Методологічні та теоретичні проблеми розпізнавання образів

Methodological and Theoretical Problems of Pattern Recognition

Reasoning with metasemantic network

Mykhailo Bondarenko, Vahan Terzijan

Kharkiv Institute of Radioelectronics

14, Lenin Avenue
Kharkiv, 310726, Ukraine
Phone: (057) 240-94-46 Fax: (057) 240-91-13
E-mail address: mickey@sfera.kharkov.ua

A metasemantic algebra is proposed as mechanism for reasoning formalizing in metasemantic networks. Rules and metarules classification was made that are used for metasemantic Knowledge Representation. Reasoning problems were defined on a semantic rules basis, they are as follows:

— a semantic calculus for a unknown relation between network objects;

— a semantic calculus of a single object using its internal structure;

— an interpretation of external semantic structures by an internal Knowledge Representation structure of the system.

A solution of given problems was complicated with a metasemantic network specification. This network does not assume the presence of relations only between objects, but it does between relations as well. Proposed here metasemantic algebra allows to describe a metasemantic network and formalize reasoning problems. The algebra operates with unary and binary relations on each level of metasemantics. This work only formulates the main directions of the metasemantic algebra development and needs in further theoretical and practical research in this field.

♦

Алгоритмічне конструювання розпізнаючих систем на основі логічного і алгебричного підходів

Юрій Василенко, Василь Роботишин, Федір Соханич

Ужгородський університет

Україна, 294000, Ужгород
вул. Кірова, 29/83
Тел.: (031) 224-33-25

В наш час у розпізнаванні образів є багато таких методів, які по суті (що дуже важливо!) ближчі все ж таки до класичної математики (або точніше — до обчислювальної): перцептрон Розенблата, ітераційні методи, методи потенціальних функцій та інші. Деякі методи ближчі до математичної статистики (еталонні, методи, які використовують формулу Байєса). Останні більш наближені до практики, ніж вказані вище. Особливо треба відмітити методи таксономії, тобто методи виділення, в деякому розумінні, концентрації інформації. Всі ці та інші методи, які засновані на традиційних математичних концепціях, на практиці не дають можливості за заданою навчаючою вибіркою (НВ) швидко відшукати і фіксувати головні закономірності, що їй притаманні. Це пояснюється тим, що дані методи підходять до цього питання дуже детально, тому навіть обробку невеликої НВ (тобто конструювання по ній розпізнаючої системи (РС)) здійснювати ними досить складно.

Отже, назріла необхідність розробляти такі методи, які дають можливість швидко знаходити («виловлювати») за НВ «головну інформацію», її характерні особливості, а надалі (на наступних етапах обробки НВ) провадити їх уточнення, перевірку тощо. Саме ця центральна ідея (крім ряду інших, наведених нижче) і покладена в основу всіх алгоритмів розпізнавання, які конструюються за так званою схемою розгалуженого вибору ознак (схемою РВО). Опис самої схеми РВО, а також її математичної суті будуть дані нами нижче. Зараз ми ще раз звернемо увагу читача на той факт, що в даній роботі формулюється підхід до конструювання РС саме з підкреслених вище позицій, а саме: у процесі обробки НВ (тобто навчання розпізнаванню) здійснюється її стиснення і формування (утворення за її даними) таких нових ознак, які відображають її внутрішні закономірності, що могли би ввійти в структуру сконструйованої РС. При цьому головний критерій — це мінімізація пам'яті РС у процесі її конструювання (поза звичною мінімізацією емпіричного ризику, притаманного відомим зараз детерміністським методам). Останнє реалізується в алгоритмах РВО тим, що із НВ в процесі навчання на кожному його кроці здобуваються найбільші її частини (блоки), які потім замінюються новими (на відміну від заданих початково) ознаками, що подаються на РС. Така постановка задачі конструювання РС, на жаль, не знайшла відображення у всіх існуючих методах (або, принаймні, на ній особливо не акцентується увага).

В ідейному плані (досить просте та економне конструювання кінцевого розпізнаючого алгоритму із деяких локальних) розвинутий нами підхід досить близький до широко відомого зараз у розпізнаванні алгебраїчного підходу Ю.І. Журавльова. На відміну від останнього нами використовуються логічні конструкції замість алгебраїчних.

Випускаючи математичну сторону методу РВО, його можна коротко описати так. Нехай на першому кроці методу РВО «працює» (використовується) довільний алгоритм розпізнавання, в результаті дії якого дістаємо деяку розпізнаючу Формулу (так звану «узагальнену ознаку»). Дана формула реалізує певний рівень точності розпізнавання, приймаючи декілька значень, в залежності від значень ознак. Ці значення характеризують собою шляхи (образи), причому є шляхи, на яких формула «працює добре», а є й такі, на яких — «погано» (і надалі поліпшення точності тут не буде). Саме на цих шляхах ми повинні взяти інший алгоритм, що реалізує іншу формулу і якось «з'єднується» з першим і т. д. У методі РВО ми доти повторюємо такий вибір і «склеювання» алгоритмів (узагальнених ознак), поки не дістанемо необхідний рівень точності розпізнавання. Відзначимо найголовніші переваги методу РВО відносно відомих зараз багаточисленних підходів.

1. В методі РВО у ролі окремих кроків можуть виступати довільні алгоритми розпізнавання образів (наприклад, метод формування по НВ куль, розділяючих площин, кореляційні, еталонні, інтегральні методи тощо). При цьому особливо важливо відмітити, що, використовуючи той чи інший метод для здобуття певного рівня розпізнавання, ми не вимагаємо, щоб він давав повне розпізнавання об'єктів НВ, оскільки поліпшення якості розпізнавання досягається на наступних кроках схеми РВО; тому можна вимагати, щоб на кожному кроці утворювалися досить прості формули, тобто щоб самим уникати переускладнення РС.

2. Метод РВО має значну гнучкість, оскільки йому притаманна можливість використання на кожному окремому кроці довільних алгоритмів розпізнавання, а це дозволяє «вийти із будь-якого глухого кута» (не виключено навіть втручання користувача: наприклад, він може якимось чином сформувати і «запропонувати» ЕОМ деяку ознаку, ефективність якої вона потім перевірить, використовуючи для цього спеціальні формули оцінки важливості ознак, що існують у методі РВО).

3. Добудова (ускладнення) розпізнаючої формули (узагальненої ознаки) у методі РВО проходить саме в тих «місцях» РС, де є більше всього помилок. Ні в одному з інших методів розпізнавання цього немає (або, принаймні, так прямо це питання не ставиться).

4. У відомих методах ми не можемо регулювати складність конструйованої розпізнаючої формули (схеми), тобто якось впливати на її зміну (або ж це досить складно). Останнє можливе у методі РВО і здійснюється самою ЕОМ або користувачем шляхом вибору все більш «кращих» ознак, що і приводить до простої схеми розпізнавання. Одночасно відмітимо, що, наприклад, у перцептроні Розенблата складність РС у процесі її створення не змінюється, а в ітераційних методах складність РС весь час збільшується.

Для ЕС ЕОМ метод РВО був реалізований у вигляді спеціальної САПР для конструювання РС. Зараз здійснюється його реалізація для ПЕОМ типу *IBM 386*, а також технічна реалізація на основі мікропроцесорів (розпізнаючі спеціалізовані процесори).

◆

Взаємозв'язок звичайних і прихованих марківських процесів розпізнавання образів

Тарас Вінцюк

Інститут кібернетики АН України

Україна, 252207, Київ
просп. Академіка Глушкова, 40
Тел.: (044) 266-43-56 Факс: (044) 266-15-70
E-mail address: vintsiuk%golos.kiev.ua@relay.ussr.eu.net

В автоматичному розпізнаванні сигналів, особливо в відомих ІКДП- та НММ-технологіях розпізнавання сигналів мовлення [1, 2], поширення набули марківські моделі сигналів класів. Так, в НММ-технології (*Hidden Markov Model* — Прихована Марківська Модель) спостережувані сигнали — послідовності елементів-векторів або елементів-скалярів (символів, імен) $J_{0l} = (j_1, j_2, ..., j_i, ..., j_l)$ описуються однорідною марківською моделлю, яка має стани $s \in S$ ($|S| = m$ — кількість станів) з ймовірностями переходів $p(v/s)$, $s, v \in S$, та ймовірностями $p(j/s)$, $s \in S$, $j \in J$ (J — алфавіт спостережуваних елементів, $|J| = n$) спостереження елементів j за умови перебування в стані s, а ймовірність спостережуваного сигналу J_{0l} за умови класу $k \in K$ задається формулою:

$$p(J_{0l}/k) = \max_{\{S_{0l}\}} \prod_{i=1}^{l} p(s_i/s_{i-1})\, p(j_i/s_i)\,, \tag{1}$$

де $S_{0l} = (s_1, s_2, ..., s_i, ..., s_l)$ — послідовність станів; s_i — стан процесу в момент часу i; $p(s_0)$, $s_0 \in S$ — ймовірність початкових станів, $\sum_{v \in S} p(v/s) = 1$, $\sum_{j \in J} p(j/s) = 1$ для всіх $s \in S$, $\sum_{s_0 \in S} p(s_0) = 1$ (в правій частині формули (1) індекси номеру класу опущені заради простоти). В ІКДП-технологіях співмножник $p(s_i/s_{i-1})$ в (1) опускається, а послідовності S_{0l} не є довільними, а визначаються детермінованими функціями переходів. Для задання моделі (1) потрібно $m(m+n+1)$ чисел. Згортка в (1) за всіма послідовностями станів (прихованими параметрами) робиться шляхом сумування або максимизації.

Розглянемо альтернативну, звичайну однорідну марківську модель, яка визначається виразом

$$p(J_{0l}/k) = \prod_{i=1}^{l} p(j_i/j_{i-1}) \tag{2}$$

і має $n(n+1)$ параметрів $p(j/u)$, $j,u \in J$, $p(j_1/j_0) = p(j_1)$, $j \in J$, та спробуємо вияснити, у якому зв'язку ця модель знаходиться по відношенню до прихованої марківської моделі (1).

Позначимо через p_i вектор ймовірностей досягнення стану $s \in S$ в момент i: $p_i = (p(s_i = s),\ s = 1:m)$, $i = 1:l$; через A — квадратну матрицю $p(v/s)$, $v, s = 1:m$; через B — прямокутну матрицю спостережень $p(j/s)$, $j = 1:n$, $s = 1:m$. Справедливим є співвідношення:

$$p_i = p_{i-1} A = p_0 A^i, \tag{3}$$

де s-та компонента p_i:

$$p(s_i = s) = \sum_{\substack{\{s_\nu\}_{\nu=1}^{i} \\ s_i = s}} \prod_{\nu=1}^{i} p(s_\nu/s_{\nu-1}), \tag{4}$$

а $p_0 = (p(s_0 = s),\ s = 1:m)$. Далі позначимо $Q_1 = p_1 \otimes B_{j_1}$ вектор покомпонентного добутку двох векторів p_1 і B_{j_1}: $Q_1(s) = p(s_1 = s) \cdot p(j_1/s)$, $s = 1:m$ та організуємо рекурентний обчислювальний процес

$$Q_1 = p_1 \otimes B_{j_1}; \quad r_{i+1} = Q_i \cdot A,\ Q_{i+1} = r_{i+1} \otimes b_{j_{i+1}}, \quad i = 1:(l-1). \tag{5}$$

Формули (5) обчислюють вектор Q_{i+1} ймовірностей того, що сигнал $J_{0(i+1)} = (j_1, j_2, \ldots, j_{i+1})$ є породженням однорідної марківської моделі при умові закінчення процесу в момент часу (i + 1) в стані $s \in S$:

$$Q_{i+1}(s) = p(s_{i+1} = s;\ J_{0(i+1)}) = \sum_{\substack{\{s_\nu\}_{\nu=1}^{i+1} \\ s_{i+1} = s}} \!\!\max\ \prod_{\nu=1}^{i+1} p(s_\nu/s_{\nu-1}) \cdot p(j_\nu/s_\nu). \tag{6}$$

Ймовірності $p(J_{0l}/k)$, за якими визначається відповідь розпізнавання, обчислюються згідно (5) для моменту $i = l$:

$$p(J_{0l}/k) = \sum_{s=1}^{m} \!\!\max\ Q_l(s). \tag{7}$$

Ймовірність елемента j_i в момент i при умові перебування в стані $s_i = s$ дорівнює

$$p(j_i,\ s_i = s) = (p_i \otimes B_{j_i})_s, \tag{8}$$

де $(\ )_s$ означає s-ту компоненту вектора $(\ )$. Ймовірність одного елемента j_i з (8):

$$p(j_i) = \sum_{s-1}^{m} p(j_i, s_i = s) = \sum_{s-1}^{m} (p_i \otimes B_{j_i})_s . \tag{9}$$

Складемо вектор y з компонент $p(j)$, $j \in J$. Тоді з (9) отримаємо

$$y_i = p_i \cdot B . \tag{10}$$

Далі покажемо, що якщо розглядати сигнал J_{0l} як такий, який породжений однорідною прихованою марківською моделлю (1) з параметрами A і B, то, згідно з цією моделлю, сигнал J_{0l} має марківську властивість, тобто для нього є справедливим

$$p(J_{0l}/k) = \prod_{i-1}^{l} p(j_i/j_{i-1}) . \tag{11}$$

Дійсно, подамо матрицю A у вигляді добутку прямокутних матриць B і D: $A = B \cdot D$. Тоді згідно (3) і (10)

$$p_i = p_{i-1} A = p_{i-1} BD = y_{i-1} D . \tag{12}$$

Із формули (10) також отримуємо

$$y_i = p_i B = (p_{i-1} BD) B = p_{i-1} BDB = y_{i-1} DB = y_{i-1} C , \tag{13}$$

де $C = DB$. А із співвідношення $y_i = y_{i-1} C$ маємо, що подібно до (3)—(4), які виражають марковість процесу $\{s_i\}$, процес $\{y_i\}$ також є марківським.

Останній результат означає, що прихована марківська модель є не що інше, як специфічна форма задання звичайної марківської моделі. Різниця тільки в кількості параметрів: $m(m+n+1)$ проти $n(n+1)$.

Нехай дано прихований марківский процес, тобто заданими є матриці A і B. Тоді згідно з $A = BD$ маємо систему з m^2 рівнянь:

$$a_{vs} = p(s/v) = \sum_{j-1}^{n} b_{vj} d_{js} = \sum_{j-1}^{n} p(j/v) d_{js} = \sum_{j-1}^{n} p(j/v) \cdot p(s/j) , \quad v, s = 1 : m , \tag{14}$$

де відомими є параметри $p(s/v)$, $v, s = 1 : m$ та $p(j/v)$, $j = 1 : n$, $v = 1 : m$, а невідомими — mn параметрів $p(s/j)$, $s = 1 : m$, $j = 1 : n$ (останні знаходимо, розв'язуючи систему (14) з m^2 лінійних рівнянь). Далі за допомогою рівняння $C = DB$ за відомими $p(r/s)$ та найденими $p(s/j)$

$$c_{jr} = p(r/j) = \sum_{s-1}^{m} d_{js} \cdot b_{sr} = \sum_{s-1}^{m} p(s/j) \cdot p(r/s), \quad j, r = 1 : n , \tag{15}$$

отримуємо звичайну марківську модель з параметрами $p(r/j)$, $j, r = 1 : n$. Отже, від обчислень за формулою (1) для прихованої марківської моделі можна перейти (якщо система лінійних рівнянь (14) має розв'язок) до більш простих обчислень за звичайною марківською моделлю (2): $lm(m+1)$ множень і $(lm+1)(m-1)$ додавань проти $(l-1)$ множень. (Нагадаємо, що співвідношення за об'ємами пам'яті для зберігання параметрів моделей такі: $(m(m+1) + m \cdot n)$ проти n^2. Отже, виграш в швидкодії є суттєвим — в $2m^2$ раз.

Навпаки, якщо відома звичайна марківська модель (2), то використовуючи n^2 рівнянь (15), за відомими $p(r/j)$, $j,r = 1 : n$ можна спробувати обчислити $2mn$ параметрів $p(s/j)$, $p(r/s)$, $s = 1 : m$; $j, r = 1 : n$, і тоді за (14) знайти решту параметрів прихованої марківської моделі (1): $p(s/v)$, $s, v = 1 : m$.

Результати досліджень умов, за яких можливий перехід від моделі (1) до моделі (2), будуть повідомлені додатково.

Література

1. *Т.К.Винцюк.* Сравнительный теоретический анализ ИКДП- и НММ- методов распознавания речи // Тез. докл. 15-го Всесоюз. семинара «Автоматическое распознавание слуховых образов». — Таллинн, 1989. — С. 18–24.
2. *F.Jelinek.* Continuous speech recognition by statistical methods // Proc. IEEE. — 1976. — 64, № 4. — P. 532–556.

◆

Про інваріантність ймовірності помилки при переході до розпізнавання на два класи

Галина Глушаускене

Інститут кібернетики АН України

Україна, 252207, Київ, просп. Академіка Глушкова, 40
Тел.: (044) 267-60-23

У деяких роботах з розпізнавання образів [1] відзначалось, що задачу розпізнавання на довільну кількість класів можливо звести до задачі розпізнавання на два класи. Але при цьому ніде не ставилось питання, наскільки правомірний такий перехід з точки зору надійності розпізнавання. Інакше кажучи, чи змінюється ймовірність помилки розпізнавання при переході від байєсової схеми розпізнавання до поетапного розпізнавання на два класи. У доповіді будуть наведені умови, при яких ймовірність помилки залишається незмінною.

Введемо деякі позначення. Розглядається множина класів $V = \{ V_1, ..., V_M \}$. Процедура розпізнавання здійснюється за результатами вимірювання деякої ознаки $x \in X$. Множини $X_k = \{x : p(x \mid V_k) > 0\}$, $k = \overline{1, M}$ — власні області класів у просторі ознак. Множини $\Omega_k = \{x : P(V_k \mid x) = \max\limits_{i = \overline{1, M}} P(V_i \mid x)\}$, $k = \overline{1, M}$ — області оптимальних рішень.

Твердження 1. Щоб при переході від байєсової схеми розпізнавання до поетапного розпізнавання на два класи ймовірність помилки залишилась незмінною, необхідно і достатньо, щоб для кожного значення $x \in X$ знайшовся номер $k = \overline{1, M}$, при якому виконується така умова:

$$\frac{p(x)}{p(x \mid V_k)} < 2P(V_k)\,. \tag{1}$$

Інакше кажучи, необхідно і достатньо, щоб вся область можливих значень ознаки X розбивалась на деякі множини Ω_k^* такі, що $\forall x \in \Omega_k^*$ виконана умова (1).

Деякі висновки про можливість переходу до поетапного розпізнавання на два класи можна зробити на підставі аналізу власних областей класів у просторі ознак.

Твердження 2. Нехай розподіли ознак у класах являють собою неперервні функції, а власні області класів однозв'язні та опуклі. Тоді для виконання умов твердження 1 необхідно, щоб перетин будь-яких трьох власних областей повністю вкладався в одну з областей оптимальних рішень, тобто

$$\forall i_1, i_2, i_3 = \overline{1, M}, \quad i_1 \neq i_2 \neq i_3 \neq i_1, \quad \exists j = \overline{1, M} \ : \ X_{i_1} \cap X_{i_2} \cap X_{i_3} \subseteq \Omega_{i_j}\,.$$

Твердження 3. Нехай розподіли ознак у класах являють собою неперервні функції, а власні області класів однозв'язні та опуклі. Нехай існує непустий перетин більше ніж двох власних областей класів, тобто

$$\bigcap_{l=1}^{L} X_{i_l} \neq \varnothing\,,\ L \geq 3,\ L \leq M\,.$$

Тоді для виконання умов твердження 1 необхідно, щоб серед сім'ї власних областей класів $\{X_{i_l}, l = \overline{1, L}\}$ знайшлась деяка власна область, яка включає в себе перетин будь-яких двох власних областей класів з цієї сім'ї, тобто

$$\exists\, l^* = \overline{1, L} : \forall j, k = \overline{1, L}\,,\ X_{i_j} \cap X_{i_k} \subseteq X_{i_{l^*}}\,.$$

В умовах тверджень 2 і 3 фігурує перетин трьох і більше власних областей класів. Може виникнути питання, чи будуть умови твердження 1 виконані, якщо такий перетин завжди порожній. Відповідь дає наступне очевидне твердження.

Твердження 4. Якщо власні області класів однозв'язні, то для виконання умов твердження 1 достатньо, щоб перетин будь-яких трьох власних областей класів був порожній, тобто

$$X_i \cap X_j \cap X_k = \varnothing \quad \forall i, j, k = \overline{1 : M}\,,\quad i \neq j \neq k \neq i\,.$$

Важливо відзначити, що умови твердження 3 конструктивні в тому випадку, коли ніяка з власних областей класів X_k не співпадає з множиною всіх можливих значень ознаки X, тобто коли розподіли ознак в класах задані на деяких обмежених множинах. У противному разі, умови твердження 3 виконані завжди незалежно від виконання умов твердження 1. Більше того, якщо три або більше власні області співпадають з множиною X, то умови твердження 3 завжди виконані, хоча в цьому випадку у відповідності з твердженням 2 умови твердження 1 ніколи не будуть виконуватись. Наприклад, якщо розподіли ознак в класах є неперервними і невід'ємними в області визначення (наприклад, нормальний розподіл), то умови твердження 2, отже і твердження 1, ніколи не будуть виконані і, таким чином, при переході до поетапного розпізнавання на два класи для них завжди буде відбуватись збільшення ймовірності помилки.

Таким чином, виконання умов сформульованих тверджень передбачає «слабкий перетин» власних областей класів. При співпаданні власних областей класів завжди відбувається збільшення ймовірності помилки; коли власні області не перетинаються, маємо безпомилкове розпізнавання класів. Для розпізнавання з відмінною від нуля ймовірністю помилки, яка залишається незмінною при переході від розпізнавання на декілька (більше двох) класів у відповідністю з байєсовою схемою прийняття рішень до так званого поетапного розпізнавання на два класи, достатньо попарного (але не більше) перетину власних областей класів, але ця умова не є необхідною. Непорожній перетин більш ніж двох класів допустимий, але при цьому область перетину повинна бути дуже обмеженою (знаходитись в межах однієї області оптимальних рішень).

Література

1. *Васильев В.И., Овсянникова Ф.П., Цой Р.И.* Конструирование смешанных пространств в процессе обучения распознаванию образов // Автоматика. — 1985. — № 5. — С. 3–8.

◆

В яких задачах та чому треба застосовувати оптимальну інтервальну дискретизацію вхідних сигналів

Олексій Івахненко

Інститут кібернетики АН України

Україна, 252207, Київ
просп. Академіка Глушкова, 40
Тел.: (044) 265-24-94

1. Інтервальна дискретизація є однією з форм фільтрації даних вхідної вибірки. Точки цієї вибірки розподіляються на декілька рівнів. Відповідно до вимог відомої теореми Відроу до кожного рівня треба віднести однакове або майже однакове число точок. Можна сказати, що при інтервальній дискретизації відбувається зміна розміру одиниці виміру змінних та деяке округлення даних. Оптимальною інтервальна дискретизація стає тоді, коли кількість рівнів дискретизації вибрано за мінімумом критерію компенсації нечіткого характеру об'єкту, про що буде сказано далі.

2. Оптимальну інтервальну дискретизацію можна рекомендувати для створення структурних схем алгоритмів перебору множини моделей-кандидатів або кластеризацій-кандидатів за зовнішнім критерієм. Якщо застосовуються неперервні дані, то треба побудувати двомірний алгоритм перебору моделей або кластеризацій: для кожної структури моделі треба знайти свою оптимальну множину вхідних змінних (ознак). На відміну від цього для інтервальної дискретизації досить застосувати два одномірні перебори: спочатку знайти оптимальну множину вхідних ознак, а потім знайти за допомогою перебору варіантів оптимальну структуру моделі чи кластеризації. Пояснюється це тим, що Геометричне Місце Мінімумів (ГММ) критеріїв, у разі застосування інтервальної дискретизації, іде вертикально угору з точки, що відповідає фізичній моделі (як у випадку точних вхідних даних). Такі властивості має ГММ для канонічної форми всіх відомих критеріїв. Для неперервних ознак ГММ має нахил і тому треба застосовувати двомірну структуру перебору.

3. Оптимальну інтервальну дискретизацію треба застосовувати у випадку, коли вибірка містить в собі як неперервні, так і бінарні або семантичні ознаки. Наприклад, можна застосувати такі сигнали:

я бачу хутір — 1000
я бачу село — 0100
я бачу оселю — 0010
я бачу щось інше — 0001 і т. п.

Такий сигнал можна обробляти разом з кількісною ознакою:

мало — 100
нюрма — 010
багато — 001 і т. п.

4. Оптимальна інтервальна дискретизація дозволяє дуже зручно застосовувати критерій числа суперечок, що розв'язуються — $q_{\min} \to \min$. Будуються мапи числа розв'язаних суперечок, аналізуються мінімуми сумарної мапи. Аналіз показує, з якою кратністю розв'язані найбільш небезпечні суперечки для кластеризацій та розпізнавання образів.

5. Якщо об'єкт розпізнавання нечіткий (що часто буває в екології, економіці тощо), то діє «закон адекватності» Стефорда Бора: «чорні ящики» в характеристиці об'єкту треба компенсувати відповідними «чорними ящиками» в системі управління або розпізнавання. У випадку розв'язання задач розпізнавання досить тільки частково компенсувати нечіткий характер об'єкту. Це досягається у програмі перебору кластеризацій, яка має назву «Pointing-out Finger», розробленої в Інституті кібернетики АН України.

Оптимізація числа рівнів дискретизації досягається за критерієм мінімуму коефіцієнта компенсації

$$X_{ij}(B, A_1) = (1 - \lambda)\, X_{ij}(B) + \lambda\, X_{ij}(A_1), \qquad \lambda_{opt} \to \min ,$$

де B — вхідна вибірка даних, A_1 — вибірка перших аналогів, λ — коефіцієнт взаємної компенсації «чорних ящиків» об'єкту та системи обробки даних. Оптимальне число рівнів дискретизації досягається за найменьшого значення коефіцієнта компенсації $\lambda \to \min$.

Література

1. *Ивахненко А.Г.* Кибернетические системы автоматического управления, способные к обучению. — К. : Техника, 1962. — 158 с.
2. *Ивахненко А.Г.* Алгоритмы и метоы группового учета аргументов (МГУА) при непрерывных и бинарных признаках. — К., 1992. — 92 с. (Препр. / АН Украины; Ін-т кибернетики; 92–9).

♦

Формування моделей розпізнавання та прийняття рішень з урахуванням експертних знань

Володимир Дискант

Харківський авіаційний інститут *Україна, 310191, Харків, вул. Чкалова, 17*
Тел.: (057) 244-27-35

Досвід вирішення практичних задач розпізнавання образів показує, що надійність правил класифікації може бути суттєво підвищена за рахунок використання апріорних знань про задачу. Найбільша складність полягає в розробці моделей, які дозволяють використовувати знання експертів про властивості класів і синтезувати комбіновані правила прийняття рішень.

У доповіді розглядаються методи побудови логіко-функціональних моделей, в яких експертні знання застосовуються для оцінки параметрів класифікуючих закономірностей. Формально модель розпізнавання і прийняття рішень може бути визначена як шістка алгоритмічних елементів

$$M = \langle X^n, S, F, B, \Phi, W \rangle ,$$

де X^n — простір вихідних ознак; S — область значень; $F\colon X^n \to F(X)$ — відношення замикання X^n, що постулює структуру даних і визначає елемент структури моделі; $B\colon F \to \{0, 1\}$ — відображення, що характеризує структуру даних з трансляцією на булеву алгебру; $\Phi : \langle F, B \rangle \to S$ — правило прийняття рішень, що реалізує відображення на області значень; W — критерії якості.

Розглянемо структуру алгоритмічних елементів, які входять в визначення моделі. Вихідна інформація про X^n представлена в вигляді таблиці експериментальних даних типу «об'єкт — властивість».

Область значень S в залежності від типу моделі має вигляд:

а) при побудуванні правил класифікації в задачі навчання розпізнаванню образів S є множина заданих класів $Y = \{ y_1, y_2, \ldots, y_k \}$. В цьому випадку правило прийняття рішень Φ є правилом класифікації, за допомогою якого визначається належність об'єкту до того чи іншого класу з Y.

б) в задачах прогнозування значень параметрів область значень S містить в собі множину функцій f_1, f_2, ..., f_k, які задані на просторі вихідних ознак. Наприклад, при побудові комбінованих статистичних моделей функції f_1, f_2,..., f_k — локальні регресійні моделі, сформовані для груп однорідних об'єктів.

в) в задачах прогнозування оцінок станів об'єктів область S містить в собі множину значень оцінок, сформовану внаслідок опиту експертів — спеціалістів в прикладній області. Такі задачі є типовими при побудові баз знань для прийняття рішень.

Відношення F визначається заданням параметричної сім'ї $F' \{ \overline{x}, \overline{a} \}$ на множині $\{ F' \}$ класифікуючих закономірностей і, по суті, є відображеннм вихідного ознакового простору на допоміжний бінарний простір. Як елементи структури можуть застосовуватись як локальні вирішувальні правила, побудовані за допомогою алгоритмів навчання розпізнаванню образів, так і класифікуючі моделі, одержані на основі формалізації висловлювань експерта у вигляді формул числення предикатів першого порядку. Це дає можливість безпосередньо вводити знання, одержані від експерта, безпосередньо в модель, і формувати базу знань для прийняття рішень. Відношення B визначається заданням сім'ї $B(F', b)$ на множині структур закономірностей, необхідних для знаходження правил класифікації, оптимальних за критеріями W.

В загальному випадку типова методика формування моделей розпізнавання і прийняття рішень містить в собі опис структури предметної області, аналіз властивостей ознак, навчання і формування правил класифікації та оцінку якості моделі. Запропоновані методи реалізовані в знання-орієнтованій системі розпізнавання і прийняття рішень TEZIS. Експериментальні дослідження показали, що найбільш ефективне їх застосування в ситуаціях, коли не виконуються умови для використання відомих методів розпізнавання (нормальність розподілу класів, компактність, великі навчальні вибірки тощо).

◆

Формування правил прийняття рішень в знання-орієнтованих системах розпізнавання образів

Володимир Дискант, Ігор Сіроджа, Ірина Іванова, Володимир Федоренко

Харківський авіаційний інститут *Україна, 310191, Харків*
вул. Чкалова, 17
Тел.: (057) 244-27-35

В доповіді розглянуті методи побудови логіко-функціональних моделей (ЛФМ), які дозволяють формувати правила прийняття рішень на основі одночасного використання правил класифікації, що отримані за таблицями експериментальних даних з різнотипними ознаками та апріорними знаннями про задачу, які одержані в результаті формалізації досвіду експерта.

Постановка задачі. Розглянемо скінчену вибіркову множину об'єктів Ω. Для кожного об'єкту $\omega_i \in \Omega$ може бути одержана інформація $I(\omega_i) = \langle x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{in} \rangle$, де x_{ij} — спостережувані значення j-ї ознаки для i-го об'єкту. Множина $X = \bigcup\limits_{j=1}^{n} x_j$ називається множиною первинних ознак. Вектор вимірів $I(\omega_i)$ характеризує стан об'єкту $\omega_i \in \Omega$; таким чином, кожний об'єкт може бути представлений точкою в просторі станів $S(\Omega)$. В просторі станів виділені деякі області $Y_0 \subseteq S(\Omega)$, які є цільовими станами. В задачах навчання розпізнаванню образів області Y_0 визначають класи об'єктів, в задачах формування баз знань — зовнішні поняття.

Крім того, при побудові моделі можуть бути використані висловлювання експерта про властивості об'єктів, формалізовані у вигляді формул числення предикатів. Необхідно побудувати модель розпізнавання і прийняття рішень, яка дозволяє визначити належність об'єкту $\omega_0 \notin \Omega$ до одного з класів $y \in Y$.

Методика побудови ЛФМ. Запропонована методика основана на побудові логіко-функціональних моделей [1] і включає в себе такі етапи.

1. Формування множини класифікуючих закономірностей $F = \{F_i\}$. Класифікуюча закономірність F_i є безкванторна формула числення предикатів першого порядку. Кожна атомна формула має вигляд

$$f_j(x^{nj}, \bar{a}_1, \bar{a}_2) = t_1(x^{n1}, \bar{a}_1) \circ t_1(x^{n1}, \bar{a}_1),$$

де t_1, t_2 — терм; x^{ni} — підпростір ознак $x^{ni} \subseteq x^n$ для термів t_i; $\bar{a}_i$ — вектор параметрів термів t_i; $\circ$ — одна з операцій $=, \neq, >, <, \geq, \leq$. В загальному випадку множина F має вигляд $F = F_0 \cup F_e$, де F_0 — класифікуючі закономірності, параметри яких оцінюються за таблицями експериментальних даних з використанням алгоритмів навчання розпізнаванню образів; F_e — класифікуючі закономірності, параметри яких визначаються експертом.

Запропонована методика дозволяє синтезувати моделі наступних типів: *а*) експертні, у яких $F_0 = \varnothing$; *б*) правила класифікації, у яких $F_e = \varnothing$; *в*) комбіновані, у яких $F_0 \neq \varnothing$, $F_e \neq \varnothing$.

2. Побудова правил прийняття рішень основана на відображенні вихідного ознакового простору в допоміжний бінарний простір за допомогою одержаних класифікуючих закономірностей. З цією метою знаходяться значення істинності всіх класифікуючих закономірностей для кожного об'єкту з Ω.

На основі одержаної таблиці істинності закономірностей можуть бути побудовані моделі прийняття рішень з різними процедурами класифікації: *а*) бінарне дерево рішень, у внутрішніх вершинах якого знаходяться класифікуючі закономірності, дуги відповідають значенням істинності, а зовнішні вершини мають номери класів з S; *б*) порівняння з еталоном, де під еталоном розуміється узагальнена класифікуюча закономірність; *в*) механізм логічного виводу для продукційних баз знань.

Оцінка якості моделі. В процесі синтезу моделей використовуються критерії повноти, непротиріччя та імовірності помилки класифікації.

Висновки. Запропонована методика реалізована в знання-орієнтованій системі TEZIS. Розв'язування модельних та практичних задач показало, що використання цієї методики при формуванні баз знань для прийняття рішень дозволяє підвищити надійність класифікації за рахунок застосування апріорних знань про задачу, одночасно використовувати формальні та евристичні моделі, а також автоматизувати процес пошуку класифікуючих закономірностей.

Література

1. *Дискант В.О.* Формування моделей розпізнавання та прийняття рішень з урахуванням експертних знань. — В цьому збірнику, с. 15–16.

◆

Organizing Information for Learning — Statistical Background and Educational Experiments

Allen Klinger

University of California *Los Angeles, California 90024-1596 U.S.A.*
Phone: (310) 825-76-95
E-mail address: klinger@cs.ucla.edu

Widespread use of digital computers in commerce and industry leads to many people with no background in technical and scientific subjects working daily with products built assuming such knowledge. This makes it highly desirable to create learning modules to convey needed subjects.

Human learning proceeds rapidly if positive reinforcement is provided. Likewise, serious problems result if no feedback is offered to correct improper assumption. This paper concerns a method for organizing complex subjects so that levels of understanding can be assessed.

Information and logarithmic measure provide a tool for rewarding accurate presentation of an individual's true state of knowledge about a subject. Statistical concepts — loss and risk, subjective probability — provide a framework for creating a learning environment.

Experiments with several hundred students of computer science and engineering are described. Applications to pattern recognition, probability, and computer software data structures, as well as language and image areas are discussed.

◆

Автоматична класифікація за мірою близькості кореляційного типу

Віктор Коноваленко

Інститут кібернетики АН України *Україна, 252207, Київ*
просп. Академіка Глушкова, 40
Тел.: (044) 265-82-62

Близькість реальних об'єктів не завжди ототожнюється з відстанню відображаючих їх векторів. Існують задачі, коли прийнятною мірою близькості об'єктів є кут між векторами. Наприклад, при класифікації кривих (процесів) у техніці, соціології, медицині, тощо або в задачі скорочення простору ознак, що розв'язується в просторі векторів-об'єктів.

Задача скорочення простору ознак актуальна і має різноманітні розв'язки. Одним з недоліків відомих методів розв'язання цієї задачі [1, 2] є те, що вони потребують апріорної інформації додатково до тієї, що зосереджена в навчальній вибірці даних. Такої, як задання кількості класів, початкового розподілу ознак-векторів на класах. Окрім того, потрібно виконувати перебір варіантів розв'язання по кількості і складу класів.

Пропонується виконати автоматичну класифікацію ознак з використанням методу змішаних розподілів [3], в якому відстань між векторами замінена на кут. Точніше, на функцію кута $\rho(\bar{x}, \bar{x}_i) = 1 - \cos\varphi(\bar{x}, \bar{x}_i)$. Ця міра має такі ж властивості, що і міра $\rho(\bar{x}, \bar{x}_i) = d(\bar{x}, \bar{x}_i)$, а саме: вона невід'ємно визначена, симетрична, тотожня, монотонна і для неї виконується правило «трикутника».

Таким чином, вихідними даними для розв'язання задачі автоматичної класифікації ознак за методом змішаних розподілів є вибірка m ознак в n-вимірному просторі, де n — кількість об'єктів, m — кількість ознак, а також міра $1 - \cos\varphi(\bar{x}, \bar{x}_i)$. Метод змішаних розподілів грунтується на використанні нерівномірного розподілу ознак в просторі об'єктів. Тобто ознаки, більш схожі (в розумінні введеної міри) між собою, зосереджуються компактною групою в просторі об'єктів, і їм відповідає один екстремум деякої функції, побудованої за даними вибірки. Метод відносить до одного класу ті ознаки-вектори, які процедурою пошуку локальних екстремумів — максимумів такої функції виведені до одного екстремуму. Таким чином, кількість та склад класів виявляється внаслідок розв'язання задачі автоматичної класифікації.

Пошук екстремумів функції виконується з використанням градієнтного методу прискореного пошуку. Одержано аналітичний вираз для часткових похідних градієнту, розроблено програму на мові Турбо-Паскаль для *IBM PC*, розв'язано контрольний приклад.

Література

1. *Браверман Э.М.* Методы экстремальной группировки параметров и задача выделения информативных признаков // Автоматика и телемеханика. — 1970. — № 1. — С. 123–132.
2. *Прикладная* статистика. Классификация и снижение размерности / *С.А. Айвазян., В.М. Бухштабер, И.С.Енюков, Л.Д. Мешалкин.* — М. : Финансы и статистика, 1989. — 607 с.
3. *Васильев В.И., Коваленко В.В., Овсянникова Ф.П.* Самообучение распознаванию образов по методу смешанных распределений. — Киев, 1974. — 46 с. — (Препр. / АН УССР; Ин-т кибернетики; 74–30).

◆

Інтелектуальна система прийняття рішень на основі використання розпізнавання образів, орієнтованого на знання

Віктор Лелиця, Вероніка Нечитайло, Ігор Ніколаєнко, Генадій Прудников, Олег Резниченко, Ігор Сіроджа

Харківський авіаційний інститут

Україна, 310191, Харків
вул. Чкалова, 17
Тел.: (057) 244-27-35

Подання знань в ЕОМ, автоматизація процесу розпізнавання образів та прийняття рішень вимагає нових інформаційних технологій для створення відповідних інтелектуальних систем.

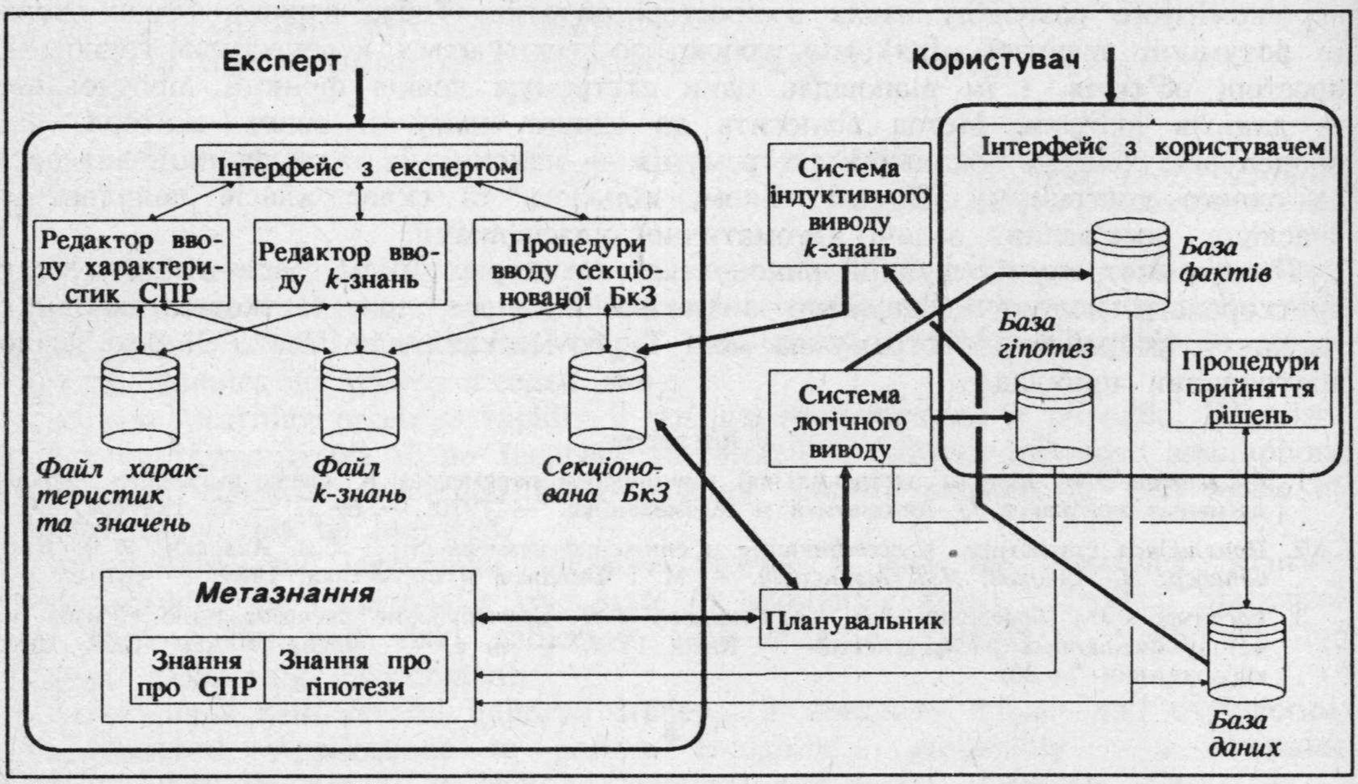
В процесі розробки інтелектуальної системи створена принципово нова концепція подання знань про відому предметну область. Вона базується на визначенні *k*-знань (квантів знань) різноманітних рівнів.

Метою роботи є створення методу синтезу інтелектуальної системи прийняття рішень, що базуються на концепції багаторівневих алгоритмічних квантів знань (БАКЗ-методі) [1].

Створена теорія подання та маніпулювання квантами знань науково обгрунтовує побудову ефективної інтелектуальної системи прийняття рішень, пристосованої до нетрадиційних об'єктів прийняття рішень (ОПР). Під зображенням знань розуміється точне визначення достатньо широкого класу *k*-знань у термінах теорії алгоритмів, а під маніпулюванням — реалізацію формальних операцій над квантами знань, процедур логічного виводу та операторів виводу *k*-знань при комп'ютерному формуванні рішень, що приймаються.

У зв'язку з цим поставимо три основні задачі, що вирішуються інтелектуальною системою прийняття рішень: формалізація знань, екстраполяція (прогнозування) результатів спостережень та розпізнавання (ідентифікація) об'єкта за результатами спостережень.

У процесі прийняття рішень синтезується алгоритм маніпулювання *k*-знаннями, який дозволяє, опираючись на завчасно набуту базу знань (БЗ), визначити з



Інформаційна структура СПР

заданою надійністю невідоме значення цільової характеристики об'єкта, що розпізнається (ідентифікується), за результатами спостереження його характеристик. Під цільовою характеристикою розуміють ознаку або комбінацію класифікуючих ознак, або параметрів ідентифікації об'єкту прийняття рішень, які відповідають заданій цілі.

Розроблена структурна схема інтелектуальної системи прийняття рішень, яка наведена на рисунку. Головним модулем системи є планувальник, який керує функціюванням окремих блоків системи та послідовністю дій усіх інших модулів. Окремими підсистемами є модулі експерта та користувача (нефахівця).

Вхідна інформація про досліджувані ОПР дістається з різноманітних джерел через вимірювачі та експертів і формалізується у вигляді системи навчаючих квантів *k*-знань молодших рівнів.

Внутрішнє (комп'ютерне) зображення різнорівневих квантів *k*-знань реалізується у вигляді доменізованих (секційованих) векторно-матричних структур, які описуються засобами логіки кінцевих предикатів.

На відміну від традиційних засобів прийняття рішень та формалізації знань розроблений БАКЗ-метод забезпечує розв'язок сформульованих основних задач інтелектуальної системи на основі формального маніпулювання *k*-знаннями через векторно-матричні оператори перетворювання та логічного виводу квантів знань різних рівнів.

Наприкінці 1992 р. на кафедрі інформатики Харківського авіаційного інституту буде створено дослідницький прототип інтелектуальної системи прийняття рішень, що розробляється на мові високого рівня для ПЕОМ типу *IBM PC/AT*.

Література

1. *Сироджа И.Б.* Математическое и программное обеспечение интеллектуальных компьютерных систем. — Харьков : ХАИ, 1992. — Ч. 1. — С. 142

◆

Стан та перспективи застосування ймовірнісних моделей випадкових процесів і полів у галузі обробки сигналів та зображень

Віктор Омельченко

Харківський інститут радіоелектроніки

Україна, 310127, Харків
просп. Леніна, 14
Тел.: (057) 240-94-29

Викладено основні ідеї ймовірносного опису випадкових процесів і полів та їх застосування при обробці сигналів та зображень, а також у галузі розпізнавання сигналів. Випадкова функція розглядається як параметрична множина випадкових величин, визначених на імовірносному просторі. Коли абстрактний параметр трактується як час $t \in T$, говорять, що задано випадковий процес; коли ж параметр приймає значення з дискретної множини $k \in Z = \{0, \pm 1, \pm 2, ...\}$, кажуть про випадкову послідовність (процес з дискретним часом); коли параметр приймає значення із скінченновимірного евклідового простору $\vec{\rho} \in R^n$, говорять, що задане випадкове поле.

Розглядаються білі шуми (процеси та поля) як випадкові функції з незалежними або некорельованими значеннями. При неперервних значеннях параметру ці функції є узагальненими випадковими процесами та полями, які вивчаються у межах теорії узагальнених функцій. Наводяться приклади гаусівського, пуасонівського, гама- та інших білих шумів, які є узагальненими похідними відповідних процесів та полів з незалежними приростами. При дискретних значеннях параметру білі шуми є звичайними (не узагальненими!) випадковими процесами і полями. Вони описуються звичайними методами повністю або у межах кореляційної теорії. Наводяться приклади гаусівських та інших полів з дискретними значеннями параметру.

Описуються марківські моделі випадкових процесів та полів. Подаються марківська властивість випадкових функцій, рівняння Колмогорова–Ченмена та Фокера–Планка (Колмогорова) для дифузійних процесів. Наводяться приклади марківського гаусівського процесу, вінерівського, пуасонівського та інших марківських процесів. Дається узагальнення рівняння Фокера–Планка–Колмогорова на немарківські процеси з післядією (у формі В.А. Козакова).

Розглянуто лінійні випадкові функції — процеси та поля як параметричні множини безмежно-подільних випадкових величин. Наведено інтегральне зображення лінійних випадкових функцій, обговорюються особливості лінійних за Б.Г. Марченком процесів та полів. Деяка увага приділяється лінійним функціям як результатові перетворення білого шуму лінійними колами. Також розглянуто процеси авторегресії, змінного середнього та їх узагальнень. Згадується модель у вигляді суміші ймовірносних розподілів. Ця ймовірнісна модель скінченновимірних випадкових векторів дає зручний математичний апарат опису сигналів та зображень у процесі їх обробки.

Значна увага приділяється ймовірносним моделям в межах кореляційної теорії. Розглядаються моделі процесів і полів із скінченною середньою потужністю. Подано основні положення теорії ортогональних розкладів випадкових процесів і полів із скінченною енергією. Описано кілька підкласів класу процесів із скінченною середньою потужністю — періодично корельовані випадкові процеси (ПКВП), бі-, полі-, майже- та інші споріднені з ПКВП процеси.

Дається аналіз можливостей та особливостей застосування описаних імовірносних моделей випадкових сигналів при їх обробці на базі статистичної теорії рішень. Підкреслюється, що білі шуми, марківські моделі, суміші ймовірносних розподілів можна застосовувати при обробці сигналів та зображень на базі класичної теорії статистичних рішень.

Лінійні випадкові функції, а також усі моделі у межах кореляційної теорії застосовуються в задачах обробки сигналів на базі теорії статистичних рішень у разі, коли вони гаусівські. В інших випадках потрібні інші підходи — інші критерії оптимальності та інші методи синтезу інформаційних систем. Прикладом нетрадиційного підходу служить синтез оптимальної системи за критерієм мінімуму середньоквадратичної похибки у задачі фільтрації стаціонарного випадкового процесу на фоні іншого стаціонарного випадкового процесу. Як відомо, розв'язком задачі є фільтр Колмогорова—Вінера. Другим прикладом служить застосування ортогонального розкладу випадкового процесу при розпізнаванні стохастичних сигналів. Розглядаються гаусівські процеси, але застосовано векторний критерій оптимальності, який враховує середню ймовірність похибки розпізнавання сигналів, а також складність реалізації та проектування системи розпізнавання. Такий підхід відкриває можливість синтезу систем, оптимальних за сукупністю показників якості. Підкреслюється, що можливості сучасних моделей у межах кореляційної теорії ще далеко не вичерпані; потрібна подальша розробка нових критеріїв та методів синтезу оптимальних систем з врахуванням особливостей цих моделей.

Література

1. *Марченко Б.Г., Омельченко В.А.* Вероятностные модели случайных сигналов и полей в прикладной статистической радиофизике. — К. : УМКВО, 1988. — 176 с.
2. *Омельченко В.О.* Ортогональні розклади випадкових сигналів і полів. — К. : УМКВО, 1991. — 142 с.
3. *Омельченко В.А.* Вероятностные и детерминистские модели сигналов в електросвязи. — К. : УМКВО, 1991. — 184 с.
4. *Омельченко В.А.* Основы спектральной теории распознавания сигналов. — К. : Вища шк., 1983. — 156 с.

◆

Концепція використання структурно-аналітичного методу розпізнавання образів для оперативного контролю за режимом транспортування газу трубопроводами

Юрій Пономарьов

Науково-дослідний і проектно-конструкторський інститут АСУтрансгаз

Україна, 310126, Харків
вул. Конева, 16
Тел.: (057) 220-57-24

Системи управління технологічним процесом транспортування газу трудопроводами реалізують безліч різних інформаційних та керуючих функцій. Це функції приймання, обробки та відображення оперативної інформації, оперативного контролю та планування режимів транспортування газу по трубопроводу та інші.

Ступінь інтелектуальності системи управління визначається рівнем забезпечення оператора-технолога достовірною, повною і попередньо обробленою та узагальненою інформацією, яка необхідна для роз'язання задач керування. Однак якість керування у системі залежить від реалізації функції контролю та аналізу стану об'єкту управління з метою забезпечення запланованого заздалегідь режиму основного технологічного процесу. Такий режим вибирається спеціальним чином за оптиальними методиками з заданими обмеженнями на ресурси. Задача оператора-технолога — засобами системи керування якомога ближче тримати технологічний процес до цільового (планового) режиму.

Двадцятип'ятирічний досвід розробки АСУТП транспортування газу по трубопроводу у НДПІАСУтрансгаз показав, що замало реалізувати функції контролю традиційним способом, що зводиться до порівняння з уставками. Вихід за уставки значень параметра, який контролюється, говорить про те, що на об'єкті управління відбулися зміни, однак, що трапилось та що необхідно робити у цьому випадку, система відповісти не може.

З досвіду розробки відомо, що збір, накопичення та контроль по уставкам самі по собі не еквівалентні пізнанню процесу, не дають розуміння роботи системи у цілому, наскільки б достовірними не були вимірювання та наскільки б повною не була початкова інформація. Між результатами вимірювання та можливістю їх розумного використання для розв'язання задач керування існує розрив, і для того, щоб його подолати, необхідно здійснити цілий ряд заходів. Ці перетворення та засоби їх реалізації складають предмет розпізнавання образів. У даному повідомленні розглядаються принципи використання методів розпізнавання образів для розв'язання задачі оперативного контролю за режимом транспортування газу по трубопроводу в складі системи управління, що працює в масштабі реального часу.

У системі реального часу реалізується функція ідентифікації стану об'єкту управління у темпі технологічного процесу за значеннями параметрів, що контролюються. При цьому виконується розпізнавання та прогнозування розвитку передаварійних ситуацій на найближчий період.

Глибина прогнозу повинна бути достатньою для того, щоб оператор-технолог міг отримати необхідні рекомендації з бази знань штатних технологічних ситуацій системи керування. У разі, коли оператор-технолог не може за певний час прийняти рішення, система управління запускає автоматичну програму захисту об'єкту від аварії.

У доповіді розглядається концепція, що складена з сукупності принципів вибору методів розпізнавання образів для використання їх у системі реального часу. Як основні вимоги до реалізації алгоритмів розпізнавання використовуються:
— принцип мінімуму часу, витраченого на процес класифікації;
— гнучкість модифікації вирішувального правила та наявність у ньому різнотипних ознак ситуації.

У доповіді викладається аргументація вибору і переваги підходу до розпізнавання образів на основі структурно-аналітичних моделей, що розроблені та інтенсивно розвиваються у Харківському авіаційному інституті під керівництвом проф. І.Б. Сироджі.

Для вибору алгоритмів розпізнавання були проаналізовані класичні методи розпізнавання образів, такі як:
— метод статистичних рішень;
— метод дискримінантних функцій;
— методи, які використовують нечітку класифікацію;
— лінгвістичні методи з використанням породжувальних граматик;
— клас алгоритмів Ю.І. Журавльова, основаних на обчислюванні оцінок (АОО).

Після аналізу названих підходів були вибрані для використання три підходи:
— клас алгоритмів АОО;
— алгоритм розпізнавання, який базується на дереві розв'язків (Г. Наумов, м. Ростов-на-Дону);
— алгоритм розпізнавання, який використовує структурно-аналітичні моделі (І. Сіроджа, м. Харків).

Пробні експериментальні реалізації показали, що найбільш розумним є використання у складі АСУТП транспорту газу структурно-аналітичного методу розпізнавання технологічних ситуацій на функціонуючому газопроводі. Цей метод вимагає небагато оперативної пам'яті та процесорного часу для розв'язання задачі класифікації у масштабі реального часу. Такий ефект дає подання правила класифікації бінарним деревом, у вузлах якого знаходяться так звані властивості-предикати (ВП). ВП мають такий вигляд:

$$F(x(i)) = ((x(i) - q) > 0),$$

де $x(i)$ — i-та координата вектора ознак, який описує стан об'єкту управління; q — поріг для i-тої ознаки у векторі x; $F(x(i))$ — предикат, який має значення TRUE при $(x(i) - q) > 0$, та FALSE — в будь-якому іншому випадку.

Значення ВП дозволяє однозначно визначати напрям руху по бінарному дереву. Листями цього дерева є імена класів технологічних ситуацій на об'єкті управління.

Відмітною особливістю обраного методу є те, що алгоритм, що реалізує процес класифікації, завжди завершується визначенням імені класу ситуації. Це дуже важливо для програм, що працюють у постійно функціонуючій системі.

Окрім того, в повідомленні обговорюються труднощі впровадження систем управління, в яких використовуються елементи теорії штучного інтелекту, зокрема знання експерта по розподілу технологічних ситуацій на класи. Пропонуються засоби їх подолання із застосуванням імітаційної моделі об'єкту керування.

Подальші дослідні роботи грунтуються на використанні фреймово-семантичних сіток при формуванні баз знань, в поєднанні з статистичними, нечіткими та лінгвістичними підходами, стосовно до специфічних задач розпізнавання технологічних ситуацій на об'єктах керування неперервним технологічним процесом. Паралельно з цим ведуться роботи по виявленню апріорних знань про конкретні різновиди класів, зокрема про засоби їх породження та визначення опорної множини їх ознак.

◆

Methods and Algorithms for Effective Structural Signal Processing

Jurij Rozgoni

Institute of Physics and Mechanics of the AS of Ukraine

5, Naukova Street, 290601, Lviv, Ukraine
Phone: (032) 263-35-66

Introduction. At present structural approach is considered to be one of the most effective tools of improvement of data processing system effectiveness. The main idea of this approach is to transform recognizable signal to its structural description, i.e. to formal system, which reflects the character of the relations on the set of signal parts (segments). This description will be used at all the subsequent stages of processing.

In this paper the attention will be mainly concentrated on the signal recognition problem, though the presented ways and methods may also be used to solve compression, analysis, understanding, interpretation and some other problems. Great variety of main principles of structural approach generates the same variety of mathematical tools. When solving the signal recognition problem, one of the most effective implementation of this approach is the one, based on the combining of following two principles: 1) recognizable signal is presented as a string of different-type segments; 2) the set of string-descriptions of signals belonging to a certain class is considered as a language, generated by corresponding class grammars. Practical implementation of these principles yielded highly reassuring results. However, sufficiently general and optimum solutions of the problems arising in this way were not found.

Practical and theoretical aspects of structural (syntactic) approach application which are connected with unsolved problems investigation are also considered in the present paper.

Formal Statement of the Problem and Ways of Its Solution. The recognition problem has been considered from rather general theoretical and very important practical point of view. According to this problem the following assumptions are made: (*i*) the set $\{I\}$ of recognizable signals $I = (x, ..., x_n)$ is represented by the union $\overset{\circ}{U} \{ I \}_i$ of 1 generally unknown subsets (classes) $\{I\}_i$, where x_j is a *j*-th sample of signal I; (*ii*) the set $\{I\}$ is characterized by an a priori indefinite distribution function $P(I)$, $I \in \{I\}$; (*iii*) only finite learning information J which is obtained by the strictly random selection from the set $\{I\}$ is given explicitly. Now it is required to define a syntactic recognition algorithm A to be characterized by its high correct recognition probability $P(A) \geq 1 - \varepsilon$ and low time complexity $T \leq \delta$, where ε and δ are fixed parameters.

Let us explain some terms used above. Thus, in recognition problem presented the function $P(I)$ may be considered as a mathematical abstraction of hole environment, which surrounds the recognition system to be synthesized. A priori this function is unknown. This lack is filled in by existence of finite training information (finite set of signals with indication of what class each signal belong to).

Parameters ε and δ allow to form the requirement to the syntactic recognition algorithm effectiveness, i. e. to the correct recognition probability and time-complexity of recognition algorithm.

Note, the given statement comprises wide spectrum of practical recognition problems. In addition, there is one-to-one correspondence of this problem statement with other known statements, in practicular, with the extremum one.

The proposed methods and algorithms for solving of the given recognition problem are based on the structural-statistic model of signals which allows to handle the main syntactic recognition learning problems (i. e. the segmenting, primitive extracting and reasoning rule constructing problems) in the framework of the statistical learning theory. The segmenting and primitive extracting problems are considered as the clustering ones determined in special feature spaces. These features are computed on the recognizable signals and may be, for example, curvature, variation, length, energy, velocity of signal, ect. The reasoning rule constructing problem is considered as an empirical cost minimizing one on the set of regular reasoning rules, i. e. the rules based on the mathematical construction like regular grammars and finite-state (both nondeterministic and stochastic) automata.

For solving of the reasoning rule constructing problem, the regular grammar inference method effectively implemented on practice is proposed. This method is based on the relation of direct grammatical cover wich allows to introduce partial order on the set of rules. Consequently, it allows to reduce considerably the area of retrieval and to take off the problem of application correctness of empirical cost minimizing method.

On this base the family of syntactic recognition algorithms which are characterized by high correct recognition probability is obtained.

Implementation and Application. Each algorithm A from obtained family is represented as the composition $A = A_s \circ A_a$ of two algorithms A_s and A_a. The former one transforms the recognizable signal $I \in \{I\}$ into its string-representation $S(I) = a_1' \dots a_k'$ in the finite alphabet of primitives $\sum = \{a_1, \dots, a_r\}$; its implementation is relatively simple from the computational point of view. By the latter one the syntactic analysis of the obtained string $S(I)$ is performed. In the context of the used regular reasoning rules this means that the following vector-to-matrix multiplication operations must be performed:

$$\pi_j^0 \times M_j(a_1') \times \dots \times M_j(a_k') \times \pi_j^F = 0\,, \quad j = \overline{1, l}\,,$$

where π_j^0 and π_j^F and $M_j(a_i')$ are certain vectors and matrices respectively. However, the direct implementation of these computations both on the conventional von Neuman type and the parallel type computer systems is practically impossible. This follows from the fact, that the size of the matrices used in (1) is very large (about 10000 *10000 elements). To solve this problem the sparse matrix technology may be used. The effective syntactic recognition algorithms which handle vectors represented in sparse compact format and matrices represented in sparse column-wise format are proposed.

The original methods of transforming of the advanced syntactic recognition algorithms to parallel form have been investigated. These methods are based on the abstract date structures introduced by the author (in both direction infinite tape and finite register) and on the binary associative concatenation and convolution operations defined on the sets of these structures. The application of these methods to the algorithms from a given family provides the logarithmic dependence $T = 0\,(\log_2 n)$ of their parallel implementation time T on the number n of signal samples.

◆

Дві схеми пошуку оптимальної множини ознак в задачі дискримінантного аналізу за скінченими вибірками спостережень

Олександр Саричев, Людмила Саричева

Інститут кібернетики АН України

Україна, 252207, Київ
просп. Академіка Глушкова, 40
Тел.: (044) 265-59-17.

Проблема пошуку оптимальної множини ознак є однією з центральних в розпізнаванні образів, а деякі автори вважають її найважливішою в практичних застосуваннях. В доповіді ця проблема розглядається в задачі дискримінантного аналізу в умовах скінчених вибірок спостережень. Розв'язання цієї проблеми вимагає прийняття схеми порівняння дискримінантних функцій, що відрізняються за кількістю та складом включених в них ознак. Популярними в застосуваннях є дві схеми порівняння дискримінантних функцій: схема з поділом спостережень на навчальні та перевірочні підвибірки; схема змінного екзамену, в якій як перевірочні виступають спостереження, що по черзі виключаються з навчальної вибірки. Ці схеми до нашого часу були евристичними, але факт існування в них оптимальної множини ознак неодноразово підтверджувався методом статистичних випробувань. В доповіді розкривається механізм цього явища: яким чином параметри генеральних сукупностей та обсяги вибірок впливають на складність дискримінантної функції, оптимальної за кількістю і складом ознак.

1. *Постановка задачі дискримінантного аналізу в широкому розумінні.* Нехай $(m\times n_k)$-матриця X_k є вибіркою n_k незалежних спостережень m-вимірного випадкового вектора η_k, підпорядкованого m-вимірному нормальному розподілу з невідомим математичним сподіванням χ_k та невідомою невиродженою коваріаційною матрицею Σ_X, де $k = 1, 2$ — номери двох незалежних генеральних сукупностей P_k, причому $\chi_1 \neq \chi_2$. Нехай X — множина всіх компонент векторів η_k, над якими проведено спостереження. Якщо апріорно невідомо, які саме компоненти з множини X треба включати в дискримінантну функцію, то кажуть про задачу дискримінантного аналізу, поставлену в широкому розумінні.

2. *Схема порівняння дискримінантних функцій, що грунтується на поділі спостережень на навчальні та перевірочні підвибірки.* Нехай V — поточна множина компонент, що аналізується. Нехай множині V відповідають: V_1 і V_2 — матриці спостережень з сукупностей P_1 і P_2; ν_1 і ν_2 — вектори математичних сподівань та Σ_V — коваріаційна матриця. Нехай поділ на навчальні (A) та перевірочні (B) підвибірки деяким способом проведено. Розглядаємо відстань [1]:

$$\hat{D}^2_{AB}(V) = \frac{\hat{d}^T_A\left(\breve{V}_{1B} - \breve{V}_{2B}\right)\left(\breve{V}_{1B} - \breve{V}_{2B}\right)^T \hat{d}_A}{\hat{d}^T_A \; S_B \; \hat{d}_A}. \qquad (1)$$

В (1) вектор d_A — обчислена на підвибірці A фішерівська оцінка коефіцієнтів дискримінантної функції: $\hat{d}_A = S^{-1}_A \times \left(\breve{V}_{1A} - \breve{V}_{2A}\right)$, де вектори $\breve{V}_{1A}$ і $\breve{V}_{2A}$ обчислені на підвибірці A оцінки ν_1 і ν_2; матриця S_A — незсунена оцінка Σ_V, обчислена на підвибірці A. В (1) вектори $\breve{V}_{1B}$ і $\breve{V}_{2B}$ — оцінки ν_1 і ν_2, а матриця S_B — оцінка Σ_V, обчислена на підвибірці B. Введемо випадкову величину

$$D^2_{AB}(V) = \hat{D}^2_{AB}(V) \times q_A - c^{-1}_B \times q_A, \qquad (2)$$

де $q_A = (r_A - 1)/(r_A - s)$, $r_A = n_{1A} + n_{2A} - 2$, $c^{-1}_B = n^{-1}_{1B} + n^{-1}_{2B}$; s — кількість компонент у множині V.

Теорема 1. Для випадкової величини (2) виконується:

$$E\left\{D^2_{AB}(V)\right\} = \tau^2_V - (s - q_A) \times c^{-1}_A \times \tau^2_V/(\tau^2_V + s \times c^{-1}_A), \qquad (3)$$

де $\tau^2_V = (\nu_1 - \nu_2)^T \Sigma_V (\nu_1 - \nu_2)$ — відстань Махаланобіса для множини компонент V; $c^{-1}_A = n^{-1}_{1A} + n^{-1}_{2A}$; $E\{\ \}$ — знак математичного сподівання.

3. *SL-схема ковзного екзамену для порівняння дискримінантних функцій.* На відміну від традиційної в пропонованій схемі (що далі називається *SL*-схемою [2]), по-перше, вилучається не одне, а пара спостережень — по одному з обох груп, і, по-друге, не обчислюється кількість помилково класифікованих спостережень, а обчислюється деяка відстань [2]:

$$\hat{D}^2_{AB}(V) = (n_1 \times n_2)^{-1} \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} \frac{\hat{\mathbf{d}}^T_{(i,j)} (\mathbf{v}_{1i} - \mathbf{v}_{2j}) (\mathbf{v}_{1i} - \mathbf{v}_{2j})^T \hat{\mathbf{d}}_{(i,j)}}{\hat{\mathbf{d}}^T_{(i,j)} \mathbf{S}_{(i,j)} \mathbf{d}_{(i,j)}} =$$

$$= (n_1 \times n_2)^{-1} \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} (\mathbf{v}_{1i} - \mathbf{v}_{2j})^T \mathbf{W}_{(i,j)} (\mathbf{v}_{1i} - \mathbf{v}_{2j}) , \tag{4}$$

де $\mathbf{W}_{(i,j)} = \hat{\mathbf{d}}_{(i,j)} \hat{\mathbf{d}}^T_{(i,j)} / \hat{\mathbf{d}}^T_{(i,j)} \mathbf{S}_{(i,j)} \hat{\mathbf{d}}_{(i,j)}$.

В (4) вектор $\hat{\mathbf{d}}_{(i,j)} = \mathbf{S}^{-1}_{(i,j)} (\breve{\mathbf{v}}_{1(i)} - \breve{\mathbf{v}}_{2(j)})$ є оцінкою коефіцієнтів фішерівської дискримінантної функції, що обчислена без спостереження з номером i з першої групи та без спостереження з номером j з другої групи; $\mathbf{v}_{1(i)}$ та $\mathbf{v}_{2(j)}$ — оцінки $\mathbf{v}_1$ та $\mathbf{v}_2$; $\mathbf{S}_{(i,j)}$ — незсунена оцінка Σ_v. Введемо випадкову величину $D^2_{SL}(V)$:

$$D^2_{SL}(V) = \hat{D}^2_{SL}(V) \times (r_1 - s - 3)/r_1 - 2 \times q_1 , \tag{5}$$

де $q_1 = (r_1 - 1)/(r_1 - s)$, $r_1 = n_1 + n_2 - 4$.

Теорема 2. Для випадкової величини (5) виконується:

$$E\{D^2_{SL}(V)\} = \tau^2_V - (s - q_1) \times c_1^{-1} \times \tau^2_V / (\tau^2_V + s \times c_1^{-1}) , \tag{6}$$

де $c_1^{-1} = (n_1 - 1)^{-1} + (n_2 - 1)^{-1}$.

4. *Дослідження залежності математичних сподівань статистик $D^2_{AB}(V)$ та $D^2_{SL}(V)$ від складу множини V.*

Означення 1. Оптимальною множиною компонент (множиною ознак) будемо називати таку множину компонент $V_{opt} \subseteq X$, для котрої виконується:

$$V_{opt} = \arg\max_{V \subseteq X} E\{D^2(V)\} . \tag{7}$$

Означення 2. Оптимальною за кількістю та складом компонент будемо називати фішерівську дискримінантну функцію, побудовану на множині компонент V_{opt}. В (7) введено загальне позначення для (3) та (6).

В доповіді, по-перше, для обох схем (для схеми з поділом спостережень та SL-схеми ковзного екзамену) доводиться існування оптимальної множини ознак, що відповідає максимуму математичного сподівання згадуваних статистик; сформульовані умови, за яких дискримінантна функція, оптимальна за кількістю і складом ознак, що включаються до неї, спрощується в залежності від параметрів генеральних сукупностей та обсягу вибірок спостережень. Ці твердження сформульовано у вигляді лем, теорем і наслідків.

Література

1. *Сарычев А.П.* Схема дискриминантного анализа с обучающими и проверочными подвыборками наблюдений // Автоматика. — 1990. — № 1. — С. 32–41.
2. *Мирошниченко Л.В., Сарычев А.П.* Схема скользящего экзамена для поиска оптимального множества признаков в задаче дискриминантного анализа // Там же. — 1992. — № 1. — С. 35–44.

◆

Оцінка вірогідності гіпотез про існування імплікативної та функціональної закономірностей при розпізнаванні образів, орієнтованому на обробку знань

Ігор Сіроджа

Харківський авіаційний інститут

Україна, 310191, Харків
вул. Чкалова, 17
Тел.: (057) 244-27-35.

В [1] запропоновано метод розпізнавання образів, орієнтований на використання та маніпулювання багаторівневими алгоритмічними квантами знань (БАКЗ-метод). Обгрунтоване точне визначення кванта знань (k-знання) певного рівня (0-го, 1-го, 2-го і т. д.) як алгоритмічної конструкції, що одержується з термінальних квантів знань шляхом кінцевого числа застосувань операторів суперпозиції та конкатенації.

В БАКЗ-методі розпізнавання використовується індуктивний вивід k-знань для побудови загальної моделі «середовища» в формі бази знань (БЗ). Остання є сукупністю імплікативних та функціональних закономірностей, які знаходяться індуктивно за експериментальними знаннями, довідковими свідченнями та повідомленнями експертів.

Імплікативні закономірності — це знання у вигляді квантів вищого рівня про деякі заборонені зв'язки між характеристиками об'єктів, що еквівалентні ствердженням про неіснування об'єктів з окремими комбінаціями властивостей.

Такі знання неминуче мають характер гіпотез. Чим сильніший імплікативний зв'язок, тим ширша відповідна йому область (інтервал) заборони в просторі ознак об'єктів і тим більша ймовірність проявлення такої закономірності. Тому стає можливим її знаходження лише за вибірковими квантами знань в режимі навчання комп'ютерної системи розпізнавання.

Аналогічні міркування стосуються функціональних закономірностей, які розглядаються як зв'язок між декількома величинами, які дозволяють за значеннями аргументів однозначно визначити значення функції.

Виникає задача: необхідно оцінити вірогідність гіпотез про існування імплікативної або функціональної закономірностей за вибірковими знаннями, які зображаються матричним кон'юнктним квантом знань 2-го рівня $k_2^{\&} \,||\, Y_0 \,||\, = \sum_0$ розміром $m \times n$. Кожен рядок заданої бінарної матриці є інтервальний квант 1-го рівня $k_1^{\&}\, Y_{0i}\, (\, 1 \le i \le m\,)$ r-го рангу $(\,1 \le r \le n\,)$, що вибирається рівномірно і незалежно в булевому векторному просторі моделей (точок) B^n.

Розв'язок поставленої задачі для імплікативних закономірностей базується на наступних результатах. Нехай $p_s^{'}(m,\, n,\, r)$ — ймовірність події $s\,[m,\, n,\, r]$: «деякий конкретний інтервальний квант $k_1^{\&}\, X$ r-го рангу не перетинається з квантом Σ_0»; m, n, r — параметри цієї події.

Лема 1. Ймовірність $p_s\,(m,\, n,\, r)$ події $s\,[m,\, n,\, r]$, яка несе імплікативні знання (закономірності), що витікають із випадково вибраних k-знань $\sum_0 = k_2^{\&} \,||\, Y_0 \,||$ розміром $m \times n$, визначається за формулою:

$$p_S\,(m,\, n,\, r) = \frac{(2^r - 1)^m}{2^{r\,-\,m}}\,. \tag{1}$$

Шукану вірогідність гіпотези виразимо величиною ймовірності події $s\,[m,n,r]$: «довільний інтервальний квант $k_1^{\&}\, Y$ r-го рангу не перетинається з матричним квантом Σ_0 розміром $m \times n$ чисто випадково, бо в дійсності розглядувані властивості об'єктів незалежні». Достатньо оцінювати ймовірність в інтервалі малих її значень, бо тільки при цьому є сенс висувати гіпотезу.

Теорема 1. Вірогідність гіпотези про існування імплікативної закономірності, яка виражається ймовірністю $p_s(m,n,r)$ події $s[m,n,r]$, що несе імплікативні знання, які витікають із вибіркового кванта k-знань Σ_0 розміром $m \times n$, оцінюється співвідношенням:

$$P_s(m, n, r) \le M_s\{m, n, r\} = \frac{n!\, 2^{r(1-m)}(2^r - 1)^m}{r!\,(n-r)!}. \tag{2}$$

Відносно функціональних закономірностей розглянемо подію $f[m,n,r]$: «в матриці k-знань $\sum_0 = k_2^{\&}\, ||\, Y_0\, ||$ виявлена функціональна залежність r-го рангу між деякими властивостями об'єктів, тобто зафіксовані r стовпчиків-аргументів та ще один стовпчик-функція такі, що деякі рядки матриці Σ_0 мають однакові комбінації значень як в стовпчиках-аргументах, так і в стовпчику-функції».

Лема 2. Ймовірність $p_f(m,n,r)$ події $f[m,n,r]$, яка несе функціональні знання, що витікають із випадково вибраних k-знань Σ_0 розміром $m \times n$, визначається за формулою:

$$p_f(m, n, r) = 2^{(2^r - m)}. \tag{3}$$

Логічна сума події типу $f[m,n,r]$ являє собою подію $F[m,n,r]$: «в вибірковому кванті k-знань Σ_0 розміром $m \times n$ виявлена довільна (хоч би одна) функціональна залежність r-го рангу». Очевидно, шукана ймовірність $p_F(m,n,r)$ події $F[m,n,r]$ обмежена зверху сумою ймовірностей окремих подій $f[m,n,r]$, тобто величиною $N_F\{m,n,r\}$.

Теорема 2. Вірогідність гіпотези про існування функціональної залежності, яка виражається ймовірністю $p_F(m,n,r)$ події $F[m,n,r]$, що несе функціональні знання, які випливають із вибіркового кванта k-знань Σ_0 розміром $m \times n$, оцінюється співвідношенням:

$$p_F(m,n,r) \le N_F\{m,n,r\} = \frac{n!\, 2^{(2^r - m)}}{n!\,(n-r-1)!}. \tag{4}$$

Очевидно, що при $m < 2$ оцінка (4) виявляється дуже грубою.

Розрахунки показують, що на підставі теореми 1 гіпотеза про існування імплікативної закономірності приймається, якщо

$$M_s\{m,n,r\} \le M_s^*, \tag{5}$$

при порогових значеннях

$$10^{-4} \le M_s^* \le 10^{-2} \text{ та } 1 \le r_{\max} \le 5 \text{ для } 30 \le m \le 1{,}5 \cdot 10^3 \text{ і } 5 \le n \le 200.$$

Для функціональних залежностей згідно теореми 2 аналогічні результати розрахунків дещо вищі від імплікативних, бо функціональна залежність виявляється сильнішою. Зокрема, інтервал максимальних рангів функціональних залежностей становить $1 \le r_{\max} \le 9$.

Література

1. *Сироджа И.Б.* Математическое и программное обеспечение интелектуальных компьютерных систем. — Харьков : ХАИ, 1992. — Ч. 1. — 142 с.

Основи функціонально-логічного підходу в розпізнаванні образів

Петро Трохимчук

Вінницький політехнічний інститут

Україна, 286021, Вінниця
Хмельницьке шосе, 95
Тел.: (043) 222-57-18

В теорії розпізнавання образів [1, 2] переважно використовуються або індуктивні підходи, які включають в себе емпірику і є досить добрими для розв'язання багатьох практичних проблем, або абстрактно-математичні підходи, які в основному є областю використання сучасної математики в розпізнаванні образів, і які дозволяють узагальнити деякі положення теорії розпізнавання образів, але важко використовувати на практиці. В теорії розпізнавання образів важко, наприклад, досліджувати динаміку поведінки образу (задачі типу розпізнавання личинка-метелик та т.п.). Це обумовлено тим, що теорія розпізнавання образів, як і вся кібернетика, побудована на основі строго ієрархічних системних підходів і, як правило, добре розроблений апарат існує лише для одного рівня ієрархії. Погано розроблений апарат переходу від одного рівня ієрархії до іншого. Практично зовсім не розроблений апарат для роботи з багатоієрархічними системами. Тому нами для розв'язання цієї проблеми був запропонований підхід, основи якого викладені в [3 – 6] і який ми називаємо функціонально-логічним. З нашої точки зору його, звичайно, можна використати й для розпізнавання образів. Оскільки проблема розпізнавання образів тісно пов'язана з проблемою вимірювання, то й будемо розглядати цю проблему з цієї точки зору.

Перейдемо до викладення основної аксіоматики.

Визначення 1. Спряженими параметрами називаються величини

$$N_{x_{ij}} = x_i \cdot \overline{x}_j , \tag{1}$$

де x_i, $\overline{x}_j$ — прямі та обернені параметри, $\cdot$ — алгебраїчна операція.

Визначення 2. Спряженими функціями називаються величини

$$N_{\varphi_{ij}} = \varphi_i \cdot \overline{\varphi}_j , \tag{2}$$

де $\varphi_i(x_1 \ldots x_i , \overline{x}_1 \ldots \overline{x}_j)$, $\overline{\varphi}_j(x_1 \ldots x_i , \overline{x}_1 ,\ldots \overline{x}_j)$ — відповідно прямі та обернені функції.

Для $N_{x_{ij}}$ та $N_{\varphi_{ij}}$ справедливі співвідношення типу

$$N_{ij} = \begin{cases} N_{ij}\delta_{ij} , \; i = j \\ F(x_i , \overline{x}_j), \; i \neq j \end{cases} , \tag{3}$$

де N_{ij}— число, δ_{ij} — символ Кронекера, F — функціональна залежність.

Визначення 3. Кількісними перетвореннями — прямими O_i^k та оберненими $O_j^{\urcorner}$ — називаються перетворення, які виконують адитивні зміни $N_{\varphi_{ij}}$, зменшення (O_i^k) чи збільшення $(O_j^{\urcorner})$ відповідно.

Визначення 4. Якісними — прямими та оберненими (A_i та $\overline{A}_j$) — називаються перетворення, які знижують розмірність $N_{\varphi_{ij}}$ за прямими параметрами на i одиниць (A_i) та за оберненими — на j одиниць ($\overline{A}_j$), відповідно.

Визначення 5. Лівими та правими, відповідно $A^l, \bar{A}^l, O^l, \bar{O}^l$ та $A^r, \bar{A}^r, O^r, \bar{O}^r$, перетвореннями називаються перетворення, які діють тільки на праву (φ_i) чи ліву $(\bar{\varphi}_j)$ частину $N_{\varphi_{ij}}$.

Для вищенаведених перетворень слушні такі леми.

Лема 1. $A_1 + A_2 = A_2 + A_1;\ A_1A_2 = A_2A_1$, де $A_1, A_2 \in \{ A_i, \bar{A}_j, A^r, \bar{A}^r, A^l, \bar{A}^l \}$.

Лема 2. $O_1 + O_2 = O_2 + O_1;\ O_1O_2 = O_2O_1$, де $O_1, O_2 \in \{ O_k, \bar{O}_p, O^r, \bar{O}^r, O^l, \bar{O}^l \}$..

Лема 3. $\forall A \in \{ A_i, \bar{A}_j, A^r, \bar{A}^r, A^l, \bar{A}^l \}$ та $\forall O \in \{ O_k, \bar{O}_p, O^r, \bar{O}^r, O^l, \bar{O}^l \}$, коли A та O мають однакові верхні індекси, слушні співвідношення: $A + O \neq O + A;\ AO \neq OA$.

Лема 4. $\forall A \in \{ A^r, \bar{A}^r, A^l, \bar{A}^l \}$ та $\forall O \in \{ O^r, \bar{O}^r, O^l, \bar{O}^l \}$, коли A та O мають різні верхні індекси, слушні співвідношення: $A + O = O + A;\ AO = OA$.

Лема 5. Для $\forall C \in \{ A, \bar{A}, O, \bar{O} \}$ та $\forall B \in \{ A^r, \bar{A}^r, A^l, \bar{A}^l, O^r, \bar{O}^r, O^l, \bar{O}^l \}$ слушні співвідношення: $B + C \neq C + B;\ BC \neq CB$.

Визначення 6. Узагальненим елементом математичної міри називається співвідношення

$$ {}^{cdfg}_{ab}M^{stpq}_{ij} = A_i \bar{A}_j A^r_i \bar{A}^r_t A^l_p \bar{A}^l_q O_a \bar{O}_b O_c{}^r \bar{O}_d{}^r O_f{}^l \bar{O}_g{}^l N_{\varphi_{ij}} . \tag{4} $$

Математична теорія міри, яка побудована на співвідношеннях (4) називається поліметричною теорією міри [4].

Легко перевірити, що кількісні перетворення є не чим іншим, як вираженням адитивних властивостей міри, а якісні перетворення — виразником зміни розмірності міри. Основними принципами поліметричної теорії міри є [4]:

Принцип асиметрії вимірювання, який записується таким чином

$$ |a - b| \geq 1;\ |c - d| \geq 1;\ |f - g| \geq 1, \tag{5} $$

або принаймні, щоб мало місце хоча б одне із цих співвідношень.

Принцип розмірної однорідності

$$ {}^{cdfg}_{ab}M^{stpq}_{ij} = \delta_{ij}(A_i, \bar{A}_j)\, \delta_{st}(A^r_s, \bar{A}^r_t)\, \delta_{pq}(A^l_p, \bar{A}^l_q)\, O_a \bar{O}_b O_c{}^r \bar{O}_d{}^r O_f{}^l \bar{O}_g{}^l N_{\varphi_{ij}} , \tag{6} $$

де δ відповідні символи Кронекера для відповідних пар перетворень.

Для задач розпізнавання образів, крім цих принципів, очевидно, потрібно щоб ще виконувались наступні умови.

1. Слід вибрати, що нам задано, а що слід розпізнавати. В цілому в нас може бути розпізнавання за параметрами, функціями, перетвореннями чи за алгебраїчними співвідношеннями між ними, відповідно.

2. Вибрати потрібно у відповідності з першим пунктом і алгоритми розпізнавання.

На відміну від класичної теорії розпізнавання образів [1, 2] у нас такої строгої ієрархії немає, тому що в основу покладена поліметрична ідеологія. Для кожного конкретного випадку, в залежності від типу системи та задачі розпізнавання, сформульовані відповідні критерії.

В цілому ж розпізнавання образів даним методом можна проводити двома шляхами. Перший з них ми навели вище. А другий — це коли ми хоча б приблизно знаємо, що нам потрібно розпізнавати. В цьому випадку критеріями розпізнавання є співвідношення типу

$$ {}^{cdfg}_{ab}M^{stpq}_{ij} / M_{\text{роз}} = 1 , \tag{7} $$

де $M_{\text{роз}}$ — математичний символ образу, який потрібно розпізнати.

В цілому такий підхід варто використовувати для розпізнавання складних образів: лінгвістичної інформації, об'ємних зображень тощо.

Література

1. *Васильев В.И.* Распознающие системы : Справочник. — Киев : Наук. думка, 1989. — 284 с.
2. *Гренандер У.* Лекции по теории распознавания образов. — М. : Мир, 1979–1983. — Т. 1–3. — 1300 с.
3. *Трохимчук П.П.* Теория информационных решеток. — Винница, 1989. —14 с. — Деп. в УкрНИИНТИ 30.05.89, № 1438.
4. *Trokhimchuck P.P.* The theory of polymetric measure // Materials of Intern. Banach's cent. conf. — Lviv : UP, 1992. — P. 44–45.
5. *Трохимчук П.П.* Введение в теорию функциональной логики, чисел, автоматов. — Винница, 1989. — 9 с. — Деп. в УкрНИИНТИ 27.04.89, № 1187.
6. *Трохимчук П.П.* Основы теории оптимальных социально-экологических систем // КСПРЭ. — Киев : Ин-т кибернетики, 1991. — С. 71–75.

◆

Побудова загальної теорії, лінгвістичного та програмного забезпечення для автоматизованої системи смислового аналізу зображень

Юрій Шабанов-Кушнаренко, Наталя Шаронова, Наталя Рябова

Харківський інститут радіоелектроніки

Україна, 310127, Харків
просп. Леніна, 14
Тел.: (057) 240-94-29

Ця робота спрямована на створення математичного, лінгвістичного та програмного забезпечення для комп'ютерного смислового аналізу зображень заданого типу. Відмінною рисою цієї роботи є об'єднання у рамках єдиної автоматичної системи механізмів розпізнавання зображень та розуміння текстів української та російської мов. Система повинна мати можливість переключатися з одного режиму аналізу зображень на будь-який інший, визначений заданим текстом. В результаті планується створення алгоритмів і програм для виявлення у зображеннях певного класу конкретних ситуацій, які характеризуються українськими та російськими текстами певного рівня складності. Ці алгоритми й програми призначаються для практичного використання в системах слідкування за рухомими об'єктами, які керуються голосом людини, у системах автоматичного проектування електронних схем, у системах навчання та інших.

Спеціальними дослідженнями було встановлено, що природна мова є багаторівнева алгебраїчна система, яка містить в собі булеву та декартову структури і яка схожа з структурою функціонального аналізу. Цей результат відкриває шлях для практичного відтворення на ЕОМ здібностей людини пізнавати в зображеннях ті чи інші ситуації за їх мовною характеристикою. Принципова новина цієї роботи полягає у створенні математичного і програмного забезпечення для ЕОМ з метою практичної реалізації багатоцільового розпізнавання зображень, коли призначені до розпізнавання ситуації задаються текстами природної мови (українською та російською).

Математичні моделі лінгвістичних закономірностей та програмний комплекс розв'язку рівнянь алгебри скінчених предикатів вільного порядку повинні забезпечувати адекватну реакцію системи. Розроблена автоматизована система смислової обробки текстової інформації для розпізнавання образів повинна мати за мету керування рухом об'єктів на екрані дисплею за допомогою висловлювань природною мовою. Словник системи повинен бути спочатку не менще 200 слів, а реакція системи повинна бути адекватною.

Розробка основних концепцій теорії розпізнавання семантичних образів дас можливість розв'язання проблеми розуміння природномовних висловлювань та керування за їх допомогою рухом об'єктів на екрані дисплею ПЕОМ. Побудова математичних моделей розуміння семантики текстів має на увазі використання розроблених моделей в автоматизованих інформаційних системах, які пов'язані з розпізнаванням образів.

Теорія розпізнавання зображень є складовою частиною загальної теорії інтелекту — самостійної наукової дисципліни, яка сформувалась біля десяти років тому [1 – 3]. Теорія інтелекту — це фізико-математичне вчення про розум людини, про вивчення основних функцій людського інтелекту з метою одержання науково обгрунтованих математичних описів різних функцій інтелекту. В основу даної роботи покладено метод компараторної ідентифікації процесів інтелектуальної діяльності, який дає можливість об'єктивно описувати суб'єктивні відчуття людини, описати інтелектуальні функції як алгебраїчну систему.

Література

1. Шабанов-Кушнаренко Ю.П. Теорія інтелекту. Математичні засоби. — Харків : Вища шк., 1984. — 144 с.
2. Шабанов-Кушнаренко Ю.П. Теорія інтелекту. Технічні засоби. — Харків : Вища шк., 1986. — 136 с.
3. Шабанов-Кушнаренко Ю.П. Теорія інтелекту. Проблеми та перспективи. — Харків : Вища шк., 1987. — 160 с.

◆◆◆