементы которого равны сумме элементов столбцов всех активных матриц предсказания, соответствующих текущему моменту времени с учётом весов начального управляющего вектора $\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s)$ (шаги 34–35).

2 Алгоритм \mathcal{A}_{th} (часть II, основной цикл)

```

21:  $t = 1$ ;
22: while  $t \leq h_i^j - 1$  do
23:    $\bar{x}_i^j := \omega(\tau_s + t)$ ;
24:   for all матриц предсказания  $Z_r^k$  из множества  $Z^*$  do
25:     if  $\frac{\|\bar{z}_{t+1}^r - \bar{x}_i^j\|}{\|\bar{z}_{t+1}^r\| + \|\bar{x}_i^j\|} \geq c_2$  then
26:        $Z^* := Z^* \setminus \{Z_r^k\}$ ;
27:     end if
28:   end for
29:    $\bar{N} = (|\{Z_r^1 | Z_r^1 \in Z^*\}|, \dots, |\{Z_r^{l_i^j} | Z_r^{l_i^j} \in Z^*\}|)$ ;
30:    $\bar{x}_i^{*j} := W(\bar{N})$ ;
31:    $\eta(\tau_s + t, \hat{x}_i^j(\tau_s + t)) = \bar{x}_i^{*j}$ ;
32:    $t = t + 1$ ;
33:   if  $t \leq h_i^j - 2$  then
34:      $\hat{x}_i^j := W(\sum_{\hat{f}_k \in \hat{F}^*} \hat{x}_{ik}^{j+1} \sum_{Z_r^k \in Z^*} \bar{z}_t^r)$ ;
35:      $\varphi(\tau_s + t; \tau_s, \hat{x}_i^{j+1}, \omega) = \hat{x}_i^j(\tau_s + t) = \hat{x}_i^j$ ;
36:   end if
37: end while

```

3. СТАТИЧЕСКАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ

3.1. Начальный момент времени

В начале рассмотрим статический случай, т. е. зафиксируем момент времени t , равный началу некоторого s -го вычислительного цикла τ_s . В этом случае, распознающий блок R_i^j

можно рассматривать как *статический оператор распознавания* $R_i^j(\hat{x}_i^{j+1}, \mathcal{Z}_i^j, \bar{x}_i^j) = \bar{x}_i^{*j}$. Напомним, что \bar{x}_i^{*j} — это весовой вектор присутствия распознаваемых признаков f_1^*, \dots, f_l^* из множества F_i^{*j} . Далее кратко будем записывать $R(\hat{x}, \mathcal{Z}, \bar{x}) = \bar{x}^*$ и везде, где это возможно, будем опускать индексы j и i .

Введём совокупность задач $\{Q\}$ аналогично работе [14]. Задача $Q(\hat{x}, \bar{x}, \alpha_1, \dots, \alpha_l) \in \{Q\}$ состоит в построении оператора, вычисляющего по поступившему вектору ожиданий \hat{x} и входному вектору \bar{x} значения $\alpha_1, \dots, \alpha_l \in \{0, 1\}$ присутствия признаков f_1^*, \dots, f_l^* . Другими словами, искомый алгоритм \mathcal{A}^* переводит набор (\hat{x}, \bar{x}) в вектор $\bar{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_l)$, который будем называть *информационным вектором* входного вектора \bar{x} (Рисунок 4а).

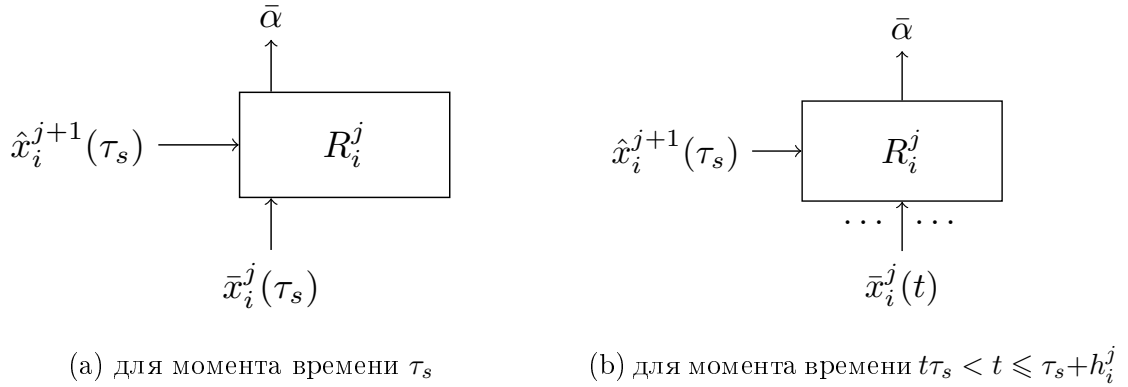


Рис. 4: Статические схемы корректности.

Пусть множество $\{\mathcal{A}\}$ состоит из алгоритмов, переводящих пары (\hat{x}, \bar{x}) в векторы $\bar{\beta}$, составленные из элементов $0, 1, \Delta$: $\mathcal{A}(\hat{x}, \bar{x}) = \bar{\beta}$. Если $\beta_i \in \{0, 1\}$, то β_i — значение величины α_i , вычисленное алгоритмом \mathcal{A} . Если $\beta_i = \Delta$, то алгоритм \mathcal{A} не вычислил значение α_i информационного вектора $\bar{\alpha}$.

Определение 1. Алгоритм \mathcal{A} называется *корректным для задачи Q* , если выполнено равенство

$$\mathcal{A}(\hat{x}, \bar{x}) = \bar{\alpha}.$$

Алгоритм \mathcal{A} , не являющийся корректным для Q , называется *некорректным*.

Далее будем считать, что множество $\{\mathcal{A}\}$ является совокупностью, вообще говоря, некорректных алгоритмов.

Утверждение 1 (аналог теоремы 1 из [14]). *Каждый алгоритм $\mathcal{A} \in \{\mathcal{A}\}$ представим как последовательность выполнения алгоритмов R и C , где $R(\hat{x}, \bar{x}) = \bar{x}^*$, \bar{x}^* — вектор действительных чисел, $C(\bar{x}^*) = \bar{\beta}$, $\beta_i \in \{0, 1, \Delta\}$.*

Доказательство. Пусть D — алгоритм перехода вектора $\bar{\beta}$ к числовому вектору \bar{y} . В качестве D можно рассмотреть, например, $y_i = \beta_i$, если $\beta_i \in \{0, 1\}$, и $y_i = 1/2$, если $\beta_i = \Delta$. Очевидно, что существует обратный алгоритм D^{-1} перехода от \bar{y} к $\bar{\beta}$. Положим $R = \mathcal{A} \cdot D$, $C = D^{-1}$. Тогда очевидно, что $\mathcal{A} = R \cdot C = (\mathcal{A} \cdot D) \cdot D^{-1} = \mathcal{A}$. ■

Из утверждения 1 следует, что множество алгоритмов $\{\mathcal{A}\}$ порождает множества $\{R\}$ и $\{C\}$, которые будем называть *множеством операторов распознавания* и *множеством решающих правил*, соответственно. В качестве операторов из множества $\{R\}$ будем рассматривать операторы $R(\hat{x}, \mathcal{Z}, \bar{x})$.

Определение 2. Решающее правило C^* называется *корректным на множестве входных векторов X* , если для всякого вектора \bar{x} из X существует хотя бы один числовой вектор \bar{x}^* такой, что $C^*(\bar{x}^*) = \bar{\alpha}$, где $\bar{\alpha}$ — информационный вектор входного вектора \bar{x} .

В множестве операторов $\{R\}$ введём операции умножения на скаляр, сложения и умножения. Пусть r' — скаляр, $R', R'' \in \{R\}$. Определим операторы $r' \cdot R'$, $R' + R''$ и $R' \cdot R''$ следующим образом:

$$r' \cdot R' = (r' \cdot x_1^*, \dots, r' \cdot x_l^*), \quad (1)$$

$$R' + R'' = (x_1^* + x_1^{**}, \dots, x_l^* + x_l^{**}), \quad (2)$$

$$R' \cdot R'' = (x_1^* \cdot x_1^{**}, \dots, x_l^* \cdot x_l^{**}). \quad (3)$$

Утверждение 2. Замыкание $L\{R\}$ множества $\{R\}$ относительно операций (1) и (2) является векторным пространством.

Определение 3. Множество $L\{A\}$ алгоритмов $A = R \cdot C^*$ таких, что $R \in L\{R\}$, называются линейным замыканием множества $\{A\}$.

Зафиксируем пару (\hat{x}, \bar{x}) вектора ожидания и входного вектора. Аналогично [14] будем рассматривать задачи $Q(\hat{x}, \bar{x})$, обладающие следующим свойством относительно множества операторов распознавания \mathcal{R} .

Определение 4. Если множество векторов $\{R(\hat{x}, \bar{x})\}$, где R пробегает некоторое множество операторов распознавания \mathcal{R} , содержит базис в пространстве числовых векторов длины l , то задача $Q(\hat{x}, \bar{x}, \bar{\alpha})$ называется полной относительно \mathcal{R} .

Утверждение 3 (аналог теоремы 2 из [14]). Если множество задач $\{Q\}$ состоит лишь из задач, полных относительно \mathcal{R} , то линейное замыкание $L\{R \cdot C^*\}$ (C^* — произвольное фиксированное корректное решающее правило, R пробегает множество \mathcal{R}) является корректным относительно $\{Q\}$.

Следствие 1. Пусть $\{A\}$ — совокупность некорректных алгоритмов, $\{R\}$ — соответствующее множество операторов распознавания, C^* — фиксированное корректное решающее правило. Тогда $L\{A\} = L\{R \cdot C^*\}$ является корректным относительно множества задач $\{Q\}$, если $\{Q\}$ состоит из задач, полных относительно $\{R\}$.

Будем рассматривать только такие задачи $Q(\hat{x}, \bar{x}, \bar{\alpha})$, для которых удовлетворяется следующее условие: $\exists k$ такое, что x_k является k -ым элементом вектора \bar{x} и $x_k > 1/2$. Такое условие является естественным, иначе вектор \bar{x} , в котором отсутствуют веса большие $1/2$, не может рассматриваться как достоверный с точки зрения порогового алгоритма \mathfrak{A}_{th} .

Теорема 1. Линейное замыкание $L\{A\}$ семейства алгоритмов $\{A\} = \{R \cdot C^*\}$ с произвольным корректным решающим правилом C^* и операторами распознавания R , определёнными алгоритмом \mathfrak{A}_{th} , является корректным на множестве задач $\{Q\}$.

Доказательство. В силу утверждения 3 достаточно доказать, что произвольная задача $Q \in \{Q\}$ является полной относительно $\{R\}$. Доказательство полноты Q состоит в прямом построении операторов $R_k, k = 1, 2, \dots, l$ из $L\{R\}$, переводящих пару (\hat{x}, \bar{x}) , $\hat{x} = (\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_l)$, $\bar{x} = (x_1, \dots, x_q)$ в числовой вектор

$$\bar{x}_k^* = (x_{k1}^*, \dots, x_{kl}^*), \quad x_{kk}^* = 1, \quad \forall u \neq k \quad x_{ku}^* = 0. \quad (4)$$

Пусть мощность множества \mathcal{Z}_k признака f_k равна N , норма $\|\bar{x}\|$ равна $M \leq q$, максимальная компонента вектора \bar{x} равна x_{max} . Зафиксируем величину k и коэффициенты $c_1 = \min_v \hat{x}_v, c_2 = \frac{M}{1+M}$. Рассмотрим матрицы предсказания из множеств $\mathcal{Z}_1, \dots, \mathcal{Z}_l$ признаков f_1, \dots, f_l , удовлетворяющие следующим условиям:

- 1) в каждой матрице предсказаний $Z_r^k \in \mathcal{Z}_k$ в столбце $\bar{z}_1^r = (z_{11}^r, \dots, z_{1q}^r)$ компонента $z_{1v}^r = 1$, если $x_v = x_{\max}$, и $z_{1v}^r = 0$, если $x_v < x_{\max}$;
- 2) в каждой матрице предсказаний $Z_r^u \in \mathcal{Z}_u, u \neq k$ в столбце $\bar{z}_1^r = (z_{11}^r, \dots, z_{1q}^r)$ компонента $z_{1v}^r = 0$ при любых v .

Вычислим величину x_{kk}^* . Т. к. $c_1 = \min_u \hat{x}_u$, то условие $\hat{x}_k \geq c_1$ на шаге 4 алгоритма \mathfrak{A}_{th} автоматически выполняется и функция измерения \hat{f}_k попадает в множество \hat{F}^* . Из условия 1 следует, что каждая матрица $Z_r^k \in \mathcal{Z}_k$ попадает в множество Z^* на шаге 11 алгоритма \mathfrak{A}_{th} :

$$\frac{\|\bar{z}_1^r - \bar{x}\|}{\|\bar{z}_1^r\| + \|\bar{x}\|} < \frac{\sum_v |z_{1v}^r - x_v|}{1 + M} < \frac{M}{1 + M} = c_2,$$

так как минимум один компонент в \bar{z}_1^r равен 1 и существует элемент $x_v > 1/2$. В этом случае $x_{kk}^* = \gamma \cdot N$, где γ — весовой коэффициент.

Вычислим величины x_{ku}^* . Т.к. $c_1 = \min_v \hat{x}_v$, то условие $\hat{x}_u \geq c_1$ на шаге 4 алгоритма \mathfrak{A}_{th} автоматически выполняется и все функции измерения \hat{f}_u попадают в множество \hat{F}^* . Из условия 2 следует, что каждая матрица $Z_r^u \in \mathcal{Z}_u$ не попадает в множество Z^* на шаге 11 алгоритма \mathfrak{A}_{th} :

$$\frac{\|\bar{z}_1^r - \bar{x}\|}{\|\bar{z}_1^r\| + \|\bar{x}\|} = \frac{M}{M} = 1 > \frac{M}{1 + M} = c_2.$$

В этом случае $x_{ku}^* = 0$.

Рассмотрим оператор распознавания $\frac{1}{\gamma \cdot N} R_k(\hat{x}, \mathcal{Z}^k, \bar{x})$, матрицы предсказания которого удовлетворяют условиям 1–2 и который переводит задачу Q в вектор \bar{x}_k^* , причём $\bar{x}_{kk}^* = 1$, а $\bar{x}_{ku}^* = 0, u \neq k$. Данный оператор удовлетворяет критериям (4) на вектор \bar{x}_k^* , а значит, необходимый базис в пространстве выходных векторов построен. Полнота задачи Q доказана. ■

3.2. Произвольный момент времени

Фиксация момента времени не в начале вычислительного цикла, а на любом другом значении $\tau_s < t < \tau_s + h_i^j$, приводит к операторам вида $R_i^j(\hat{x}_i^j(t), \mathcal{Z}_i^j, \bar{x}_i^j(t))$, которые кратко будем записывать R^t . Для этих операторов постановка задачи распознавания выглядит таким же образом как и для операторов R начального времени: задача $Q^t(\hat{x}_i^j(t), \bar{x}_i^j(t), \bar{\alpha})$ состоит в построении алгоритма \mathcal{A}^{*t} , переводящего набор $(\hat{x}_i^j(t), \bar{x}_i^j(t))$ в информационный вектор $\bar{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_l)$. Определения свойств корректности алгоритма и полноты задачи, а также корректного решающего правила C^{*t} , идентичны случаю с начальным моментом времени (Рисунок 4b). Аналогично, рассматривая только такие задачи $Q^t(\hat{x}_i^j(t), \bar{x}_i^j(t), \bar{\alpha})$, в которых имеется как минимум один значимый компонент входного вектора, можно сформулировать следующую теорему (будем далее опускать индексы i, j).

Теорема 2. *Линейное замыкание $L\{\mathcal{A}^t\}$ семейства алгоритмов $\{\mathcal{A}^t\} = \{R^t \cdot C^{*t}\}$ с произвольным корректным решающим правилом C^{*t} и операторами распознавания R^t , определёнными алгоритмом \mathfrak{A}_{th} , является корректным на множестве задач $\{Q^t\}$.*

Доказательство. Как и в случае доказательства теоремы 1 будем строить операторы $R_k^t, k = 1, 2, \dots, l$ из $l\{R^t\}$, переводящие пару $(\hat{x}(t), \bar{x}(t))$ в числовой вектор

$$\bar{x}_k^*(t) = (x_{t1,k}^*, \dots, x_{tl,k}^*), \quad x_{tk,k}^* = 1, \quad \forall u \neq k \quad x_{tu,k}^* = 0. \quad (5)$$

Фиксируя константы c_1, c_2 на основании свойств входного вектора и вектора ожиданий и налагая аналогичные условия на матрицы предсказания, но только для t -ых столбцов, приходим к построению операторов распознавания $\frac{1}{\gamma} R_k^t(\hat{x}(t), \mathcal{Z}^{t,k} \bar{x}(t))$ (γ — некоторый весовой коэффициент), выходной вектор которых удовлетворяет критерию (5). Необходимый базис в пространстве выходных векторов построен, полнота задачи Q^t доказана. ■

4. ДИНАМИЧЕСКИЕ ПОСТАНОВКИ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ

4.1. Случай одного распознающего блока

Теперь рассмотрим динамическую постановку задачи. Будем фиксировать не конкретный момент времени t , а промежуток времени $\Delta t = [\tau_s, \tau_s + h_i^j]$. В этом случае распознающий блок R_i^j можно рассматривать как *динамический оператор распознавания* $\hat{R}_i^j(\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s), \mathcal{Z}_i^j, \omega_{i\Delta t}^j) = \gamma_{i\Delta t}^j$, принимающий функцию входного воздействия $\omega_{i\Delta t}^j$, ограниченную на промежутке времени Δt , и выдающий функцию выходной величины $\gamma_{i\Delta t}^j$ на том же временном промежутке. Так как мы предполагаем время дискретным, т. е. множество моментов времени T_i^j является множеством целых чисел, то действие динамического оператора \hat{R}_i^j можно заменить последовательным действием статических операторов $R(\hat{x}_i^{j+1}(\tau_s), \mathcal{Z}_i^j, \bar{x}_i^j(\tau_s))$, $R^1(\hat{x}_i^j(\tau_s + 1), \mathcal{Z}_i^j, \bar{x}_i^j(\tau_s + 1))$, \dots , $R^{h_i^j-1}(\hat{x}_i^j(\tau_s + h_i^j - 1), \mathcal{Z}_i^j, \bar{x}_i^j(\tau_s + h_i^j - 1))$, в результате выдающих последовательность $\{\bar{x}_i^{*j}(t)\} = \{\bar{x}_i^{*j}(\tau_s), \bar{x}_i^{*j}(\tau_s + 1), \dots, \bar{x}_i^{*j}(\tau_s + h_i^j - 1)\}$. Так как параметр h_i^j фиксирован, то конечные последовательности векторов $\omega_{i\Delta t}^j$ и $\gamma_{i\Delta t}^j$ можно считать матрицами размерности $l_i^j \times h_i^j$. Далее будем опускать индексы i и j .

Формулировка задачи в динамическом случае будет выглядеть следующим образом: задача $\hat{Q}(\hat{x}, \omega_{\Delta t}, \bar{\alpha})$ состоит в построении алгоритма $\hat{\mathcal{A}}^*$, вычисляющего по поступившему начальному вектору ожиданий \hat{x} матрице входных воздействий $\omega_{\Delta t}$ последовательность векторов $\beta_{\Delta t}$, монотонно сходящуюся к информационному вектору $\bar{\alpha}$. Т. е. искомый оператор распознавания \hat{R} должен выдавать матрицу весов присутствия распознаваемых признаков $\gamma_{\Delta t}$, столбцы которой должны сходиться (с учётом корректного решающего правила) к информационному вектору: $\lim_{t \rightarrow \tau_s + h} \bar{x}^*(t) = \bar{\alpha}$ (Рисунок 5а). Введём соответствующие определения.

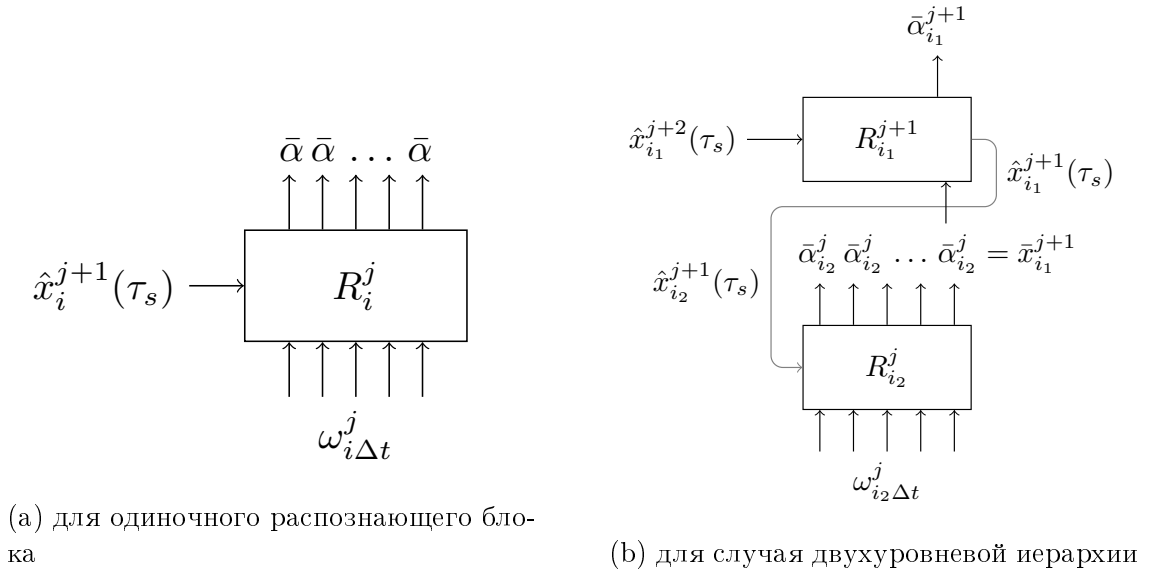


Рис. 5: Динамические схемы корректности.

Определение 5. Алгоритм $\hat{\mathcal{A}}(\hat{x}, \bar{x}) = \beta_{\Delta t} = (\bar{\beta}_1, \dots, \bar{\beta}_h)$ называется *корректным* для задачи \hat{Q} , если выполнено условие

$$\|\bar{\beta}_1 - \bar{\alpha}\| \geq \|\bar{\beta}_2 - \bar{\alpha}\| \geq \dots \geq \|\bar{\beta}_h - \bar{\alpha}\| = 0.$$

$\|\bar{\beta}_i - \bar{\alpha}\| = \sum_j (\beta_{ij} - \alpha_j)$, где $\beta_{ij} - \alpha_j = 0$, если $\beta_{ij} = \alpha_j$, $\beta_{ij} - \alpha_j = \frac{1}{2}$, если $\beta_{ij} = \Delta$, и $\beta_{ij} - \alpha_j = 1$ иначе. Алгоритм $\hat{\mathcal{A}}$, не являющийся корректным для \hat{Q} , называется *некорректным*.

Утверждение 4. Каждый алгоритм $\hat{A} \in \{\hat{A}\}$ представим как последовательность выполнения алгоритмов \hat{R} и \hat{C} , где $\hat{R}(\hat{x}, \mathcal{Z}, \omega_{\Delta t}) = \gamma_{\Delta t}$, $\gamma_{\Delta t}$ — матрица действительных чисел, $\hat{C}(\gamma_{\Delta t}) = \beta_{\Delta t}$, $\beta_{\Delta t}$ — матрица значений $\beta_{ij} \in \{0, 1, \Delta\}$.

Корректное решающее правило \hat{C}^* для матрицы $\gamma_{\Delta t}$ определяется через набор корректных правил для векторов $(\hat{C}_1^*, \dots, \hat{C}_h^*)$ таких, что $\|C_1^*(\bar{x}^*(\tau_s)) - \bar{\alpha}\| \geq \|C_2^*(\bar{x}^*(\tau_s + 1)) - \bar{\alpha}\| \geq \dots \geq \|C_h^*(\bar{x}^*(\tau_s + h - 1)) - \bar{\alpha}\| = 0$. В простейшем случае $\forall i C_i^*(\bar{x}^*(\tau_s + i)) = \bar{\alpha}$ и такое решающее правило будем называть константным. Аналогично статическому случаю вводится определение линейного $L\{\hat{R}\}$ замыкания над множеством $\{\hat{R}\}$.

Определение 6. Если множество матриц $\{\hat{R}(\hat{x}, \omega_{\Delta t})\}$, где \hat{R} пробегает некоторое множество операторов распознавания $\hat{\mathcal{R}}$, содержит базис в пространстве числовых матриц размерности $l \times q$, то задача $\hat{Q}(\hat{x}, \omega_{\Delta t}, \bar{\alpha})$ называется полной относительно $\hat{\mathcal{R}}$.

Утверждение 5 (аналог теоремы 2 из [14]). Если множество задач $\{\hat{Q}\}$ состоит лишь из задач, полных относительно $\hat{\mathcal{R}}$, то линейное замыкание $L\{\hat{R} \cdot \hat{C}^*\}$ (\hat{C}^* — произвольное фиксированное корректное решающее правило, \hat{R} пробегает множество $\hat{\mathcal{R}}$) является корректным относительно $\{\hat{Q}\}$.

Для того, чтобы воспользоваться результатами, полученными при рассмотрении статических операторов $R = R^0$ и R^t , необходимо ввести понятие подзадачи.

Определение 7. Если в задаче $Q^t(\hat{x}(t), \bar{x}(t), \bar{\alpha})$ входной вектор $\bar{x}(t)$ совпадает с t -ым столбцом матрицы $\omega_{\Delta t}$ задачи $\hat{Q}(\hat{x}, \omega_{\Delta t}, \bar{\alpha})$, а вектор $\hat{x}(t)$ вычисляется на основании алгоритма \mathcal{A}_{th} с входным воздействием, равным матрице $\omega_{\Delta t}$, и начальным вектором ожиданий, равным \hat{x} , называется подзадачей задачи \hat{Q} .

Зафиксируем начальный вектор ожиданий \hat{x} и последовательность входных векторов $\omega_{\Delta t}$. Если, как и в статическом случае, мы будем рассматривать только такие задачи $\hat{Q}(\hat{x}, \omega_{\Delta t}, \bar{\alpha})$, для которых в матрице $\omega_{\Delta t}$ в каждом столбце с номером $s \exists k$ такое, что x_{sk} является k -ым элементом вектора $\bar{x}(\tau_s + s)$ и $x_{sk} > 1/2$, то можно сформулировать следующую теорему.

Теорема 3. Линейное замыкание $L\{\hat{A}\}$ семейства алгоритмов $\{\hat{A}\} = \{\hat{R} \cdot \hat{C}^*\}$ с константным корректным решающим правилом \hat{C}^* и операторами распознавания \hat{R} , определёнными алгоритмом \mathcal{A}_{th} , является корректным на множестве задач $\{\hat{Q}\}$.

Доказательство. В силу того, что динамический оператор \hat{R} представим в виде последовательного применения статических операторов R^t к столбцам матрицы $\omega_{\Delta t}$, то для доказательства теоремы необходимо подобрать такие операторы R^t , $t = 0, \dots, h - 1$, которые выдают последовательность $\gamma_{\Delta t}$, сходящуюся (с учётом применения константного корректного решающего правила $\hat{C}^* = (C_1^*, \dots, C_i^*)$) к информационному вектору $\bar{\alpha}$.

Рассмотрим алгебраическое замыкание $L\{R^t\}$ операторов вида $R^t(\hat{x}(\tau_s + t), \mathcal{Z}, \omega_{\Delta t}(\tau_s + t))$ с фиксированным вектором $\hat{x}(\tau_s + t)$ и $\omega(\tau_s + t)$. Из задачи $\hat{Q}(\hat{x}, \omega_{\Delta t}, \bar{\alpha})$ выделим подзадачу $Q_i(\hat{x}(\tau_s + t), \omega_{\Delta t}(\tau_s + t), \bar{\alpha})$.

В силу теорем 1 и 2 можно построить такой оператор $R^{*t} \in L\{R^t\}$, что $C^{*t} \cdot R^{*t}(\omega(\tau_s + i)) = \bar{\alpha}$. Формируя таким образом линейные замыкания и выделяя подзадачи для каждого момента времени $t \in [0, h)$, получим необходимую последовательность $\gamma_{\Delta t} = (C^{*1} \cdot R^{*1}(\omega(\tau_s)), \dots, C^{*h} \cdot R^{*h}(\omega(\tau_s + h - 1))) = (\bar{\alpha}, \dots, \bar{\alpha})$, которая очевидным образом сходится к $\bar{\alpha}$. Корректность, таким образом, доказана. \blacksquare

4.2. Случай двухуровневой иерархии распознающих блоков

Рассмотрим иерархическую постановку задачи, в которой будет учитываться иерархическая связь между операторами распознавания. Зафиксируем, как и в динамическом случае, промежуток времени $\Delta t = [\tau_s, \tau_s + h_{i_2}^j]$. Далее, будем рассматривать не единичный распознающий блок, а двухуровневую иерархию E_j^2 , на каждом уровне которой будет по одному распознающему блоку $R_{i_1}^{j+1}$ и $R_{i_2}^j$. Данную иерархию можно рассматривать как *иерархический оператор распознавания* $\hat{R}_{e,j}^2(\hat{x}_{i_1}^{j+1}(\tau_s), \mathcal{Z}_{i_1}^{j+1}, \mathcal{Z}_{i_2}^j, \omega_{i_2\Delta t}^j) = \bar{x}_{i_1}^{*j+1}$, принимающий функцию входного воздействия $\omega_{i_2\Delta t}^j$ нижнего уровня, ограниченную на промежутке времени Δt , и выдающий весовой вектор присутствия распознаваемых признаков $\bar{x}_{i_1}^{*j+1}$. Т. к. в иерархии E_j^2 вектор состояния блока $R_{i_1}^{j+1}$ является одновременно и вектором ожидания для блока $R_{i_2}^j$, а конечный выходной вектор $\bar{x}_{i_2}^{*j}$ — входным вектором $\bar{x}_{i_1}^{j+1}$, то действие иерархического оператора $\hat{R}_{e,j}^2$ можно заменить последовательным действием динамического оператора $\hat{R}_{i_2}^j(\hat{x}_{i_2}^{j+1}, \mathcal{Z}_{i_2}^j, \omega_{i_2\Delta t}^j)$ нижнего уровня и статического оператора $R_{i_1}^{j+1,t}(\hat{x}_{i_1}^{j+1}, \mathcal{Z}_{i_1}^{j+1}, \bar{x}_{i_1}^{j+1}(\tau_s))$ верхнего уровня, где t является моментом времени текущего вычислительного цикла распознающего блока $R_{i_1}^{j+1}$, соответствующему моменту времени τ_s для распознающего блока $R_{i_2}^j$.

Формулировка задачи в иерархическом случае будет выглядеть следующим образом: задача $\hat{Q}_{e,j}^2(\hat{x}_{i_1}^{j+2}, \omega_{i_2\Delta t}^j, \bar{\alpha}_{i_1}^{j+1})$ состоит в построении алгоритма $\hat{\mathcal{A}}_e$, вычисляющего по поступившему начальному вектору ожиданий $\hat{x}_{i_1}^{j+2}$ и матрице входных воздействий $\omega_{i_2\Delta t}^j$ значения информационного вектора $\bar{\alpha}_{i_1}^{j+1}$ (Рисунок 5b). Определения свойств корректности алгоритма и полноты задачи, а также корректного решающего правила, в данном случае в точности совпадают с аналогичными определениями для статического случая.

Зафиксируем начальный вектор ожиданий $\hat{x}_{i_1}^{j+2}$ и последовательность входных векторов $\omega_{i_2\Delta t}^j$. Если мы будем рассматривать только такие задачи $\hat{Q}_{e,j}^2(\hat{x}_{i_1}^{j+2}, \omega_{i_2\Delta t}^j, \bar{\alpha}_{i_1}^{j+1})$, для которых в матрице $\omega_{i_2\Delta t}^j$ в каждом столбце с номером $s \in k$ такое, что x_{sk} является k -ым элементом вектора $\bar{x}_{i_2}^j(\tau_s + s)$ и $x_{sk} > 1/2$, то можно сформулировать следующую теорему.

Теорема 4. *Линейное замыкание $L\{\hat{\mathcal{A}}_e\}$ семейства алгоритмов $\{\hat{\mathcal{A}}_e\} = \{\hat{R}_{e,j}^2 \cdot \hat{C}_e^*\}$ с произвольным корректным решающим правилом \hat{C}_e^* и операторами распознавания $\hat{R}_{e,j}^2$, определёнными алгоритмом \mathcal{A}_{th} , является корректным на множестве задач $\{\hat{Q}_{e,j}^2\}$.*

Доказательство. Доказательство корректности в данном случае сводится к формулировке подзадачи нижнего уровня $\hat{Q}_2(\hat{x}_{i_2}^{j+1}, \omega_{i_2\Delta t}^j, \bar{\alpha}_{i_2}^j)$. Т. е. необходимо сформировать по задаче $\hat{Q}_{e,j}^2$ информационный вектор $\bar{\alpha}_{i_2}^j$ и вектор ожидания $\hat{x}_{i_2}^{j+1}$.

Следую определению вычислительного цикла в алгоритме \mathcal{A}_{th} , будем считать, что $\hat{x}_{i_2}^{j+1}$ равен тому состоянию распознающего блока $R_{i_1}^{j+1}$, которое было вычислено к моменту времени τ_s , т. е. вектору $\hat{x}_{i_1}^{j+1}$. Каждый компонент $\alpha_{i_2u}^j$ информационного вектора $\bar{\alpha}_{i_2}^j$ будем вычислять по следующему правилу:

$$\alpha_{i_2u}^j = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{v=1}^{l_1^{j+1}} \frac{\alpha_{i_1v}^{j+1}}{|\mathcal{Z}_v|} \sum_{w=1}^{|\mathcal{Z}_v|} z_{1v}^w > 0, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Т.к. входной вектор распознающего блока $R_{i_1}^j$ равен вектору $\bar{\alpha}_{i_2}^j$, то такие значения компонентов информационного вектора позволяют удовлетворить ограничениям теоремы 2 (существование такого компонента входного вектора, который бы имел значение большее $1/2$). С другой стороны, формулируя задачу $\hat{Q}_2(\hat{x}_{i_2}^{j+1}, \omega_{i_2\Delta t}^j, \bar{\alpha}_{i_2}^j)$ мы попадаем в условия теоремы 3. Пользуясь результатами этих теорем, мы приходим к выводу, что среди алгоритмов линейного замыкания $L\{\hat{\mathcal{A}}_e\}$ имеется оператор, переводящий пару $(\hat{x}_{i_1}^{j+1}, \omega_{i_2\Delta t}^j)$ в информационный вектор $\bar{\alpha}_{i_1}^{j+1}$. ■

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследованы алгебраические свойства множества распознающих блоков. Показано, что динамические характеристики образной компоненты описываются в терминах классической теории управления. Построены операторы распознавания, позволяющие выполнить постановки задач классификации в терминах алгебраической теорий распознавания. Установлено, что линейные замыкания операторов распознавания, которые строятся в статических и динамических случаях, обладают свойством корректности относительно входных данных и требуемых результатов классификации. Это означает существования такого процесса обучения, в рамках которого будет сформирована иерархия образных компонент, корректно распознающая (классифицирующая) поступающие сигналы.

БЛАГОДАРНОСТИ

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках инициативного проекта №14-07-00611 а.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Эделмен Д., Маунткасл В. Разумный мозг. — М. : Мир, 1981.
2. Ivanitsky A. M. Brain basis of subjective experience: information synthesis hypothesis // Neuroscience and Behavioral Physiology. — 1996. — Vol. 46, no. 2. — P. 251–252.
3. Вартанов А. В. Механизмы семантики: человек — нейрон — модель // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2011. — № 12. — С. 54–64.
4. Процесс мышления в контексте динамической теории информации. часть II: понятие «образ» и «символ» как инструменты моделирования процесса мышления средствами нейрокомпьютинга / О. Д. Чернавская, Д. С. Чернавский, В. П. Карп и др. // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2012. — № 2. — С. 46–65.
5. Сергин В. Я. Психофизиологические механизмы восприятия: концепция объемлющих сенсорных характеристик // Успехи физиологических наук. — 2009. — Т. 40, № 4. — С. 42–63.
6. Фреге Г. Логика и логическая семантика. — М. : Аспект Пресс, 2000.
7. Пирс Ч. С. Начала прагматизма. Т. 2. Логические основания теории знаков. — СПб. : Алетейя, 2000.
8. Леонтьев А. Н. Деятельность. Сознание. Личность. — М. : Политиздат, 1975.
9. Поспелов Д. А., Осипов Г. С. Введение в прикладную семиотику. Глава 5. Операции в семиотических базах знаний // Новости искусственного интеллекта. — 2002. — № 6. — С. 28–35.
10. Осипов Г. С., Панов А. И., Чудова Н. В. Управление поведением как функция сознания. I. Картина мира и целеполагание // Известия РАН. Теория и системы управления. — 2014. — № 4. — С. 83–96.
11. George D., Hawkins J. Towards a mathematical theory of cortical micro-circuits // PLoS Computational Biology. — 2009. — Vol. 5, no. 10. — P. 1–26.

12. George D., Hawkins J. A hierarchical bayesian model of invariant pattern recognition in the visual cortex // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. — Vol. 3. — 2005. — P. 1812–1817.
13. Калман Р., Фалб П., Арбиб М. Очерки по математической теории систем. — М. : Мир, 1971.
14. Журавлев Ю. И. Корректные алгебры над множеством некорректных (эвристических) алгоритмов. Часть I // Кибернетика. — 1977. — № 4. — С. 5–17.