// In: Browne J. (Editor) Knowledge Based Production Management Systems. — E
Science Publishers B.V., 1989. — P. 133-152.

Комбинаторно-логический подход к распознаванию образов

В.Б. Кудрявцев, С.В. Алешин

В сообщении дается краткое изложение основных понятий, результатов и методов по задаче распознавании дискретных образов.

Введение

В работе излагаются результаты по сравнительно новому направлению в теории распознавания образов, которое получило название комбинаторно-логического. Статья носит обзорный характер. Наряду с традиционными геометрическим, вероятностным и алгебраическим подходами комбинаторно-логический сегодня является одним из главных в этой теории. Отмеченное направление развивалось в основном в России: Московском университете и в Академии наук. Оно началось с ключевой работы С.В. Яблонского по распознаванию неисправностей в технических системах, выполненной им в начале 50-х годов [1]. Одну из главных мыслей в ней составила идея введения понятия теста, которая затем легла в основу главных процедур распознавания. Важнейшими добавлениями к этой идее явились учет важности параметров, определяющих состояние распознаваемой системы и введение функционалов, определяющих тип ее состояния. Впервые это было осуществлено А.Н. Дмитриевым, Ю.И. Журавлевым и Ф.П. Кренделевым [2] путем учета частоты встречаемости параметров в тестах и линейных функционалах для принятия решений, затем этот подход был расширен В.Б. Кудрявцевым [3] за счет рассмотрения тестовых "голосов" на "похожесть" состояния на эталонные признаковые описания и подсчета самих таких голосов при принятии решений. позже этот подход был распространен до учета множества так называемых опорных множеств. рассмотренных в [4]. Трудным вопросом, сопутствующим всем указанным построениям, оказался вопрос о сложности вычислений для принятия решений. Он связан с оценкой числа тестов и их построением. Решающий вклад здесь внесен А.Е. Андреевым [6]. Позже выяснилось, что надежность и скорость принятия решений при распознавании существенно улучшаются при использовании лишь "коротких" тестов, изучавшихся А.В. Кибкало [7]. Вычислительный аспект этих функционалов был аппроксимирован С.В. Алешиным и др. [5]. Комбинаторно-логические процедуры показали высокую эффективность при решении задач распознавания, особенно, когда описание

объектов дается лишь в самом общем виде. К такого рода задачам о
носятся поиск полезных ископаемых, диагностика заболеваний, обнаруж
ние неисправностей в технических системах и др. Основные результат
по дискретным методам распознавания изложены авторами в монографи
"Дискретные процедуры распознавания образов".

Здесь мы хотим дать представление об основных понятиях и процедура
связанных с решением задачи распознавания образов в дискретном случа

1. Задача распознавания

Задача распознавания образов может быть сформулирована так. Име
ся множество A некоторых объектов, являющееся объединением конечно
числа своих непересекающихся подмножеств A_i, $i = 1, 2, \ldots, k$, $A = \cup_i A_i$. Ч
рез P_i, $i = 1, \ldots, k$, обозначим предикат на A, область истинности которо
совпадает с A_i. Некоторые из этих предикатов определены частично. Зад
ча заключается в том, чтобы, располагая неполным описанием предикат
P_i, указать способ их доопределения, то есть для любого элемента a из
и любого $i = 1, \ldots, k$ уметь вычислять значение $P_i(a)$.

Множества A_i называются классами. Случай, когда число классов ра
но двум, является основным. Объекты множества A обычно задаются
помощью описаний — указывается некоторое число свойств, параметр
и каждый объект описывается набором значений предикатов, связанных
этими свойствами. Пространство описаний называют обычно признаков
пространством, а компоненты описаний — признаками.

В случае двух непересекающихся классов задача распознавания сводит
к построению в признаковом пространстве подмножества, которое услов
можно считать "поверхностью", разделяющей классы. Дело упрощаетс
если признаковое пространство обладает "хорошими" свойствами, напр
мер, метрическими. Однако часто приходится иметь дело с описаниями, д
которых трудно ввести разумным образом метрику, а сравнение объект
покомпонентно можно проводить лишь тривиальным образом — провер
совпадение или несовпадение значений компонент.

Такая ситуация была подмечена С.В. Яблонским в его работах, св
занных с диагностикой неисправностей вычислительных устройств [1]. И
было введено понятие теста, которое оказалось плодотворно для широк
круга задач, в том числе и для задачи распознавания.

2. Тесты и тестовые функции

Первые эвристические процедуры, использующие понятие теста, появ
лись в [2]. В качестве описаний объектов выступали наборы из нулей и ед
ниц некоторой фиксированной длины n. Обозначим множество всех так
наборов через E_2^n. Для случая двух классов через O_i обозначим множе
во наборов из i-го класса, для которых известна их принадлежность кл
су. Пару $\{O_1, O_2\}$ называем обучающей парой. Рассмотрим частичну

улевскую функцию

$$\varphi(x) = \begin{cases} 1, & x \in O_1, \\ 0, & x \in O_2, \\ \text{не определена в остальных точках.} \end{cases}$$

Если с помощью какого-нибудь алгоритма мы для любого $x \in E_2^n$ сможем
пределить номер класса, которому x принадлежит, то это эквивалентно
доопределению частичной функции $\varphi(x)$ до некоторой всюду определенной
улевской функции $f(x)$. Функция $\varphi(x)$ на области определения совпадает с
x), поэтому будем называть $\varphi(x)$ фрагментом $f(x)$.

Таким образом задача распознавания теперь может быть сформулирова-
как задача построения функции $f(x)$ по ее фрагменту $\varphi(x)$.

На множестве наборов E_2^n введем три операции "$\circ$", "$\oplus$" и "$+$", соответ-
венно, поразрядного умножения, сложения по mod 2 и арифметического
ожения

$$(\alpha_1, \ldots, \alpha_n) \circ (\beta_1, \ldots, \beta_n) = (\alpha_1\beta_1, \ldots, \alpha_n\beta_n),$$

$$(\alpha_1, \ldots, \alpha_n) \oplus (\beta_1, \ldots, \beta_n) = (\alpha_1 \oplus \beta_1, \ldots, \alpha_n \oplus \beta_n),$$

$$(\alpha_1, \ldots, \alpha_n) + (\beta_1, \ldots, \beta_n) = (\alpha_1 + \beta_1, \ldots, \alpha_n + \beta_n),$$

также отношение частичного порядка "$\leq$": $(\alpha_1, \ldots, \alpha_n) \leq (\beta_1, \ldots, \beta_n)$, вы-
лненного точно тогда, когда для всех $i = 1, 2, \ldots, n$ справедливо $\alpha_i \leq \beta_i$.
Для частичной булевской функции $\varphi(x_1, \ldots, x_n)$ через $\varphi_N(x_1, \ldots, x_n)$ обоз-
чим множество "нулей" для φ, то есть

$$\varphi_N(x_1, \ldots, x_n) = \{(\alpha_1, \ldots, \alpha_n) \in E_2^n | \varphi(\alpha_1, \ldots, \alpha_n) = 0\}.$$

Аналогично, через $\varphi_E(x_1, \ldots x_n)$ обозначим множество "единиц" для φ,
есть

$$\varphi_E(x_1, \ldots, x_n) = \{(\alpha_1, \ldots, \alpha_n) \in E_2^n | \varphi(\alpha_1, \ldots, \alpha_n) = 1\}.$$

Набор $t = (t_1, \ldots, t_n) \in E_2^n$ называется тестом для $\varphi(x_1, \ldots, x_n)$, если для
юбой пары наборов $\alpha \in \varphi_E$, $\beta \in \varphi_N$ имеет место

$$\alpha \circ t \neq \beta \circ t.$$

Множество всех тестов для функции φ обозначим через T_φ.
Тест $t \in T_\varphi$ называется тупиковым тестом для функции φ, если для любого
T_φ, такого что $t' \leq t$, имеет место $t = t'$. Таким образом, тупиковые тесты
это минимальные элементы во множестве T_φ, упорядоченном с помощью
тичного порядка $\leq$.
Множество всех тупиковых тестов для функции φ обозначим через TT_φ.
Множество T_φ можно рассматривать как множество единиц некоторой
левской функции ν:

$$\nu(x_1, \ldots, x_n) = \begin{cases} 1, & \text{если } (x_1, \ldots, x_n) \in T_\varphi, \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Эту функцию назовем тестовой функцией для φ.

Утверждение 1. *Для любой частичной функции алгебры логики* $\varphi(x_1,\ldots,$ *ее тестовая функция является монотонной.*

Рассмотрим наборы

$$W_\varphi^N = \sum_{\alpha\in\varphi_N} \alpha,\quad W_\varphi^E = \sum_{\alpha\in\varphi_E}\alpha.$$

а также наборы

$$S_\varphi^N = \frac{W_\varphi^N}{|\varphi_N|},\quad S_\varphi^E = \frac{W_\varphi^E}{|\varphi_E|},$$

где $|B|$ — мощность множества B.

Наборы S_φ^N, S_φ^E — образуют как бы "центры тяжести" множеств "нул и "единиц" функции φ.

Если ν — тестовая функция для φ, то есть $\nu_E = T_\varphi$, то рассмотрим век $p = S_\nu^E$. $p = (p_1,\ldots,p_n)$.

Вектор p называется вектором информационных весов по тестам, а его компонента p_i — информационным весом i-го признака по тестам.

Таким же способом можно ввести понятие тупиково-тестовой функ $\xi(x_1,\ldots,x_n)$ для функции $\varphi(x_1,\ldots,x_n)$. Множество "единиц" функции ξ с падает с множеством тупиковых тестов для φ, $\xi_E = TT_\varphi$. Набор S_ξ^E — век информационных весов по тупиковым тестам. При построении комбинат но-логических процедур исходят из гипотезы о том, что множество тес (тупиковых тестов) несет в себе большую информацию о различимости о ектов, принадлежащих разным классам. То, что мы рассматриваем тол случай двух классов, делается нами из соображений краткости изложе Определение теста можно вводить для случая произвольного числа клас и даже для произвольного графа связей между объектами, как это и б сделано в упомянутой работе [1].

3. Тестовые процедуры распознавания линейного вида

Первые алгоритмы, использующие тесты, были достаточно простым как позднее обнаружилось, допускали простую геометрическую интерпр цию. Для привлечения геометрических соображений заметим, что хотя распознавании с помощью тестов мы не используем метрических соо шений, полезным оказывается рассмотрение E_2^n как подмножества точе мерного эвклидового пространства R_n. Так, модифицируя алгоритм и приходим к следующей процедуре.

Пусть $\varphi(x_1,\ldots,x_n)$ — частичная булевская функция, (φ_E,φ_N) — обуч щая пара. Пусть $p=(p_1,\ldots,p_n)$ — вектор информационных весов.

Рассмотрим величины $A_j = \sum_i p_i\alpha_{ji}$, $\alpha_j = (\alpha_{j_1},\alpha_{j_2},\ldots\alpha_{j_n}) \in \varphi_E$, $1,\ldots,m_1$, $|\varphi_E| = m_1$, $B_j = \sum_i p_i\beta_{ji}$, $\beta_j = (\beta_{j_1},\beta_{j_2},\ldots\beta_{j_n}) \in \varphi_N$, $j=1,\ldots$ $|\varphi_N| = m_2$.

Если $A_s \le B_k$, $s=1,\ldots,m_1$, $k=1,\ldots,m_2$, то пусть

$$b_0 = \frac{\min_s A_s + \max_k B_k}{2}.$$

Теперь возьмем гиперплоскость Γ в R^n,

$$\Gamma\ \ p_1x_1+p_2x_2+\cdots+p_nx_n = b_0,$$

ормалью $\overline{p}=(p_1,p_2,\ldots,p_n)$.

Решающее правило алгоритма распознавания выглядит следующим обра-

$$f(x_1,\ldots,x_n) = \begin{cases}1, & \text{если } p_1x_1+p_2x_2+\cdots+p_nx_n\ge b_0,\\ 0, & \text{в противном случае.}\end{cases}$$

Заметим однако, что выполнение условия $\min_s A_s \ge \max_k B_k$ заранее полу- ть трудно. В тоже время, если заменить некоторый признак на его отри- ние, то множество тестов (и вектор $\overline{p}$) не изменится. С содержательной ки зрения рассмотрение вместо признака его отрицания также оправ- о, так как признаки выбирались экспертами для различения классов. ким образом, вместо функции $\varphi(x_1,\ldots,x_n)$ можно рассмотреть функцию $(x_1^{\sigma_1},\ldots,x_n^{\sigma_n})$, где $x^\sigma = x\oplus\sigma\oplus 1$, при этом для любого набора $(\sigma_1,\ldots,\sigma_n)$ ль вектора $(p_1,\ldots,p_n)$ останется прежней.

Будем искать такую замену признаков, то есть набор $(\sigma_1,\ldots,\sigma_n)$, чтобы личина $d = \{\min_j A_j - \max_i B_i\}$ стала для функции $\varphi(x_1^{\sigma_1},\ldots,x_n^{\sigma_n})$ макси- льной.

После этого порог b_0 выбирается, как и раньше, так

$$b_0 = \frac{\min_j A_j + \max_i B_i}{2}.$$

4. Тестовые процедуры распознавания нелинейного вида

На примере этой процедуры видна характерная черта комбинаторно-ло- ческих алгоритмов. Достаточно простое решающее правило получается результат обработки большого объема информации. Большой объем числений связан с тем, что в "типичных" ситуациях число тестов ве- ко. Кроме того, попутно приходится решать сложные задачи дискретной тимизации — в данном примере эта задача нахождения максимума фун- онала d. По-видимому, подобные трудности неустранимы, и вытекают из ироды задачи распознавания при отсутствии априорных предположений етрических или вероятностных свойств объектов.

Первые тестовые алгоритмы были линейными в том смысле, что реша- ние правила задавались гиперплоскостью в пространстве R^n, в которую гружалось признаковое пространство E_2^n.

Нетрудно видеть, что такие алгоритмы способны правильно "расшифро- вать" только такие функции, у которых "нули" и "единицы" отделяют- гиперплоскостью, то есть так называемые пороговые функции. Однако,

доля пороговых функций в множестве всех функций алгебры логики н
лика: если всего функций от n переменных 2^{2^n}, то пороговых не более,
2^{n^2}.

Поэтому для решения задачи распознавания в "типичной" ситуации
буются нелинейные алгоритмы. Универсальный алгоритм, который
жет правильно доопределить любую булевскую функцию был предло
В.Б. Кудрявцевым [3]. Этот алгоритм получил название "голосовани
тестам" (соответственно, "голосование по тупиковым тестам").

Изложим алгоритм голосования по тестам. Как отмечалось, необход
по обучающей паре $\{\varphi_E, \varphi_N\}$ доопределить φ на всем кубе E_2^n. Процед
доопределения φ в точке $y = (y_1, \ldots, y_n) \in E_2^n$ заключается в следую
Пусть $T_\varphi = \{\tau_1, \tau_2, \ldots, \tau_d\}$ — множество всех тестов функции φ,

$$\tau_i = (t_{i1}, t_{i2}, \ldots, t_{in}), \quad i = 1, \ldots, d.$$

Для каждого теста $\tau = (t_1, \ldots, t_n) \in T_\varphi$ и каждого $\alpha = (\alpha_1, \ldots, \alpha_n) \in$
вычислим произведение

$$\gamma_\tau^\alpha(y) = \prod_{i=1}^{n}(1 - t_i|y_i - \alpha_i|).$$

Нетрудно видеть, что $\gamma_t^\alpha(y) = 1$ точно тогда, когда наборы α и y
падают в тех разрядах $i_1, i_2, \ldots, i_s$, в которых $t_j = 1$, $j = i_1, \ldots, i_s$. Велич
$\gamma_\tau^\alpha(y)$ есть "голос", который "дает" набор α и тест τ "за вхождение"
класс φ_E, то есть за то, что $\varphi(y) = 1$.

Аналогично для $\beta \in \varphi_N$ величина

$$\gamma_\tau^\beta(y) = \prod_{i=1}^{n}(1 - t_i|y_i - \alpha_i|)$$

"голосует" за то, что $y \in \varphi_N$.

Если $|\varphi_N| = m_1$, $|\varphi_E| = m_2$, то, подсчитывая для веса m_1 общее чи
голосов

$$\Gamma_1(y) = \frac{1}{m_1} \sum_{\tau \in T_\varphi} \sum_{\beta \in \varphi_N} \gamma_\tau^\beta(y)$$

и для веса m_2

$$\Gamma_1(y) = \frac{1}{m_2} \sum_{\tau \in T_\varphi} \sum_{\alpha \in \varphi_E} \gamma_\tau^\alpha(y),$$

мы можем построить решающее правило

$$R(y) = \Gamma_2(y) - \Gamma_1(y),$$

такое что

$$\varphi(y) = \begin{cases} 1, & \text{при } R_1(y) \geq 0, \\ 0, & \text{при } R(y) < 0. \end{cases}$$

Утверждение 2. *Решающее правило $R(y)$ задается полиномом степен
более n от переменных $x_1, \ldots, x_n$.*

аметим, что для всякой булевской функции f можно указать такой поли
$F(x_1, \ldots, x_n)$ степени не более n, что

$$f(x_1, \ldots, x_n) = \begin{cases} 1, & \text{если } F(x_1, \ldots, x_n) \geq 0, \\ 0, & \text{если } F(x_1, \ldots, x_n) < 0. \end{cases}$$

оэтому класс поверхностей, который возникает при применении алго
ма голосования, достаточен для задания любой булевской функции.
а самом деле, для задания булевской функции, как правило, требуется
ном степени меньшей, чем n. Степень n достигается для задания только
функций — $x_1 \oplus x_2 \oplus \cdots \oplus x_n$ и $1 \oplus x_1 \oplus \cdots \oplus x_n$.
апример, часто встречающиеся в приложениях монотонные функции
буют для задания полиномы степени не более $n/2$.
лгоритм голосования относится к числу алгоритмов высокой трудоем
и. Если отказаться от требования точного распознавания во всех точ
E_2^n, допуская "небольшое" число ошибочных распознаваний, то правило
ования может быть заменено на более простое. При этом возникает
е параметрическое семейство алгоритмов. Параметром служит степень
инома, которым аппроксимируют решающее правило алгоритма голосо
ия.

казывается при этом, что, в частности, эвристические линейные ал
тмы, возникавшие ранее, являются линейными приближениями много
на $R(x)$.

акой подход позволяет получить спектр алгоритмов различной слож
и, и выбирать тот или иной в зависимости от мощности распознающей
емы.

оявление большого числа эвристических процедур распознавания выд
т вопросы выяснения применимости этих процедур. Здесь возможны
ичные подходы. Один из подходов заключается в исследовании при
комбинаторно-логических объектов, возникающих при построении ал
тмов распознавания, в том числе исследование поведения параметров
алгоритмов, связанных с тестами.

5. Приближения тестовых процедур распознавания

тестовых процедурах центральное место занимает множество тестов
иковых тестов). Поэтому чрезвычайно важно оценить вычислительные
аты, например, с помощью оценки числа тестов. Если алгоритм ис
зует не все тесты, а лишь тесты некоторой длины, то важной становится
рмация о числе тестов данной длины.
ние сказанного, характеристики, связанные с тестами, оказались удоб
редством для обоснования эвристических алгоритмов распознавания,
тности, для проверки устойчивости алгоритмов по отношению к иска
ниям материала обучения.
личество работ, посвященных оценкам числа тестов, достаточно ве
Первые работы относятся к 70-м годам.

Завершающий характер имели работы А.Е. Андреева [6], который п
чил оценки для практически полного класса таблиц. Следует заметить
оценки были получены им для общего определения теста (тупикового те
когда сравнение элементов данного множества строк проводится от
тельно заданного "графа сравнений". Таким образом, здесь мы снова
вращаемся именно к тому общему определению теста, которое было п
ложено С.В. Яблонским.

Теорема А.Е. Андреева дает асимптотику числа тупиковых тестов
почти всех пар (T, G), где T — множество строк, G — граф сравнен
случае, когда число q ребер в графе G такое, что

$$1 \leq q \leq 2^{n(1-\varepsilon)}$$

и показывает отсутствие таковой для случая

$$C_1 \cdot 2^n \leq q \leq C_2 q^n.$$

Эти результаты окончательно подтвердили гипотезу, возникшую в
ранних работах, об экспоненциальном характере роста числа тупи
тестов в (статистически) типичном случае, что заставляло искать пут
хода возникающих вычислительных трудностей при построении конкр
распознающих процедур.

Один из таких подходов заключается в отказе от рассмотрения мнох
всех тестов в качестве "опорного". При этом выбор подмножества т
должен быть подтвержден данными о поведении соответствующих х
теристик.

Множество тупиковых тестов или множество тестов используется
личных алгоритмах распознавания для вычисления тех или иных пар
ров алгоритмов. Например, в линейных алгоритмах вычисляются ко
циенты линейных форм с помощью информационных весов признаков.
да один из признаков имеет критериальный характер — принимает
ние 0 на всех эталонах из одного класса и значение 1 на всех эталон
другого класса. Ясно, что уже этот признак образует тупиковый те
различает любую пару объектов из разных классов материала обу
то есть является чрезвычайно "сильным" с точки зрения распозна
В то же время, этот признак входит только в один тупиковый тест,
информационный вес (по тупиковым тестам) относительно мал по срав
с другими признаками.

Конечно, "предельный" случай, который сейчас был рассмотрен,
дает оснований для выводов о тенденциях информационных весов. О
оценки для средних значений (по всем парам таблиц) вершины ин
ционных весов говорят о том, что вес признака по всем тупиковы
там имеет тенденцию к уменьшению с увеличением доли различаемы
признаком пар эталонов.

Возвращаясь к примеру "сильного" признака, заметим, что любо
множество, содержащее этот признак, является тестом. Так что и
мационный вес этого признака по всем тестам относительно велик

огласуется с нашим интуитивным стремлением видеть в информационном
есе отражение значимости признака. Однако, оценки для средних значе-
ий, а также значений для почти всех пар таблиц показывают, что вес приз-
ака по всем тестам почти всегда равен 1/2 и не зависит от доли различае-
ых признаком пар объектов.

Продолжая рассматривать "предельный" случай, когда признак разли-
ает любую пару объектов из разных классов, мы можем заметить, что
сли мы ограничимся рассмотрением тестов, длина которых не превосходит
екоторое фиксированное число, то и в этом случае вес "сильного" признака
о данному множеству тестов будет достаточно велик. Вместе с тем, мы, по-
идимому, не должны слишком понижать границу длины тестов, так как при
том может теряться информация, распределенная по тестам, содержащим
е только самые "сильные" признаки.

Оказывается [7], что если в качестве верхней длины тестов будет выбрано
исло из интервала

$$\eta = (\log m - \log\log m, \log m - \log\log\log m), \quad m = |\varphi_E| \cdot |\varphi_N|,$$

о информационные веса ведут себя "правильно": когда доля пар объектов,
азличаемых данным признаком, растет, тогда вес признака по всем таким
естам (и по всем таким тупиковым тестам) растет.

Тесты, длина которых не превышает некоторого числа из интервала η,
азываются короткими тестами.

Короткие тесты обладают еще одним важным свойством. Предположим,
то описание эталонов может содержать ошибки. Оказывается, что мно-
жество коротких тестов устойчиво относительно малых искажений обучаю-
щего материала. Эти результаты получены в [7] для "невысоких" таблиц,
оторые, по-видимому, представляют наибольший интерес для применения
омбинаторно-логических алгоритмов.

Другой подход [5] к обоснованию эвристических процедур можно проде-
монстрировать на примере линейных алгоритмов. Пусть $\mathcal{A}$ — линейный
алгоритм распознавания. Тогда результат его применения к частичной
функции $\varphi(x_1, \ldots, x_n)$ есть некоторая гиперплоскость Γ.

Подставляя в уравнение для Γ все точки из E_2^n, получим пороговую
функцию $f(x_1, \ldots, x_n)$ такую, что $f(x_1, \ldots, x_n) = 1$ только в том случае, если
$x_1 + p_2 x_2 + \cdots + p_n x_n \geq b_0$.

Пусть теперь f — некоторая пороговая функция, и φ — ее фрагмент.
Применим к φ алгоритм $\mathcal{A}$. Пусть в результате построена гиперплоскость
Гиперплоскость Γ' может, вообще говоря, отличаться от гиперплоскости
Чтобы оценить ошибку, вычислим угол γ между нормалями к Γ и Γ'.
Будем говорить, что $\mathcal{A}$ ε-распознает f по фрагменту φ, если $\gamma < \varepsilon$. Точ-
ность распознавания зависит, очевидно, от выбора фрагмента φ. Скажем,
что $\mathcal{A}$ ε-распознает f, если существует фрагмент φ такой, что $\mathcal{A}$ ε-распозна-
ет f по фрагменту φ.

Алгоритм $\mathcal{A}$ называется асимптотически правильным, если, начиная с
некоторого n_0, для всех $n > n_0$ и для любой пороговой функции $f(x_1, \ldots, x_n)$
от n переменных, алгоритм $\mathcal{A}$ $\varepsilon(n)$-распознает f, причем $\varepsilon(n) \to 0$ при $n \to \infty$.

Утверждение 3. *Линейные приближения алгоритма голосования являют асимптотически правильными линейными алгоритмами.*

По-видимому, требование асимптотической правильности является тественным для линейных алгоритмов. Если алгоритм асимптотически пр вильный, то нам гарантировано "почти" безошибочное распознавание л бой пороговой функции при условии подходящего материала обучения, есть при хорошей работе экспертов, которые оценивали материалы обу ния.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Чегис И.А., Яблонский С.В. Логические способы контроля электрических схем Труды Математического института им. В.А. Стеклова, АН СССР. — 1958. — Т.
2. Дмитриев А.Н., Журавлев Ю.И., Кренделев Ф.П. О математических принципах кл сификации предметов и явлений // Дискретный анализ. — ИМ СО АН СССР. 19 — Вып. 7.
3. Константинов Р.М., Королева З.Е., Кудрявцев В.Б. Комбинаторно-логический под к задачам прогноза рудоносности // Сб. "Проблемы кибернетики". — М.: Нау 1976. — Вып. 31.
4. Журавлев Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания к классификации // Сб. "Проблемы кибернетики". — М.: Наука, 1978. — Вып. 31
5. Алешин С.В. Метризация дискретных процедур распознавания. Труды семинара дискретной математике и ее приложениям. — Издательство МГУ, 1989.
6. Андреев А.Е. Некоторые вопросы тестового распознавания образов // ДАН СС — 1980. — Т. 255, № 4.
7. Кибкало А.Б. Об алгоритмах распознавания образов, использующих короткие те // Вестник МГУ, математика, механика. — 1988.

Принципы построения интеллектуальных сетей связи

В.Г. Лазарев, Е.И. Пийль

Рассматривается концепция интеллектуальных сетей (ИС), позволяющая объединить различные типы сетей в единую сеть с интеграцией обслуживания. Концепция использует понятие функциональных компонент и наличие ряда систем, которые описываются в статье. Приведена архитектура ИС.

К концу 70-х годов наряду с телефонными сетями широкое распространение получили сети ЭВМ, телетекста, видеотекста и др. Это объясняется тем, что темпы роста передачи данных и документальной информации стали существенно превышать темпы роста нагрузки в телефонных сетях. Если в конце 80-х годов рост телефонной нагрузки в мире составил около 4%, то объем передаваемых данных и документальной информации ежегодно увеличивается более, чем на 25%. Это связано с непрерывным расширением сферы информационных услуг как по объему, так и по видам. Так в 1987 году в США на информационную сферу приходилось 83% трудовых ресурсов страны, а к 2000 году ожидается увеличение до 90%. При этом непрерывно растет доход от деятельности в информационной сфере. По данным директора Международного консультативного комитета по телеграфии и телефонии (МККТТ) др. Ирмера в 1986 году в США доход от информационной сферы составил 46%, и наблюдается тенденция его роста. По данным председателя Программного комитета международной конференции по цифровым сетям интегрального обслуживания (ЦСИО) в Европе проф. Арибака [1] объем мирового рынка в области информационной сферы (информационная технология, электросвязь, телевидение и др.) в середине 80-х годов составил около 700 млрд. экю, из которых значительная часть (300 млрд. экю) приходилась на электросвязь, причем примерно 300 млрд. из них составил рынок услуг, предоставляемых различными видами электросвязи. Следует отметить, что в последнее десятилетие для удовлетворения потребностей абонентов приходится вводить все новые услуги и периодически осуществлять их изменение.

В связи с этим очевидна целесообразность объединения различных типов сетей в единую сеть с интеграцией обслуживания при использовании новых принципов введения предоставляемых электросвязью услуг и изменения их [...]. Эти идеи и послужили основой концепции интеллектуальных сетей (ИС), которая начала разрабатываться в конце 80-х годов.