УДК 519.71

С.В. АБЛАМЕЙКО, В.В. КРАСНОПРОШИН, В.А. ОБРАЗЦОВ

МОДЕЛИ И ТЕХНОЛОГИИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ С ПРИЛОЖЕНИЕМ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОМ АНАЛИЗЕ ДАННЫХ

The paper describes pattern recognition with learning. The problem is related to a class of inductively solvable ones. A scheme for the solution of the problem is proposed. The main results, obtained by the authors over the last decade, are systematized.

Распознавание образов является одним из актуальных направлений информатики, связанным с автоматизацией процессов обработки и использования информации. Несмотря на серьезные успехи в решении практических задач, методология распознавания остается, по сути, «эвристической». Даже на уровне теории трудно судить об обоснованности моделей, методов и алгоритмов, что не позволяет говорить и о правильности полученных результатов.

В работе приведены основные теоретические и практические результаты авторов по данному вопросу, сделана попытка оценить перспективы развития этого научного направления в целом и возможность теории при решении практических задач в частности.

Методологические аспекты. В самой общей постановке задачу распознавания образов можно сформулировать следующим образом [1, 2]: *на множестве объектов* $\boldsymbol{X}$ *произвольной природы задано некоторое (возможно и бесконечное) число подмножеств (классов)* $\boldsymbol{X}_1, \ldots, \boldsymbol{X}_l$. *Задана также некоторая информация о классах* $\boldsymbol{I}_0(\boldsymbol{X}_1, \ldots, \boldsymbol{X}_l)$. *Требуется, используя только информацию* $\boldsymbol{I}_0$, *указать алгоритм* $\boldsymbol{A}$, *который определен на всем множестве* $\boldsymbol{X}$ *и результат работы которого для каждого* $x \in \boldsymbol{X}$ *можно интерпретировать в терминах принадлежности классам* $\boldsymbol{X}_i$ $(i \in \mathbb{N})$.

Существуют различные варианты постановки. Выбор конкретной определяется:

- природой множества $\boldsymbol{X}$ и способом его формализации (представления);
- числом $l \in \mathbb{N}$ и соотношением между классами;
- способом задания $\boldsymbol{I}_0$ и ее соотношением с множеством $\boldsymbol{X}$;
- требованиями (эвристическими или формальными) к алгоритму $\boldsymbol{A}$ и ограничениями на все виды информации.

В связи с решением задачи, независимо от варианта ее постановки и полученных результатов, необходимо выяснить:

- являются ли результаты правильными (алгоритмы обоснованными);
- в какой терминологии их описывать;
- как соотнести полученные результаты с известными направлениями в распознавании образов.

Ответы на перечисленные вопросы находятся в плоскости методологии, которая сама по себе является научным результатом, позволяющим лучше понять задачу, определить возможности ее решения и границы исследований. Отвечая на первый вопрос, сформируем «терминологический базис», с помощью которого будут описаны основные технические результаты. В свете третьего вопроса внесем ясность в термин «интеллектуальный анализ данных» и опишем соответствующий ему спектр задач.

Обратимся вначале к проблеме о правильности результатов в распознавании образов. Уточним постановку задачи, будем считать, что число классов $l \in \mathbb{N}$ конечно, а информация $\boldsymbol{I_0}$ задает некоторую выборку $\boldsymbol{X}^0$, удовлетворяющую условиям $\left|\boldsymbol{X}^0\right| < +\infty$, $\boldsymbol{X}^0 \subset \boldsymbol{X}$. Обозначим полученную задачу через $\boldsymbol{Z}$. Основной результат, касающийся ее обоснованности, сформулируем в виде тезиса.

Тезис 1. *При решении задачи* $\boldsymbol{Z}$ *в случае бесконечного и несчетного множества* $\boldsymbol{X}$ *правильность решения* $\boldsymbol{Z}$ *на множестве* $\boldsymbol{X}$ *не может быть измерена количественно и, следовательно, применимость любого математического формализма для постановки и решения задачи* ***не может быть обоснованной*** *(правильность формализации и полученного решения* ***не может быть подтверждена****). Причиной является принадлежность* $\boldsymbol{Z}$ *к классу* ***индуктивно разрешимых*** *математических задач.*

Не существует единого понимания вопросов, которые возникают в связи с интерпретацией тезиса 1 [3, 4], как и единой трактовки терминов, использованных при его формулировке. Тем не менее опишем схему, на базе которой попытаемся объяснить смысл тезиса и упорядочить используемую терминологию.

В основе первой части схемы лежит идея, что все задачи решаются «одинаково» и процессы, которые ассоциированы с их решением, отображены на рис. 1.

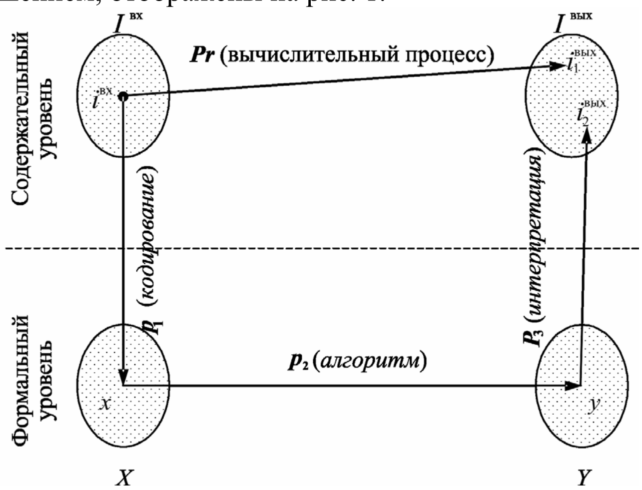

Рис. 1. Процесс решения задачи

Если описанному процессу поставить в соответствие постановку задачи $\boldsymbol{Z}$, то очевидно, что в ней одновременно речь идет об объектах содержательного и формального уровней. В контексте обоснованности нас интересует возможность оценки качества получаемых решений. Поэтому смысл второй части схемы связан с обоснованностью решения задачи. Можно записать

$$\begin{aligned} &Pr(i^{\text{вх}}) = i_1^{\text{вых}} \in I^{\text{вых}}, \\ &p_3 \circ p_2 \circ p_1(i^{\text{вх}}) = i_2^{\text{вых}} \in I^{\text{вых}}. \end{aligned} \tag{1}$$

Реализация условия (1) обусловлена вычислимостью функции $p_3 \circ p_2 \circ p_1$ [5] и определением отношения между $i_1^{\text{вых}}$ и $i_2^{\text{вых}}$. В идеале оно может иметь вид

$$\forall i^{\text{вх}} \in I^{\text{вх}} \ ((Pr(i^{\text{вх}}) = p_3 \circ p_2 \circ p_1(i^{\text{вх}})) \Leftrightarrow (i_1^{\text{вых}} = i_2^{\text{вых}})). \tag{2}$$

Условие (2) имеет смысл на всем множестве задач из $\boldsymbol{Z}$. Если формальными методами можно доказать его выполнимость, то соответствующее решение назовем **обоснованным**. Таковыми являются решения задач исчисления высказываний, однако для задач исчисление предикатов решения данным свойством не обладают [6].

Условие (2) достаточно жесткое. Проведем его модификацию, чтобы можно было описывать характер разрешимости для более широкого класса задач. Заметим, что (2) является следствием отношения эквивалентности, порожденного функцией равенства на декартовом произведении $I^{\text{вых}} \times I^{\text{вых}}$. Любое отношение в этом случае можно описать функцией $\psi : I^{\text{вых}} \times I^{\text{вых}} \to \mathbb{R}^+$, где $\mathbb{R}^+$ – подмножество неотрицательных действительных чисел. При этом ψ реализует некоторый вариант «похожести» элементов в $I^{\text{вых}}$, например, близость (в этом случае рефлексивность имеет вид $\psi(i^{\text{вых}}, i^{\text{вых}}) = 0$), подобие $(\psi(i^{\text{вых}}, i^{\text{вых}}) = 1)$ и др.

Введем еще одну функцию вида $\varphi : \mathbb{R}^+ \to [0,1]$ и потребуем, чтобы она была монотонной и удовлетворяла условию $(r, r_1, r_2 \in \mathbb{R}^+)$

$$\varphi(r) = \begin{cases} 1 \text{ при } r = r_1, \\ 0 \text{ при } r = r_2. \end{cases} \tag{3}$$

Выбор функции φ определяется характером отображения ψ. Например, для близости $r_1 = 0,\ r_2 = +\infty,$ а для подобия – $r_1 = 1, r_2 = 0 \vee +\infty.$ В этом случае имеет смысл суперпозиция $\varphi \circ \psi,$ с учетом которой можно ввести функции

$$\Phi(I^{\text{вх}}) = \sum_{i^{\text{вх}} \in I^{\text{вх}}} \varphi(\psi(Pr(i^{\text{вх}}), p_3 \circ p_2 \circ p_1(i^{\text{вх}}))) \cdot |\, I^{\text{вх}}\,|^{-1}. \tag{4}$$

Нетрудно видеть, что отношение (2) является частным случаем (4), и при определенном выборе отображений φ и ψ условие (2) можно записать как $\Phi(I^{\text{вх}}) = 1.$ В общем случае при вычислении $\Phi(I^{\text{вх}})$ имеются две возможности:

$$\begin{cases} \exists I^{\text{вх}}\ \forall \alpha \in [0,1]\ \Phi(I^{\text{вх}}) \neq \alpha, & (5) \\ \exists I^{\text{вх}}\ \exists \alpha \in [0,1]\ \Phi(I^{\text{вх}}) = \alpha. & (6) \end{cases}$$

При выполнении условия (5) функция Φ является невычислимой [1]. Причины могут быть разными. В приведенной формализации не наложено никаких ограничений на структуру множеств $I^{\text{вх}}$, $I^{\text{вых}}$, а они, в частности, могут быть бесконечны, что приводит к отсутствию необходимых ресурсов для вычисления Φ.

В выражении (6) речь идет о вычислимости Φ на всем множестве $I^{\text{вх}}$. Причем, какое конкретно получено число $\alpha \in [0,1],$ принципиального значения, по всей видимости, не имеет. Во всяком случае для задачи $\boldsymbol{Z}$ при некоторых условиях справедливо [7]:

- если $\Phi(I^{\text{вх}}) = 0,$ то условие $\Phi(I^{\text{вх}}) = 1$ достигается простым логическим обращением алгоритмов;
- если для некоторого алгоритма выполняется $\Phi(I^{\text{вх}}) = \alpha \in]0,1[,$ то можно указать алгоритм, для которого имеет место $\Phi(I^{\text{вх}}) = 1.$

Обобщение результата из теории распознавания образов на вычислимость (4) в общем случае требует отдельного исследования.

Введем и исследуем два класса задач. Как отмечалось, при выполнении условия $\Phi(I^{\text{вх}}) = 1$ решение задачи обоснованно. Закономерным основанием этого является принцип дедукции [6]. А так как условие $\Phi(I^{\text{вх}}) = 1$ логически связано с вычислимостью на всем интервале $[0,1]$, то данный принцип можно распространить на весь класс задач, для которых имеет место условие (6). Поэтому соответствующий класс задач назовем **дедуктивно разрешимым.**

В случае, когда функция Φ является невычислимой, согласно определению задачи, можно указать конечное подмножество $I_0^{\text{вх}}$ множества $I^{\text{вх}}$: $\Phi(I_0^{\text{вх}}) = 1.$ В противном случае задачи просто не существует.

Между условиями $\Phi(I^{\text{вх}}) = 1$ и $\Phi(I_0^{\text{вх}}) = 1$ имеется очевидная связь

$$\Phi(I^{\text{вх}}) = 1 \Rightarrow \Phi(I_0^{\text{вх}}) = 1.$$

Нас интересует обратная импликация. Поэтому, если построить нечто противоположное дедуктивной разрешимости, то такой класс задач уместно назвать **индуктивно разрешимым**. Возникает вопрос о построении обратной импликации. Ответить на него сложно, можно говорить лишь о принципиальной возможности ее реализации. Например, в [7] построена импликация для так называемой представительной задачи распознавания $\boldsymbol{Z}$. Но этот результат легко обобщается на случай задачи распознавания истинности. Другие результаты нам не известны.

Обратимся теперь к терминологии, которую целесообразно использовать при описании полученных результатов.

Тезис 2. *Процесс решения любой задачи при условии автоматизации может быть представлен в следующей терминологической системе:* ***модель – компьютерная система – задача****. При этом задача первична.*

В отличие от первого тезиса, когда можно говорить о существовании некоторых исследований и результатов, второй полностью базируется на общих соображениях и имеет методологический смысл. Поясним основные связи между объектами при решении произвольной задачи, единственным ограничением для которой является ее практическая направленность (это касается и задачи ***Z***). В ней должна существовать потребность в автоматизации процесса самого решения. Дальнейшие рассуждения проведем в соответствии со схемой на рис. 2.

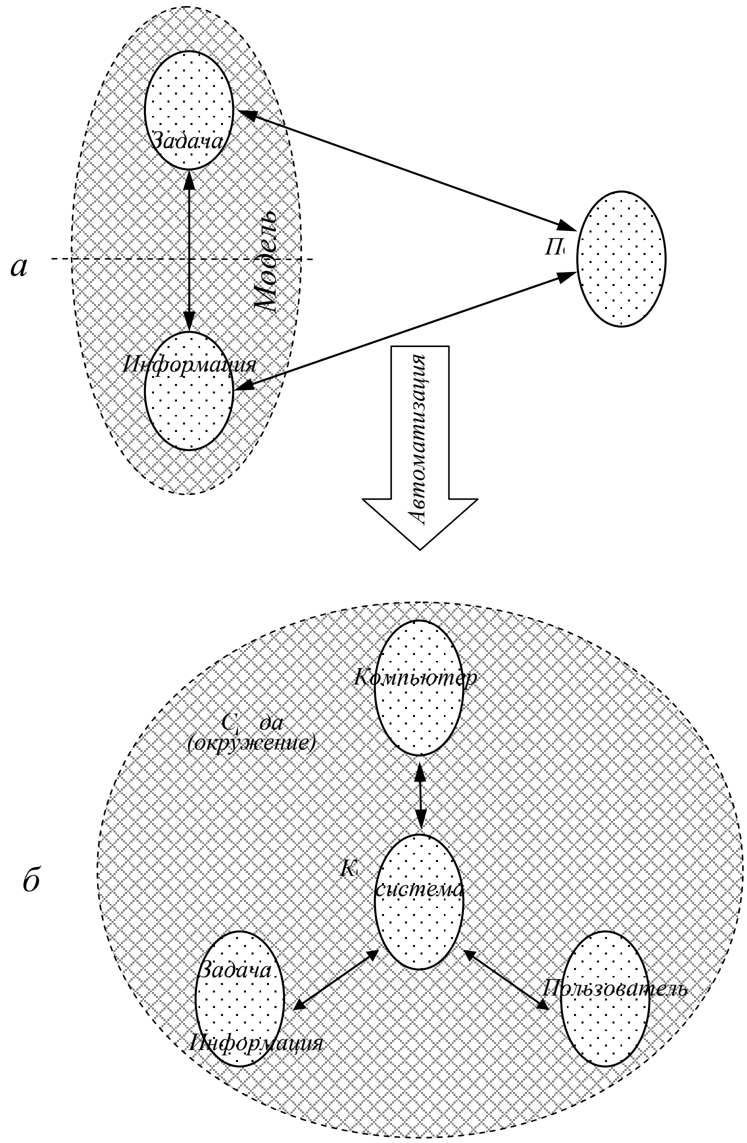

Рис. 2. Схема взаимодействия объектов в процессе решения задачи:
а – пользователя и задачи; *б* – пользователя, задачи и компьютера

Рассмотрим вначале рис. 1, на котором имеются все компоненты, необходимые для описания терминов, задача и информация. Первый из них скорее относится к содержательному уровню, так как задача существует независимо от нашего понимания и потребности в ее решении. Термин «информация» является производным от задачи, и для его трактовки используются компоненты процесса решения. Поэтому этот термин отнесем к формальному уровню.

Каждая решаемая задача связана с конкретным пользователем (рис. 2 *а*). Процесс взаимодействия пользователей, число и цели которых могут быть различными, схематично изобразим в виде следующей импликации:

$$\text{модель} \Rightarrow \text{метод} \Rightarrow \text{алгоритм}.$$

Имея алгоритм, пользователь может решить задачу «на бумаге». Если «бумажных» ресурсов недостаточно, то возникает потребность в автоматизации процесса решения с использованием компьютеров. Схема взаимодействия на рис. 2 *б* позволяет каждому объекту поставить в соответствие некоторый набор функций. Чтобы автоматизировать процесс решения задачи, необходим соответствующий набор инструментов (технология), реализующих требуемую для этого функциональность. Схематично процесс автоматизации можно описать в виде импликации:

технология ⇒ компьютерная система ⇒ результаты решения задачи.

Технология в большинстве случаев имеет универсальный характер. Связь с задачей в этой цепочке осуществляется непосредственно через компьютерную систему.

Таким образом, для описания полученных результатов можно воспользоваться системой: ***модель – компьютерная система – задача***, которая обеспечивает полноту и замкнутость описания процессов решения задачи. Система не имеет смысла, если в ее основе не лежит некоторая задача. Поэтому задача считается первичной.

Понятие задачи эквивалентно понятию информации $I^{\text{вх}} \times I^{\text{вых}}$, в связи с чем классификация задач возможна в терминах структурных свойств информации. Таких свойств достаточно много, нас в первую очередь интересует информационная составляющая термина «интеллектуальный анализ данных». Изначально его связывали с англоязычным термином data mining [8], который переводился как «добыча» или «разработка» данных. Этим термином описывался круг задач, связанных с автоматизацией запросов в базах данных.

Нами предлагается несколько иная его трактовка. Будем считать, что термину «интеллектуальный анализ данных» соответствует англоязычное data understanding. В смысле задачи это означает структурирование данных, которое базируется на классификации или распознавании. Такие задачи можно сформулировать в различной форме, но к ним точно относятся все задачи с описанной постановкой.

Несколько слов по поводу этимологии термина «интеллектуальный анализ данных» (обратимся к рис. 3). Данные и знания представляют собой части информации, и между ними можно установить различные зависимости. В искусственном интеллекте, например, была популярна концепция определения знаний как интерпретированных данных [9]. Очевидна пара зависимостей: «анализ данных – синтез данных». Производным от этих концепций и является термин «интеллектуальный анализ данных». Термин «понимание данных» содержит их анализ и интерпретацию.

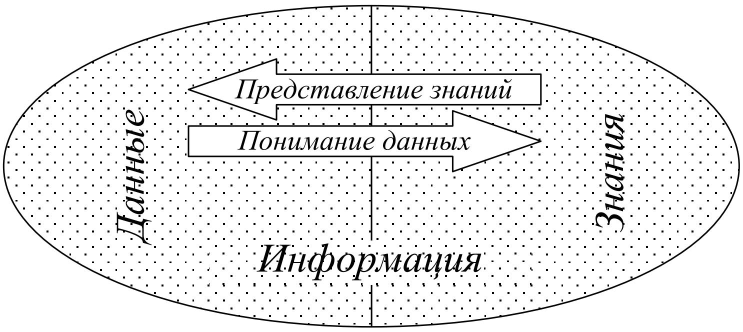

Рис. 3. Структура информации

Модели распознавания образов. Рассмотрим теперь задачу $\boldsymbol{Z}$, и в первую очередь модели, которые могут использоваться для ее решения. Уточним постановку задачи с учетом рис. 1. Возможны два варианта

$$\begin{gathered}\Phi_A(I^{\text{вх}}) \to \underset{A}{\text{extr}} \\ \text{при условии:} \forall x \in X(A : x \times X^0 \to \mathbb{B}_2^1),\end{gathered} \tag{7}$$

$$\begin{gathered}\Phi_A(X^0) \to \underset{A}{\text{extr}} \\ \text{при условии: } \forall x \in X(A : x \times X^0 \to \mathbb{B}_2^1),\end{gathered} \tag{8}$$

где $\Phi_A(I^{\text{вх}})$ и $\Phi_A(X^0)$ – функционал (4), адаптированный к задаче $\boldsymbol{Z}$, $\mathbb{B}_2 = \{0,1\}$, а $X^0 = k(\boldsymbol{X^0})$ и $\boldsymbol{X^0}$ – выборка объектов (обучающая выборка) из $I_0^{\text{вх}}$.

Связь между постановками (7), (8) можно легко установить через так называемую аксиому редукции [7]:

$$\Phi_A(I^{\text{вх}}) < 1 \Leftrightarrow \exists X^0 \subset X(\Phi_A(X^0) < 1). \tag{9}$$

Обратим внимание на то, что в условиях постановки (7), которая, по существу, и формализует ***Z***, задача остается индуктивно разрешимой.

Модель (и алгоритм) на рис. 1 может иметь более сложную многоуровневую структуру. В данной схеме, например, формальный уровень играет роль содержательного для следующего уровня, а модель в этом случае можно строить с помощью некоторой рекурсивной процедуры [10]. Все уровни в многоуровневой схеме, за исключением первого, носят теоретический характер. Для них условие (9) имеет смысл даже с точки зрения осуществимости, а не конструктивности. В этом случае приходим к **универсальным моделям** (условиям, алгоритмам).

Для первого уровня, даже без учета его внешнего сходства с формальным (теоретическим), возможна только экспериментальная проверка правильности решения. Таких задач и моделей, назовем их **специализированными**, в практике распознавания образов большинство. Несмотря на свой эвристический характер, они вносят существенный вклад в понимание природы индуктивно разрешимой задачи. Это позволяет выработать приемы, которые можно использовать для построения механизмов эволюции задачи и методов ее решения.

Опишем результаты, полученные при решении задачи ***Z*** в универсальных моделях [7, 11]. Прежде уточним ее постановку. В детерминистском варианте в X^0 принято выделять **контрольную** выборку X^q, а в задаче (8) функционал $\Phi_A(X^0)$ заменять на $\Phi_A(X^q)$. Выборки X^q и $X^0 \setminus X^q$ (последняя из них называется **обучающей**) независимы, и поэтому результаты решения задачи (8) для нее считаются приемлемыми. Нетрудно заметить, что на аксиому редукции (9) способ формирования выборки X^0 никакого влияния не оказывает. На этом месте могут использоваться как X^0, так и X^q либо $X^0 \setminus X^q$.

Универсальные модели базируются на двух простых идеях. Первая из них основана на том, что алгоритм $A: x \times X^0 \to \mathbb{B}_2^l$ по своей сути является некоторым фильтром [12], так как никаких требований к пространству X не предъявляется. В [12] алгоритм, решающий задачи (7) и (8), представлен в виде суперпозиции

$$A = c \circ B,$$

где

$$B \in \mathfrak{M}(B: x \times X^0 \to \mathbb{R}^l),$$
$$c \in C(c: \mathbb{R}^l \to \mathbb{B}_3^l),\ \mathbb{B}_3 = \{0,1,2\}.$$

Операторы c и B называются **решающими правилами** и **распознающими операторами** соответственно, в свою очередь, C и $\mathfrak{M}$ – моделями (множествами) решающих правил и распознающих операторов. Эта идея послужила основой для формализации модели распознающих алгоритмов в виде $A_{\mathfrak{M}} = c \circ \mathfrak{M}$. Для таких моделей решающее правило можно зафиксировать, положив его **корректным**, без ограничения на выбор алгоритмов из $A_{\mathfrak{M}}$ с позиции разрешимости задач (8), (9).

Вторая идея является логическим следствием первой. Условно ее можно представить как **двухуровневую схему с корректировкой** [2, 7]. Введем функции

$$F^{(n)} = \{f | f: (\mathbb{R}^l)^n \to \mathbb{R}^l\},$$
$$U^{(k)} = \{u \,|\, u: (\mathbb{B}_3^l)^k \to \mathbb{B}_3^l\},\ k, n \in \mathbb{N}.$$

Тогда алгоритмы

$$\forall x \in X(A: x \times (X^0 \setminus X^q) \to \mathbb{B}_3^l),\ A = c \circ B, B \in \bigcup_n F^{(n)} \circ \mathfrak{M}^{(n)},\ c \in C, \quad (10)$$

$$\forall x \in X(A: x \times (X^0 \setminus X^q) \to \mathbb{B}_3^l,\ A \in \bigcup_n U^{(k)} \circ A_{\mathfrak{M}}^{(k)}), \quad (11)$$

также решают задачи (8). Модель A_F называют **алгебраическим**, а A_U – **логическим** расширением модели $A_{\mathfrak{M}}$ соответственно. Расширения не зависят от эвристических принципов формирования модели $A_{\mathfrak{M}}$ и обладают свойствами обычной алгебры (A_F) и алгебры логики (A_U). По своим возможностям алгебры значительно превосходят потребности в решении задач (7) и (8), поэтому на практике ограничиваются фиксированными $n, k \in \mathbb{N}$ и соответствующими $A_F^{(n)}$ и $A_U^{(k)}$ расширениями.

Сформулируем результаты [7, 11] в форме тезисов.

Тезис 3. *Задача **Z** в постановке (7) называется **разрешимой**, если можно указать алгоритм A, для которого $\Phi_A(I^{\text{вх}}) = 1$. Алгоритм можно строить во множествах: $A_{\mathfrak{M}}$, A_F или A_U. Разрешимость связана с задачей (8) через аксиому редукции (9).*

Тезис 4. *Условие* $\Phi_A(I^{\text{вх}})=1$ *для задачи* ***Z*** *в постановке (7) с достаточностью следует из:*

• ***представительности*** *выборки* X^0 *относительно алгоритма A, для которого также имеет место локальное условие:* $\Phi_A(X^0)=1$. *Понятие представительности инвариантно относительно подстановки в последнее выборки –* X^0 *либо* X^q. *В случае* $\Phi_A(X^q)=1$ *алгоритмы называются* ***корректными*** [12];

• ***компетентности*** *алгоритма A на выборке* X^0, *существования последовательности выборок* $X_1^0, X_2^0,...$ *(может быть и бесконечной, но обеспечивающей покрытие множества X), для которых можно указать соответствующие компетентные алгоритмы* $A_1, A_2,...$ *такие, что*

$$\Phi_{A_i}(X_i^0)=1 \text{ для всех } i\in\mathbb{N}.$$

Впервые алгебраические расширения были введены Ю.И. Журавлевым [12]. Было показано, что для некоторых моделей эвристических алгоритмов $A_{\mathfrak{M}}$ при не очень «строгих» условиях в линейной модели A_F можно построить алгоритм *A*, который является корректным. Очевидно, что такой алгоритм обеспечивает решение задачи (8), причем оно в терминах экстремальных задач является глобально-оптимальным. Такой алгоритм тесно связан с понятием разрешимости задачи ***Z***.

Для логических расширений A_U получить аналогичные условия невозможно. Это связано с «бедностью» алгебры логики. В ней нет базиса, а существуют только базисные операции. В силу этого условие корректности приводило бы к «завышенным» требованиям к эвристическим моделям $A_{\mathfrak{M}}$, поэтому задача ***Z*** для таких расширений рассматривалась в постановке (8).

Тезис 5. *При фиксированном корректном решающем правиле* $c\in C$ *задаче* ***Z*** *в постановке (7) можно поставить в соответствие* ***область корректности***. *Структура этой области в матричном пространстве* $\mathbb{R}^{ql}$ *определяется через систему матричных неравенств в явном виде.*

Тезис 6. *Для построения алгебраических расширений* A_F *в пространстве* $\mathbb{R}^{ql}$ *может быть введена коммутативная алгебра и на базе соответствующих операций построены* ***линейное*** (A_F^1), ***полиномиальное*** (A_F^2) *и* ***билинейное*** (A_F^3) *расширения:*

• *в* A_F^1 *корректный алгоритм A можно построить, если в модели* $A_{\mathfrak{M}}$ *существуют т. н. «базисные» распознающие операторы. Число таких операторов равно* $q\times l$;

• *в* A_F^2 *корректный алгоритм A можно построить, если в модели* $A_{\mathfrak{M}}$ *существуют т. н. «отмечающие» распознающие операторы. Число таких операторов равно q*;

• *в* A_F^3 *корректный алгоритм A можно построить, если в модели* $A_{\mathfrak{M}}$ *существует распознающий оператор такой, что строки матрицы в* $\mathbb{R}^{ql}$ *не совпадают, если только соответствующие объекты принадлежат различным классам. Число таких операторов равно* 1.

Тезис 7. *Для построения* A_U *используются операции трехзначной логики. Функционал* $\Phi_A(X^q)\to\max$ *на множестве* A_U *можно определить с помощью «штрафов» и минимизировать их сумму на выборке* X^q. *В этом случае проблема сводится к задаче минимизации функции трехзначной логики. Как известно, эта задача для всех конечных логик эквивалентна задаче о покрытиях. В свою очередь, последняя сводится к построению дизъюнктивных нормальных форм и их различных подмножеств (сокращенных или тупиковых). Построение алгоритма, обеспечивающего решение задачи* $\Phi_A(X^q)\to\max$ *во всех случаях, выполняется конструктивно.*

Среди всех специализированных задач ***Z*** выделим задачи медицинской диагностики и широкий класс задач обработки изображений. Эти задачи имеют практическую направленность и формулируются в постановке (8). Качество алгоритма в данных условиях проверяется экспериментально.

Заметим, что задачи обработки изображений представляют интерес не только в связи с постановкой ***Z***, но и как вполне самостоятельный класс задач со своей методологией, технологией и т. п. [15, 16]. Данный класс, как и задачи медицинской диагностики, представляет интерес в качестве источника идей и методов, позволяющих расширить понимание результатов для универсальных моделей. Это приводит к дальнейшему развитию методов в специализированных моделях.

Задача медицинской диагностики при всех вариантах ее формализации сводится к некоторой разновидности постановки (8), характер которой подкрепляется поведением врача, который перед лечением пациента пытается установить диагноз заболевания. Диагнозы описываются с помощью правил (логических законов, закономерностей), а для представления пациента используется прецедентное описание.

На практике существуют три варианта постановки (7), каждый из которых имеет самостоятельный интерес. В первом варианте для описания классов в обучающей выборке $X^0 \setminus X^q$ используется принцип свертки [6]:

$$X_i^0 = \{x \in X^0 \mid P_i(x) = 1\},$$

$$P_i : X \to \mathbb{B}_2, P_i(x) = \begin{cases} 1, x \in X_i, \\ 0, \text{иначе.} \end{cases}$$

Во втором применяется прецедентный подход распознавания образов:

$$X_i^0 = \{x_1, x_2, ... \mid x_i \in X^0\}.$$

В третьем варианте допускаются оба способа описания обучающей выборки. Обозначим задачи через Z_1, Z_2, Z_3.

Основное достоинство задачи Z_1 в ее соответствии медицинской методологии. Для решения используют метод резолюции (соответствующий алгоритм обозначим через A_1). Независимо от языка формализации, такие алгоритмы обладают общим свойством: на обучающей выборке $X^0 \setminus X^q$ они всегда дают правильные ответы, а за ее пределами – значения 0. Поэтому на практике в алгоритме A_1 контрольная выборка не используется, а сам алгоритм параметризуется так, чтобы на X^0 он работал правильно, а на множестве $X \setminus X^0$ вел себя монотонно. Такой подход широко использовался при построении экспертных систем медицинской диагностики.

Постановка Z_2 является традиционной для распознавания. Использование соответствующих алгоритмов (обозначим их через A_2) основано на простом соображении. Так как речь идет о заболевании человека, то при постановке диагноза можно ограничиться финитными рассуждениями. Поэтому всегда существуют эвристические соображения, которые можно использовать для построения A_2. Остается подкрепить их правомерность экспериментально. Обратим внимание на особенность постановок Z_1, Z_2. В первом случае выборка обладает «регулярностью» логического характера. В реальности это означает, что шансов «построить» представительную выборку в Z_1 гораздо больше, чем в случае задачи Z_2. Задача Z_3 является комбинацией постановок Z_1, Z_2, а алгоритм A_3 – гибридным вариантом алгоритмов A_1, A_2.

Типичной для практических задач является ситуация, когда исследователь располагает несколькими алгоритмами для их решения, но отсутствует обоснованная методология выбора одного из них. Поэтому естественной будет выглядеть идея объединительной постановки задач Z_1, Z_2, Z_3. В случае ее построения должен существовать алгоритм, который ведет себя «не хуже» любого из множества A_1, A_2, A_3. Сформулируем результаты, полученные ранее авторами статьи в форме тезисов, которые по большей части носят содержательный характер. Технические результаты можно найти в работах [7, 11].

Тезис 8. *Между постановками Z_1, Z_2 существуют следующие зависимости:*

- *для любой выборки X^0 в задаче Z_1 можно указать алгоритм перехода к множеству объектов (прецедентов), на которых и только на которых соответствующие предикаты P_i являются истинными. В результате получаем выборку X^0 для Z_2;*
- *существует алгоритм A_2, который на построенной выборке дает результаты, совпадающие с решением в исходной постановке Z_1 с помощью алгоритма A_1;*
- *на $X \setminus X^0$ алгоритм A_2 монотонный по количеству информации.*

С помощью объединительного подхода принцип корректности алгоритмов, лежащий в основе понятия разрешимости, удается распространить на логические формализмы. В этом случае разрешимость базируется на принципе дедукции, логическим следствием которого является метод резолюции (алгоритм A_1).

Технологии и компьютерные системы. Рассмотрим сужение понятия «технология», которое возникает в связи с автоматизацией процессов обработки информации при решении задачи ***Z*** (см. рис. 2). Под **технологией** в этом случае будем понимать набор инструментов и приемов, направленных на построение компьютерной системы для автоматизации процесса решения задачи. Технология должна обеспечивать всю необходимую функциональность во взаимодействии объектов, представленных на рис. 2. В данной трактовке уточняется стандартное понимание информационной технологии [13], которое описывает роль компьютерной системы. Приведем основные результаты из [11, 14].

В области информационных технологий можно сформулировать несколько идей, положенных в основу построения систем. Описанные в виде принципов, они и определяют искомое понятие технологии. Следствием любой технологии является архитектура системы, на основе которой можно строить компьютерную систему. Последняя чаще всего не связана с предметной областью и может использоваться для решения различных прикладных задач. Опишем технологию в форме тезиса.

Тезис 9. *Для решения задачи **Z** в двухуровневых моделях технология может быть построена на ряде принципов.*

*Принцип 1 **(отделимости)**. Данные и знания должны быть отделены от средств манипулирования информацией.*

*Принцип 2 **(структурирования)**. Задача **Z** должна быть подходящим образом структурирована и сведена к множеству неприводимых задач. Результат решения **Z** представляет суперпозицию результатов решения подходящих неприводимых задач.*

*Принцип 3 **(модульности)**. Структура системы должна быть модульной. Каждый модуль отвечает за решение отдельной неприводимой задачи.*

*Принцип 4 **(инвариантности)**. Компьютерная система, построенная на базе принципов 1–3, может решать любую задачу **Z** и в пределах особенностей данной постановки не зависит от предметной области (характера информации).*

На базе описанной технологии с учетом особенностей систем программирования и вычислительной техники 1980-х гг. была построена компьютерная система ПАРУС (Полигон Алгоритмов Распознавания с Управляющей Системой). Архитектура данной системы приведена на рис. 4.

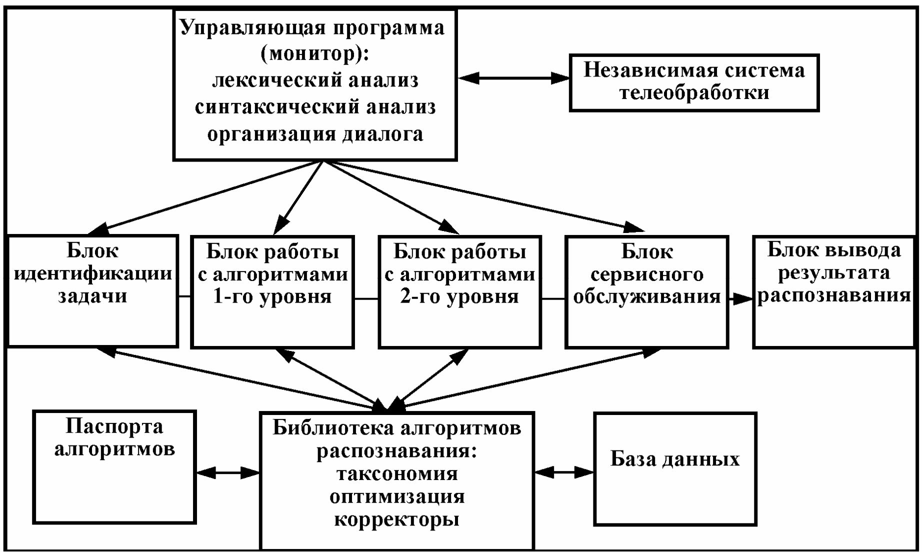

Рис. 4. Архитектура компьютерной системы ПАРУС

В технологическом смысле процесс решения задачи ***Z*** в постановках Z_2 и Z_3 практически одинаков, но имеется небольшое различие на уровне архитектуры [7]. Сформулируем принцип, на базе которого могут быть решены обе задачи.

Тезис 10. *Для решения задачи **Z** в постановках Z_3 и Z_{12} технология может быть построена на принципах 1–4 и следующем принципе.*

*Принцип 5 **(разделения)**. Данные и знания должны быть разделены, и эти виды информации можно использовать для получения результата независимо.*

Структура соответствующей системы показана на рис. 5.

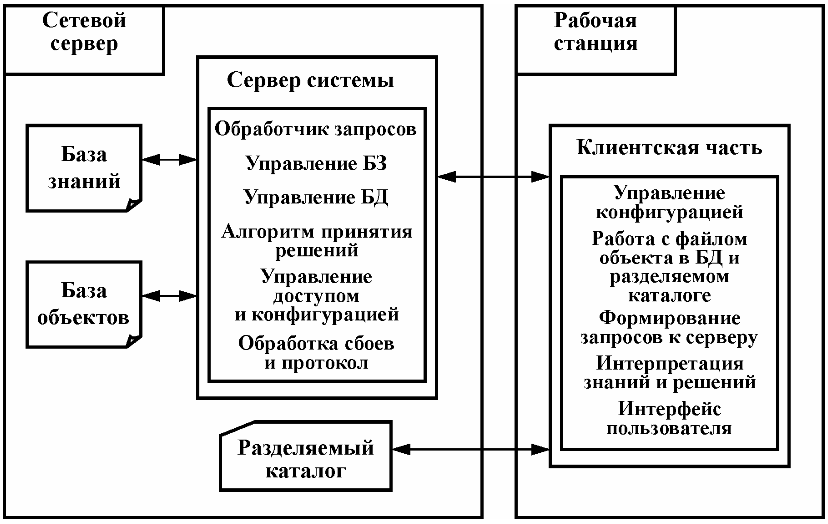

Рис. 5. Структура компьютерной системы Орто-Эксперт

Приложения в интеллектуальном анализе данных. На базе описанных технологий были построены компьютерные системы, которые использовались для решения задач из области интеллектуального анализа данных. Опишем кратко суть задач и основное содержание полученных результатов. Более подробно с ними можно ознакомиться в работах [2, 7, 11, 15–17].

Обработка данных дистанционного зондирования Земли. Рассматривалась задача классификации подстилающих поверхностей Земли по данным космического спектрометрирования и распознавания нефтеносности месторождений по результатам изучения близлежащих водоносных пластов. Для сравнения были выбраны 11 эвристик: варианты алгоритмов вычисления оценок, ближайших соседей, потенциальных функций. По результатам экспериментов формировались наборы для построения модели $\boldsymbol{A}_U$ из «слабокоррелированных» алгоритмов. Далее исследовалась эффективность различных типов корректоров. Определялся объем обучения и его зависимость от числа алгоритмов в корректируемом наборе. Экспериментальные исследования позволили в целом сделать вывод, что двухуровневые схемы с корректором (модели $\boldsymbol{A}_U$) являются разумным подходом к повышению качества и надежности работы систем распознавания.

Решались задачи обработки изображений и выделения требуемых объектов на снимках земной поверхности. Предложенные подходы позволили автоматизировать режим обновления снимков на основе их совмещения с цифровыми картами.

Обработка медицинских данных. Предложенные технологические и структурные решения в результате практического взаимодействия со специалистами-медиками позволили реализовать серию компьютерных систем с общим названием Орто-Эксперт (для поддержки процессов диагностики и лечения пациентов с нарушениями опорно-двигательного аппарата). Некоторые специализированные варианты системы внедрены в Республиканском центре и областных диспансерах спортивной медицины. Их практическое использование обеспечило эффективное обследование, обоснованную диагностику и выбор соответствующего метода лечения, что повысило качество диагностики ортопедических заболеваний и травм и сократило сроки реабилитации спортсменов, в частности в сборных командах Беларуси по различным видам спорта на Пекинской олимпиаде. В 2011 г. на выставке инновационных технологий в Санкт-Петербурге система награждена серебряной медалью как лучший инновационный продукт.

На основе предложенных технологий также разработаны системы, в рамках которых решены проблемы анализа состояния и диагностики рака щитовидной железы по гистологическим, ультразвуковым и цитологическим изображениям клеток и диагностики злокачественных новообразований органов средостения и забрюшинного пространства у детей на основе анализа изображений, полученных с помощью лучевых методов исследования.

Таким образом, предложенные модели и технологии получили практическое применение при разработке компьютерных систем, ориентированных на решение важных народнохозяйственных задач.

1. Журавлев Ю. И. Избранные научные труды. М., 1998.
2. Zhuravlev Yu.I., Ablameyko S.V., Biryukov A.S. et al. // Pattern Recognition and Image Analysis. 2010. Vol. 22. № 2. P. 155.

3. Kline M. MATHEMATICS. The Loss of Certainty. New York, 1980.
4. Перминов В.Я. Философия и обоснование математики. М., 2001.
5. Cutland N. Computability. An introduction to recursive function theory. London, 1980.
6. Barwise J. Handbook of Mathematical Logic. North-Holland, Amsterdam, 1977.
7. Краснопрошин В.В., Образцов В.А. // Выбр. навук. працы Бел. дзярж. ун-та: у 7 т. Т. 6. Матэматыка. Мн., 2001. С. 285.
8. Дюк В., Самойленко А. Data Mining: учебный курс. СПб., 2001.
9. Thayse A., Gribomont P. Approche logique de l’intelligence artificielle. T. 1. De la logique classique a la programmation logique. Paris, 1988.
10. Krasnoproshin V., Obraztsov V., Vissia H. // Computational Intelligence in Business and Economics. London, 2010. Vol. 3. P. 57.
11. Krasnoproshin V.V., Obraztsov V.A. // Pattern Recognition and Image Analysis. 2006. Vol. 16. № 2. P. 169.
12. Журавлев Ю.И. Экстремальные алгоритмы в алгебре над некорректными алгоритмами // Докл. АН СССР. 1977. Т. 237. № 3. С. 509.
13. http://ru.wikipedia.org/wiki/Технология
14. Krasnoproshin V., Obraztsov V., Vissia H. // Proceedings of International Conference on Modeling and Simulation in Technical and Social Sciences (MS’2002), Girona, Spain, 25–27 June 2002. P. 267.
15. Абламейко С.В., Лагуновский Д.М. Обработка изображений: технология, методы, применение / Ин-т техн. кибернетики НАН Беларуси. Мн., 1999.
16. Абламейко С.В., Анищенко В.В., Лапицкий В.А., Тузиков А.В. Медицинские информационные технологии и системы / ОИПИ НАН Беларуси. Мн., 2007.
17. Абламейко С.В., Недзьведь А. М. Обработка оптических изображений клеточных структур в медицине / Объед. ин-т проблем информатики НАН Беларуси. Мн., 2005.

Поступила в редакцию 19.05.11.

Сергей Владимирович Абламейко – академик НАН Беларуси, доктор технических наук, профессор, ректор БГУ. Научные интересы связаны с распознаванием образов, обработкой изображений, искусственным интеллектом и информационно-компьютерными технологиями. Имеет более 400 научных работ, в том числе 13 книг.

Виктор Владимирович Краснопрошин – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой информационных систем управления. Научные интересы связаны с теорией принятия решений, распознаванием образов, искусственным интеллектом и информационно-компьютерными технологиями. Имеет более 200 научных работ, в том числе 5 книг.

Владимир Алексеевич Образцов – кандидат физико-математических наук, доцент кафедры информационных систем управления. Научные интересы связаны с распознаванием образов, искусственным интеллектом и индуктивной логикой. Является автором более 70 публикаций.

$\sum$ /