УДК 519.24

Ю.М. ГЕБУРА
Ужгородський Національний Університет, кафедра інформаційних управляючих систем та технологій, м. Ужгород, Україна

ДЕРЕВОПОДІБНІ РОЗПІЗНАЮЧІ МОДЕЛІ, ЯК КОНЦЕПТУАЛЬНА ОСНОВА АНАЛІЗУ СУКУПНОСТІ ІНФОРМАЦІЇ

У якості концептуальної основи аналізу сукупності інформації розглянуто деревоподібні розпізнаючі моделі. Розглядається презумпція про умовну незалежність спостережень щодо реалізації прихованого випадкового поля класів елементів. Визначається сутність апостеріорних розподілів та переходів між ними. Наводиться структура деревоподібного неорієнтованого графа, та алгоритм розпізнавання, сутність якого, полягає в заміні вихідного графа суміжності кожного з сукупності елементів системою дерев. Зазначено, що максимальне зменшення втрат при деревоподібній апроксимації досягається за рахунок збереження відповідних властивостей просторових зв'язків кожного елементу сукупності.

Ключові слова: апостеріорний розподіл, деревоподібний неорієнтований граф, розпізнаючи моделі, масив, Марковські властивості, розподіл ймовірностей, система дерев.

YURA HEBURA
Uzhhorod National University, department of informative and operating systems and technologies, Uzhhorod, Ukraine

TREELIKE RECOGNITION MODELS AS CONCEPTUAL FRAMEWORK OF TOTALITY INFORMATION ANALYSIS

Abstract. As a conceptual framework of the analysis of aggregate data are considered recognizing tree model. We consider the presumption of conditional independence of the observations on the implementation of the hidden random field of classes of elements. It defines the essence of a posteriori distributions and transitions between them, and the posterior distribution is calculated by the upward view, starting with the terminal nodes. The structure of the tree of an undirected graph, and recognition algorithm, the essence of which is to replace the original graph adjacency each of the plurality of components of the trees as the arbitrary graph adjacency tree can not be replaced without loss of its basic properties carry complete information on the status of each element of the population. Each tree is the system used to obtain posterior probabilities only in cells of one column. It is indicated that the maximum reduction of losses in the tree approximation is achieved by storing the corresponding properties of the spatial relationships of each element of the population. The main defect of this algorithm is the need to build separate tree algorithm for creating graphs based on these strains.

Combining different approximating graphs makes it possible to avoid the development of special algorithms to build the tree graph adjacency elements aggregate information as well as significantly improve the results of an independent recognition of classes of elements connected to each other.

Key words: the posterior distribution, tree undirected graph, recognizing patterns, array, Markov properties, the probability distribution of the system tree.

Постановка проблеми. Фундаментальною основою класичної теорії розпізнавання образів є припущення про незалежність елементів множини, що підлягає розпізнаванню. Обов’язковість щодо прийняття рішень про класи елементів взаємопов'язаного масиву призводить до необхідності відмови від принципу незалежності спостережень у рамках сукупності, що розпізнається.

На сьогодні, найбільш зручним способом представлення взаємозв'язків між елементами масиву даних є граф сусідства з ненаправленими ребрами без петель. Говорячи про лінійно впорядковані сукупності, граф сусідства є ланцюгом.

У дійсних задачах обробки масивів інформації безліч об’єктів представлених до розпізнавання, складають єдиний масив, що становить сутність дослідження із замкнутою структурою елементів. Тоді, як класична теорія вимагає розглядати сукупність, як окремі об’єкти, що мають свою структуру і не залежать від загального рішення.

Традиційні методи аналізу сукупності інформації виявляються недостатніми за для адекватного вирішення поставленого завдання тому, що структуризація та параметризація цих задач за допомогою класичної теорії графів є в принципі неповною, так як дана теорія не передбачає відображення внутрішніх взаємозв'язків, вдовольняючись тільки поняттями і позначеннями.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. В умовах сьогодення, високий рівень розвитку сучасної комп'ютерної техніки виходить на перше місце у будь-якій сфері наукового дослідження, проте, до теперішнього часу, залишається цілий ряд практичних завдань, вирішення яких виявляється досить проблематичним для більшості науковців. До числа подібних завдань відноситься задача розпізнавання образів. Це, у першу чергу, обумовлено складністю формалізації процесу сприйняття видимих образів. Виходячи з цього, все ще немає розробленого математичного або технологічного підходу який би задовольняв усі потреби цієї сфери, та ефективно здійснював процес розпізнавання. [3, 4, 5] Однак, варто зазначити, що для деяких ситуацій, математичні моделі є доволі придатними для тієї чи іншої практичної задачі, та при застосуванні математичного підходу вдається отримати задовільні результати.

Проблематика дослідження математичних моделей деревоподібних розпізнаючих систем представлена в роботах таких вітчизняних і зарубіжних вчених як С.Д. Двоєнко, А.В. Копилов, В.В. Мотль [1], С.З. Лі [2], К.М. Бішоп [3], В. Коломогоров [4], М.І. Джордан [5] та ін. Досить велика кількість публікацій присвячено опису алгоритмів різних прикладних систем [5]. Незважаючи на різноманітність

вирішуваних прикладних задач, в даний час склався загальноприйнятий підхід до подання задачі розпізнавання образів у масивах взаємопов'язанихоб'єктів, у вигляді ієрархічного алгоритму, що представляє особливу композицію алгоритмів локалізації елементів розпізнавання, у вигляді графів [6].

В даний час ведеться активна робота з розвитку моделей і поширенню їх сфери дії на початково суперечливі і формалізаційні завдання. Значні результати у даному напрямку досягнуті В. Флешем, М.І. Шлезінгером [7].

У проблемі розширення математичних моделей деревоподібних систем, зокрема моделей розпізнаючих систем, з особливою гостротою постають питання щодо вибору того чи іншого продовження моделі. Пошук відповідей на дані питання передбачає проведення спільних досліджень будови в цілому сукупностей конкретних розпізнаюичх алгоритмів. Такі дослідження стали можливі, завдяки введеного Д.В. Шангом [8] абстрактного поняття алгоритму розпізнаючих систем.

Також суттєвий внесок мала праця В.В. Мотиль [9] в якій розглядається окремий випадок таких алгоритмів розпізнавання в застосуванні до задачі навчання деревоподібних автоматів. У роботі Д. Гемана [10] досліджується вплив структурних властивостей розпізнаючихсистем на ефективність навчання, а також на сприйнятливість до цілеспрямованого навчання середовища.

Проте, є можливість стверджувати про недосконаліcть розробок та необхідність структурування вчень та дослідження певних питань щодо математичних моделей деревоподібних систем розпізнавання елементів у сукупності.

Мета статті. Розглянути деревоподібні розпізнаючі моделі у якості концептуальної основи аналізу сукупності інформації. Дослідити презумпцію про умовну незалежність спостережень щодо реалізації прихованого випадкового поля класів елементів. Визначити сутність апостеріорних розподілів та переходів між ними. Навести структуру деревоподібного неорієнтованого графа та алгоритм розпізнавання.

Викладення основного матеріалу. Сукупність елементів *T*, що є комплементарними $t \in T$ наводиться випадковим полем складеним з двох компонентів (X, Y). Згадане поле має приховану компоненту *X*, яка задається параметрами $(x_t t \in T)$. Дана компонента *X*,у своєму складі, має інформацію про класи $x_t \in \chi = \{1,...,m\}$ елементів масиву *t*. Та компоненту *Y*, яка є спостережуваною та задається параметрами $(y_t t \in T)$.

Компліментарність сукупності елементів *T* експліцитно неорієнтованим графом *F* без петель, який є з'єднуючим звеном між суміжними елементами сукупності *T*.

Беручі за фундаментальну основу презумпцію про умовну незалежність спостережень щодо реалізації прихованого випадкового поля класів елементів

$$\psi_t(y_t | X) = \psi_t(y_t | x_t) \tag{1}$$

дає можливість, на етапі навчання, спиратися на роботу С.Д. Двоєнко, А.В. Копилова, В.В. Мотля, які детально наводять принципи розкриття класичної теорії [6].

Кон'єктура, щодо марковських властивостей прихованого поля *X* та деревоподібного неорієнтованого графа *F* дає можливість переключитися від приватних апостеріорних розподілів $p_t(y_t | x_t)$ до апостеріорних розподілів типу $p_t(x_t | Y), t \in T$ С.Д. Двоєнков, А.В. Копилов, В.В. Мотля наголошують, що попередньо випадкове поле *X* є одностороннім марковським

$$q_t(x_t | X_{(t)}) = q_t(y_t | x_r) \tag{2}$$

де *t* це нащадком вершини *r* щодо дерева *F*.

Апостероїдне випадкове поле *X* зберігається одностороннім марковським з тим же деревоподібним графом суміжності *F* та відповідними розподілами ймовірностей $p_t(xt | X_{(t)}, Y) = p_t(x_t | x_r, Y_t^+)$ кожна, з наведених ймовірностей, елемента *t* визначається відповідною частиною Y_t^+, щодо поля *Y*,та утворює під дерево з коренем $y_{(t)}$

Відповідно до закріпленого кореня *t** визначимо поле *X* як матрицю умовних ймовірностей переходів *W (k, k)* з незмінними умовними розподілами

$$\begin{gathered} q_t(x_t | x_r) = q(x_t | x_r) \\ q_r(x_r | x_r) = q(x_r | x_t) \\ x_t, x_r \in \{1,...,m\} \end{gathered} \tag{3}$$

для переглядів, щодо кореня.

Задамося:

$$q(x_r|x_t), x_r = x_t \sim 1 \tag{4}$$

$$q(x_r|x_t), x_r \neq x_r \sim 0 \tag{5}$$

Отримана матриця W визначає марковський ланцюг з рівномірним фінальним розподілом ймовірностей $p(x)$ значень прихованих змінних x_t. Зазначена матриця є однорідною – не розкладеною. Описані змінні визначаємо як апріорний приватний розподіл класів, щодо кореня $q(xt*)$

Наведений розподіл відмічається в усіх вершинах графу F.

Процедура розпізнавання сукупності інформації виконується згідно [8] та має у своєму складі два перегляди дерева F (рис. 1).

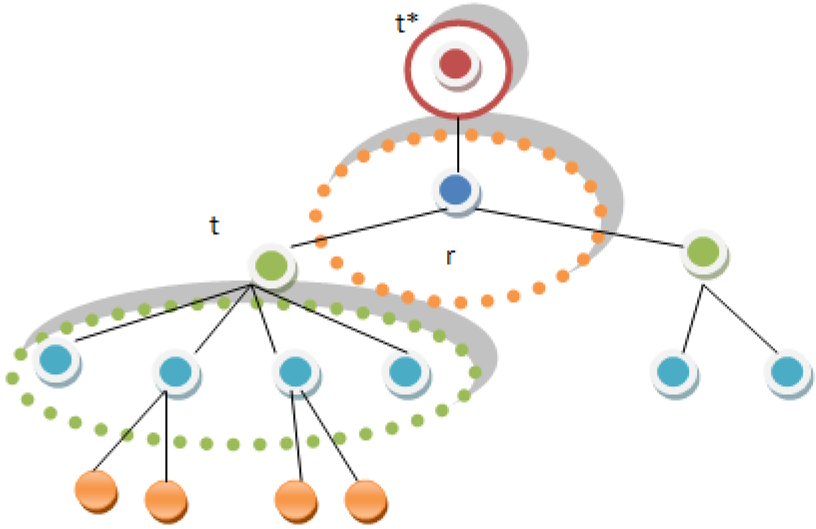

Рис. 1. Алгоритм розпізнавання
***розробка автора на основі джерел 6,8**

Апостеріорний розподіл

$$p_t(x_t|Y_t^+) \propto p_t(x_t|Y_t^+)p^t(x_t|y_t), t \in T \quad pt \tag{6}$$

обчислюється при висхідному перегляді, починаючи з термінальних вершин, де

$$p_t(x_t|Y_t^+) = p_t(x_t|y_t)$$

Апостеріорний розподіл

$$p_t(x_t|Y) \propto \sum_{xr \in \chi} p_t(x_t|x_r, Y) p_r(x_r|Y), t \in T^{+0}_{(r)}, r \in T \rangle \tag{7}$$

обчислюється при низхідному перегляді, де $T^{+}{}_{(r)}{}^{0}$ - безпосередні нащадки вершини r, і приймаються рішення про класи

$$_t(Y) = \arg\max x_t \in \chi p_t(x_t|Y) \tag{8}$$

Спираючись на попередній досвід [3, 10, 11],слід наголосити, що безсумнівно довільний граф суміжності F не можна замінити деревом без втрати його основоположної властивості нести повну інформацію про становище кожного елемента сукупності T.

Сутність полягає в заміні вихідного графа суміжності кожного з сукупності елементів системою дерев. Кожне дерево з системи використовується для отримання апостеріорних ймовірностей $p_t(x_t|Y)$ тільки в елементах одного стовпчика (рис. 2).

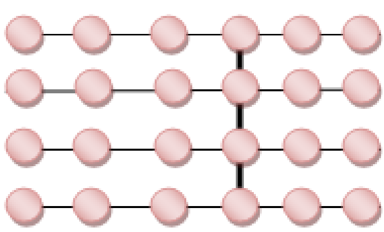

Рис. 2. Система дерев (правильна решітка)

У випадку коли йде деформація решітки (рис. 3) також використовується даний тип апроксимації.

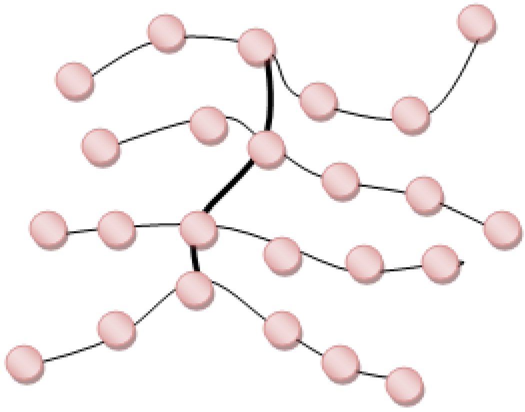

Рис. 3. Система дерев (деформація решітки)

Основним дефектом зазначеного алгоритму є необхідність у побудові окремих алгоритмів створення деревоподібних графів з урахуванням даних деформацій.

Максимальне зменшення втрат при деревоподібній апроксимації досягається за рахунок збереження відповідних властивостей просторових зв'язків кожного елементу сукупності.

У якості прикладу для зображення текстурно-растрового, визначимо безпосередньо набір ациклічних графів суміжності елементів (рис. 4).

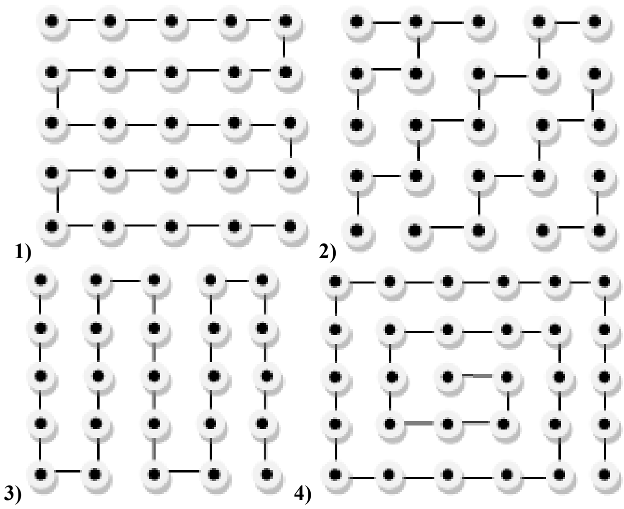

Рис. 4. Набір ациклічних графів суміжності елементів

Наведемо ациклічний граф суміжності елементів із запропонованого на рис. 4 набору та здійснимо один перехід від приватних розподілів до апостеріорних:

$$p_t(x_t|y_t) \rightarrow p_t(x_t|Y)t \in T \tag{9}$$

що, у свою чергу, відповідають певним незалежним реалізаціям значень $x_t, t \in T$, прихованого поля *X* при спостереженні поля *Y*.

На наступному кроці, знову звернімося до процедури розпізнавання та застосуємо її, при цьому замість розподілу $p_t(x_t|y_t)$ використаємо апостеріорний розподіл $p_t(x_t|Y)$ отриманий на попередньому кроці. Наприкінці процедури перейдемо до нових спостережень, які також виступатимуть у ролі апостеріорних. Нові значення задамо як $p_t(x_t|Y), t \in T$.З проведеного дослідження випливає, що розподіл $p_t(x_t|y_t)$ швидко приходить то стабільного стану. Також є можливість за рахунком проведення процедур обирати все нові і нові графи, тобто нова процедура = новий граф. Хоча це є доволі об’ємним механізмом. Так як, одноразове використання механізму розпізнавання для кожного деревоподібного графа суміжності з даного набору сформує свою безліч апостеріорних розподілів $pt(\cdot_t|Y), t \in T$ та безповередньо наведе відповідні рішення стосовно класів $\mathfrak{H}_t(Y)$. Виходячи з цього, та спираючись на працю Дж. Кітлерра [12] варто зазначити, що у реалізації прихованого поля X остаточне рішення щодо $x_t, t \in T$ варто будувати

для кожної окремої вершини $t \in T$ спираючись на суму апостеріорних розподілів $p_t(x_t|Y)$, які у свою чергу, мають бути отримані для кожного графа суміжності.

Висновки. Застосування апарату математичних методів, щодо вивчення деревоподібних розпізнаючих систем підтвердило його високу ефективність при розпізнаванні елементів складених у масиви, що є лінійно устаткованими.

Деревоподібні розпізнаючи моделі, використовуються у якості основи аналізу сукупності інформації, при цьому апроксимація графу суміжності певною мірою спотворює характер взаємозв'язків елементів сукупності об'єктів інформації, що складають масив. Спосіб комбінування різних апроксимуючих графів, який пропонується у межах наукового дослідження, дає можливість уникнути розробки спеціальних алгоритмів для побудови деревоподібних графів суміжності елементів сукупності інформації, а також дозволяє значно підвищити результати незалежного розпізнавання класів елементів, що пов'язані між собою.

Література

1. Двоенко С.Д., Савенков Д.С., Шанг Д.В. Ациклические марковские модели в анализе массивов взаимосвязанных данных // Изв. ТулГУ. Естественные науки. 2010. – Вып.2. – С.173–185.

2. Li S.Z. Markov Random Field Modelingin Image Analysis. L: Springer–Verlag, 2009. – 371 p.

3. Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning. N.Y.: Springer, 2006. – 738 p.

4. Kolmogorov V. Convergent Tree – Reweighed Message Passing for Energy Minimization // IEEE Trans. on PAMI. 2006. – V.10. – P.1568–1583.

5. Wainwright M.J., Jordan M.I. Graphical Models, Exponential Families, and Variational Inference // Foundationsand Trends-rin Machine Learning. 2008. – V.1. – P.1–305.

6. Двоенко С.Д., Копылов А.В., Моттль В.В. Задача распознавания образов в масивах взаимосвязанных объектов. Алгоритм распознавания // Автоматика и телемеханика. – 2005. – № 12. – С. 162-176.

7. Schlesinger M.I., Flach B. SomeSolvableSubclassesofStructuralRecognitionProblems // Proc. ofCzechPatternRecognitionWorkshop. 2000. – P.55–62.

8. Двоенко С.Д., Шанг Д.В. Алгоритмы підбора параметров древовидного марковского случайного поля в задаче распознавания растрових текстурних изображений // Информатика. – 2012. – №1. – С. 98-110.

9. Pattern Recognitionin Spatial Data: A New Method of Seismic Explorations for Oiland Gasin Crystalline Basement Rocks / V.V. Mottl [etal.] // Proc. 15th ICPR'2000. Spain, Barcelona, 2000. – V.3. – P.210–213.

10. Geman S., Geman D. StochasticRelaxation, GibbsDistributions, andtheBayesianRestorationofImages // IEEE Trans. on PAMI. 1984. – V.6. – P.721–741.

11. Rabiner L.R. A TutorialonHiddenMarkovModelsandSelectedApplicationsinSpeechRecognition // Proc. IEEE, 77. 1977. – V.2. – P.257–286.

12. Kittler J., Hatef F., Duin R.P. Combiningclassifiers // Proceedingsof 13th ICPR. V.2. Track B. – Vienna (Austria). – 1996. – P. 897–901.

References

1. Dvoenko S.D., Savenkov D.S., Shang D.V. Aciklicheskie markovskie modeli v analize massivov vzaimosvjazannyh dannyh, Izv. TulGU. Estestvennye nauki, 2010, vol.2, pp.173–185.

2. Li, S.Z. Markov Random Field Modelingin ImageAnalysis. L: Springer–Verlag, 2009, 371 p.

3. Bishop, C.M. Pattern Recognitionand Machine Learning. N.Y.: Springer, 2006, 738 p.

4. Kolmogorov V. ConvergentTree–ReweighedMessagePassingforEnergyMinimization // IEEE Trans. on PAMI. 2006. – V.10. – P.1568–1583.

5. Wainwright M.J., Jordan M.I. GraphicalModels, ExponentialFamilies, and Variational Inference, Foundationsand Trends-rinMachine Learning. 2008, V.1, pp.1–305.

6. Dvoenko S. D., Kopylov A. V., Mottl' V. V. Zadacha raspoznavanija obrazov v masivah vzaimosvjazannyh ob#ektov. Algoritm raspoznavanija, *Avtomatika i telemehanika*, 2005, no.12, pp. 162-176.

7. Schlesinger M. I., Flach B. Some Solvable Subclasses of Structural Recognition Problems, Proc. Of Czech Pattern Recognition Workshop, 2000, pp. 55–62.

8. Dvoenko S. D., Shang D. V. Algoritmy pidbora parametrov drevovidnogo markovskogo sluchajnogo polja v zadache raspoznavanija rastrovih teksturnih izobrazhenij, Informatika, 2012, no.1, pp. 98-110.

9. Pattern Recognitionin Spatial Data: A New Method of Seismic Explorations for Oiland Gasin Crystalline Basement Rocks / V.V. Mottl [etal.], Proc. 15th ICPR'2000. Spain, Barcelona, 2000, V.3 , pp. 210–213.

10. Geman S., Geman D. Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images, IEEE Trans. on PAMI. 1984, V.6, pp.721–741.

11. Rabiner L.R. A Tutorialon Hidden Markov Models and Selected Applicationsin Speech Recognition, Proc. IEEE, 77. 1977, V.2., pp. 257–286.

12. Kittler J., Hatef F., Duin R.P. Combiningclassifiers, Proceedingsof 13th ICPR. V.2. Track B., Vienna (Austria), 1996, pp. 897–901.

Рецензія/Peer review : 5.11.2015 р. Надрукована/Printed :13.12.2015 р.