

Эффективное распознавание взаимосвязанных объектов на основе ациклических марковских моделей

Двоенко С. Д., Савенков Д. С.

dsd@uic.tula.ru, DenisSavenkov@home.tula.net

Тула, Тульский государственный университет

Эффективная процедура распознавания основана на представлении решетчатого графа соседства взаимосвязанных объектов набором ациклических графов. Потери от сужения множества взаимосвязей между объектами компенсируются путём расширения множества ациклических графов.

Древовидная марковская модель

Массив T взаимосвязанных объектов $t \in T$ представлен как случайное поле (X, Y) со скрытой компонентой $X = (x_t, t \in T)$ значений классов $x_t \in \mathcal{X} = \{1, \dots, m\}$ и наблюдаемой компонентой $Y = (\mathbf{y}_t, t \in T)$. Взаимосвязанность объектов выражена неориентированным графом G без петель, ребра которого соединяют соседние элементы массива. Предположение об условной независимости наблюдений относительно реализации скрытого поля классов $\psi_t(\mathbf{y}_t|X) = \psi_t(\mathbf{y}_t|x_t)$ позволяет на этапе обучения остаться в рамках классической теории распознавания образов [1, 2]. Необходимо восстановить скрытое поле классов X для реализации поля Y , например, на основе байесовского решающего правила $\hat{X} = \arg \max_{X \in \mathcal{X}^{|T|}} p(X|Y)$. Применение таких моделей для зависимых наблюдений с произвольным характером соседства приводит к трудоемким процедурам типа *simulating annealing*, например, при обработке растровых текстурных изображений [3, 4, 5].

Восстановим скрытое поле классов X на основе другого байесовского правила в виде $\hat{X} = (\hat{x}_t, t \in T)$, $\hat{x}_t = \arg \max_{x_t \in \mathcal{X}} p_t(x_t|Y)$. Для древовидного (т. е. ациклического) графа G построен эффективный алгоритм распознавания [2]. Марковское свойство поля X и древовидность графа G позволяют перейти от полученных на этапе независимого обучения апостериорных маргинальных распределений $p_t(x_t|\mathbf{y}_t)$ к апостериорным маргинальным распределениям $p_t(x_t|Y)$, $t \in T$. В [1] показано, что априорное поле X является односторонним марковским $q_t(x_t|X_{(t)}) = q_t(x_t|x_r)$, где $X_{(t)}$ — скрытое поле X без элемента x_t , а t является потомком вершины r относительно дерева G . Апостериорное поле X остается односторонним марковским с тем же графом G и условными распределениями $p_t(x_t|X_{(t)}, Y) = p_t(x_t|x_r, Y_t^+)$, где часть Y_t^+ поля Y образует поддереву с корнем в \mathbf{y}_t . Распознавание классов X выполняется всего за два просмотра дерева G . Распределения $p_t(x_t|Y_t^+)$ вычисляются при восходящем

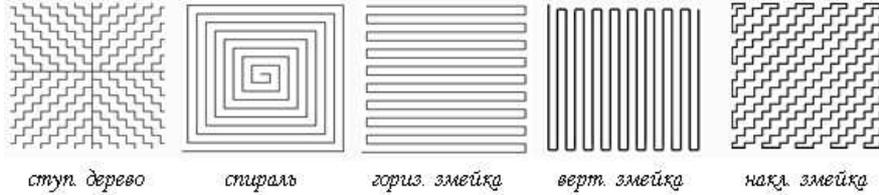


Рис. 1. Ациклические графы

просмотре, начиная с терминалов, где $p_t(x_t|Y_t^+) = p_t(x_t|y_t)$, и завершая в корне, где $p_t(x_t|Y_t^+) = p_t(x_t|Y)$ для всего дерева. Распределения $p_t(x_t|Y)$ вычисляются при нисходящем просмотре из корня [2].

Представление решетки ациклическими графами

Очевидно, что произвольный граф соседства G нельзя заменить древовидным без потери его фундаментального свойства нести полную информацию о положении каждого элемента массива T относительно других его элементов. Решетка представляет отношение соседства на растре и не является ациклической структурой. Корректная аппроксимация исходного графа соседства обычно требует разработки специального алгоритма, сопоставимого по сложности с алгоритмом распознавания [6].

Предлагается заменить исходный граф соседства элементов массива набором ациклических графов для компенсации редуцированного множества взаимосвязей в древовидном графе расширенным множеством различных ациклических графов. Предполагается, что достаточно сохранять только локальные взаимосвязи элементов массива. Например, для текстурного изображения удобно использовать графы как на Рис. 1.

Итерационный алгоритм распознавания скрытого поля X построим следующим образом. Зададим ациклический граф из набора на Рис. 1, и однократным применением алгоритма из [2] перейдем от распределений $p_t(x_t|y_t)$ к апостериорным распределениям $p_t(x_t|Y)$, соответствующим реализации значений $x_t, t \in T$ при наблюдении поля Y . Далее, выберем другой граф из заданного набора и вновь применим алгоритм из [2], рассмотрев вместо распределений $p_t(x_t|y_t)$ только что полученные апостериорные распределения $p_t(x_t|Y)$, и перейдем от них к новым апостериорным распределениям, которые снова обозначим как $p_t(x_t|Y)$.

С другой стороны, однократное применение алгоритма из [2] сформирует для каждого ациклического графа свое множество апостериорных распределений $p_t(x_t|Y)$, $t \in T$, и решений о классах $\hat{x}_t(Y)$. Согласно [7], окончательное решение комбинируется для каждого объекта $t \in T$ как среднее распределений $p_t(x_t|Y)$, полученных для каждого графа G .

Предлагается три итерационных алгоритма распознавания: повторение одного графа, чередование графов, повторение комбинирования. Эксперименты показывают, что распределения $p_t(x_t|Y)$ быстро стабилизируются. На Рис. 2 два цвета смешаны пропорционально маргинальным вероятностям классов. Для раstra 201×201 показаны: а — классификация учителя, б — независимое распознавание (13548 ошибок), в — повторение ступенчатого дерева дважды (2806 ошибок), г — однократное чередование всех графов (987 ошибок), д — повторение комбинации всех графов дважды (763 ошибки).

Работа поддержана РФФИ, № 06-01-00412, и INTAS, № 04-77-7347.

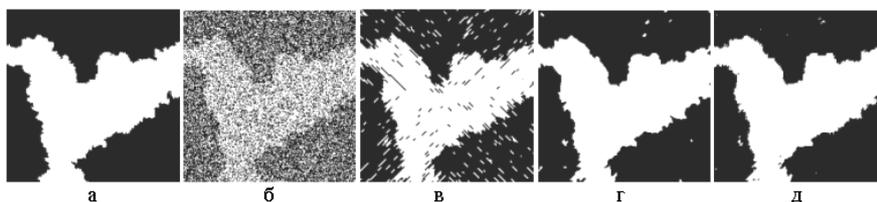


Рис. 2. Распознавание двух классов

Литература

- [1] Двоенко С. Д., Копылов А. В., Моттль В. В. Задача распознавания образов в массивах взаимосвязанных объектов. Постановка задачи и основные предположения // Автоматика и телемеханика. — 2004. — № 1. — С. 143–158.
- [2] Двоенко С. Д., Копылов А. В., Моттль В. В. Задача распознавания образов в массивах взаимосвязанных объектов. Алгоритм распознавания // Автоматика и телемеханика. — 2005. — № 12. — С. 162–176.
- [3] Лебедев Д. С., Безрук А. А., Новиков В. М. Марковская вероятностная модель изображения и рисунка. Препринт. — М.: ИППИ АН СССР, 1983.
- [4] Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images // IEEE Trans. on PAMI. — 1984. — V. 6. — Pp. 721–741.
- [5] Li S.Z. Markov Random Field Modelling in Computer Vision. — Springer-Verlag, 1995.
- [6] Mottl V. V., Dvoenko S. D., Levyant V. B., Muchnik I.B. Pattern recognition in spatial data: a new method of seismic explorations for oil and gas in crystalline basement rocks // Proc. of 15th ICPR. — 2000. — V. 3. — Pp. 210–213.
- [7] Kittler J, Hatef E., Duin R. P. Combining classifiers // Proc. of 13th ICPR. — 1996. — V. 2. — Pp. 897–901.