

УПРАВЛЕНИЕ ПРОЦЕССОМ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Баймухамедов М.Ф., д.т.н., профессор, КСТУ им. академика З.Алдамжар;

Батырканов Ж.И., д.т.н., профессор Кыргызского Государственного Технического университета им. И.Раззакова

Молдамурат Х., к.т.н., ассоциированный профессор, ЕНУ им. Л.Н.Гумилева

Аннотация

Отмечается, что для нахождения оптимального режима функционирования системы управления процессом распознавания в реальном времени необходима не только идентификация неизвестных образов, но и оценка достоверности и сложности распознавания. Сложность (*SI*) определяется как вероятность ошибки распознавания образов. На достоверность результата распознавания влияют репрезентативность данных; количество используемых признаков, определяющих сложность; метод распознавания и его характеристики. По результатам испытания в среде математического моделирования Mathcad методов распознавания образов по Байесу была получена таблица, отображающая зависимости достоверности, сложности и репрезентативности.

На основе данных зависимостей можно выбирать такие режимы работы оборудования и аппаратуры системы управления процессом распознавания, при которых значение достоверности будет выше заданного уровня, а производительность является максимальной.

Ключевые слова: система управления, распознавание образов, сложность распознавания, достоверность, репрезентативность.

MODEL OF THE IMAGE RECOGNITION PROCESS

Baimukhamedov M.F., Doctor of Technical Sciences, Professor, KSTU im. Academician Z.Aldamzhar;

Batyrkanov Zh.I., Doctor of Technical Sciences, Professor of the Kyrgyz State Technical University. I. Razzakova

Moldamurat H., Ph.D., associate professor, ENU named after L.N. Gumileva

Summary

It is noted that in order to find the optimal mode of functioning of the control system of the recognition process in real time, it is necessary not only to identify unknown images, but also to evaluate the reliability and complexity of recognition. Complexity (*SI*) is defined as the probability of pattern recognition error. The accuracy of the recognition result is affected by the

representativeness of the data; the number of used signs that determine the complexity; recognition method and its characteristics. According to the results of testing in the environment of mathematical modeling of Mathcad methods of pattern recognition by Bayes, a table was obtained showing the dependence of reliability, complexity and representativeness.

Based on these dependencies, you can choose such operating modes of the equipment and equipment of the recognition process control system, in which the confidence value is above a specified level and the performance is maximum.

Keywords: control system, pattern recognition, recognition complexity, reliability, representativeness.

Наиболее значимым критерием эффективности системы распознавания образов является достоверность результатов распознавания, значение которой в идеале должно стремиться к 100%. Однако на практике обычно существуют ограничения, которые не позволяют увеличивать объём измерительной информации без потери производительности системы распознавания. Поэтому имеет большое значение нахождение оптимума в процессе распознавания, который с одной стороны обеспечивает требуемый уровень достоверности, а с другой – высокую производительность.

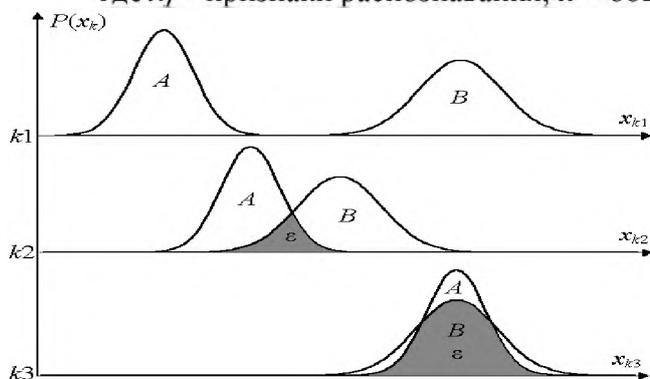
На достоверность результата распознавания влияют репрезентативность данных; количество используемых признаков, определяющих сложность; метод распознавания и его характеристики. Существует статистическая достоверность, рассчитываемая по статистическим результатам испытаний, и единичная достоверность, рассчитываемая для одного конкретного случая.

В работе [1] показано, что для нахождения оптимального режима функционирования системы управления процессом распознавания в реальном времени необходима не только идентификация неизвестных образов, но и оценка достоверности и сложности распознавания. Сложность (SI) определяется как вероятность ошибки распознавания образов [2], т.е. SI равно ε .

Сложность распознавания определяется качеством признаков (рисунок 1) и их количеством. Если исходить из того, что признаки независимы, то при достаточно большом количестве испытаний сложность распознавания от нескольких признаков будет определяться выражением:

$$SI(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{j=1}^n SI(x_j), \quad (1)$$

где x_j – признаки распознавания; n – общее количество признаков.



где ε – области ошибочного распознавания;

Рисунок 1 - Графики распределений плотностей вероятности значений признаков распознавания

Для каждого метода распознавания статистическая достоверность определяется сложностью распознавания и репрезентативностью данных:

$$D = F(SI, N), \quad (2)$$

где N – объем выборки, характеризующий репрезентативность.

Чтобы определить данную зависимость для вероятностных методов распознавания образов, например для метода Байеса [2], проводился вычислительный эксперимент.

В эксперименте использовался один признак распознавания и два образа с нормальным распределением, сложность распознавания которых варьировалась путём генерирования случайных значений математического ожидания и среднего квадратичного отклонения. Сложность определялась по следующей формуле:

$$SI = 1 - 0,5 \int_{-\infty}^{+\infty} \left| \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-(x-a_1)^2 / (2\sigma_1^2)} - \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} e^{-(x-a_2)^2 / (2\sigma_2^2)} \right| dx, \quad (3)$$

где x – признак, по которому определяется пересечение распределений; σ_1, σ_2 – оценки средних квадратичных отклонений распределений образов A и B ; a_1, a_2 – оценки математических ожиданий.

Для построения таблицы зависимостей (2) были выделены 10 значений сложности из возможного интервала от 0 до 1. Каждое значение сложности нуждалось в определении своей функции достоверности от репрезентативности данных. Известно, что статистическая достоверность определяется по выражению:

$$D = \frac{N_1}{N_2}, \quad (4)$$

где N_1 – количество правильно распознанных образов, N_2 – общее количество контрольных образов. Поэтому для каждого значения репрезентативности проводилось не менее 100000 испытаний.

Каждое испытание проводилось в следующие этапы: 1) выбирались два образа с заданной сложностью, т.е. определялись σ_1, σ_2 и a_1, a_2 ; 2) с использованием генератора случайных чисел нормального распределения для образа A получалось N значений, которые характеризуют репрезентативность; 3) для каждого значения определялась вероятность отнесения к образу A или B (рисунок 2); 4) вычислялась единичная достоверность результата того, что неизвестный образ является образом A , по следующим соображениям:

$$P(A) = \prod_{i=1}^N P_A(x_i), \quad P(B) = \prod_{i=1}^N P_B(x_i), \quad (5)$$

$$D_e = \frac{P(A)}{P(A) + P(B)}, \quad (6)$$

где i – номер значения; $P_A(x_i), P_B(x_i)$ – вероятность отнесения неизвестного образа к A и B по значению x_i ; $P(A), P(B)$ – общие значения вероятностей образов A и B ; D_e – единичная достоверность.

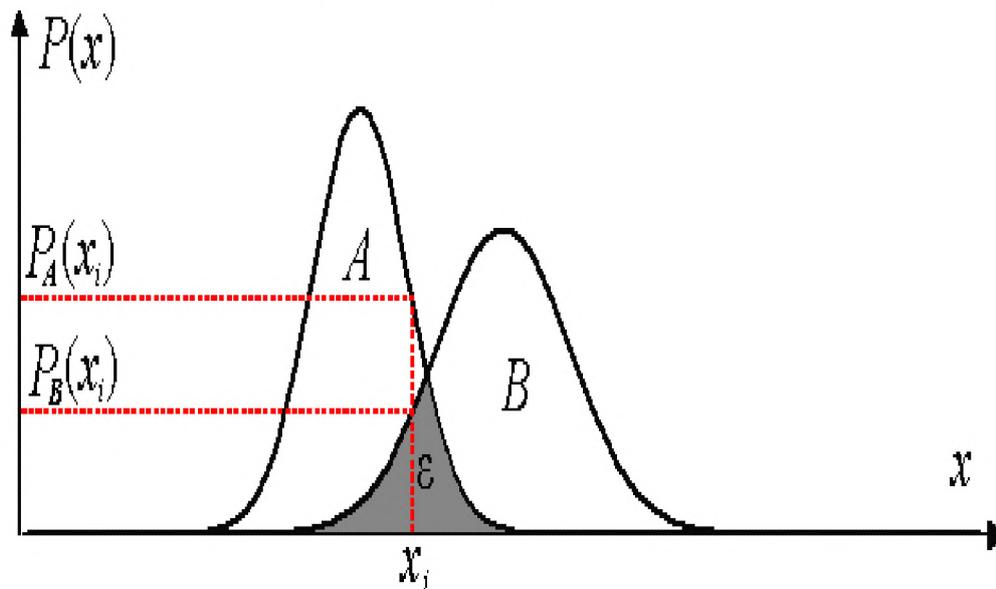


Рисунок 2 - Определение вероятности отнесения неизвестного образа к А или В по значению x_i

По результатам испытания в среде математического моделирования Mathcad методом распознавания образов по Байесу была получена таблица (приложение Г), отображающая зависимости достоверности, сложности и репрезентативности.

На основе данных зависимостей можно выбирать такие режимы работы оборудования и аппаратуры системы управления процессом распознавания, при которых значение достоверности будет выше заданного уровня, а производительность является максимальной. Для заданного значения достоверности равного 0,9 на рисунке 3 показано, какое количество информации необходимо при различных значениях сложности.

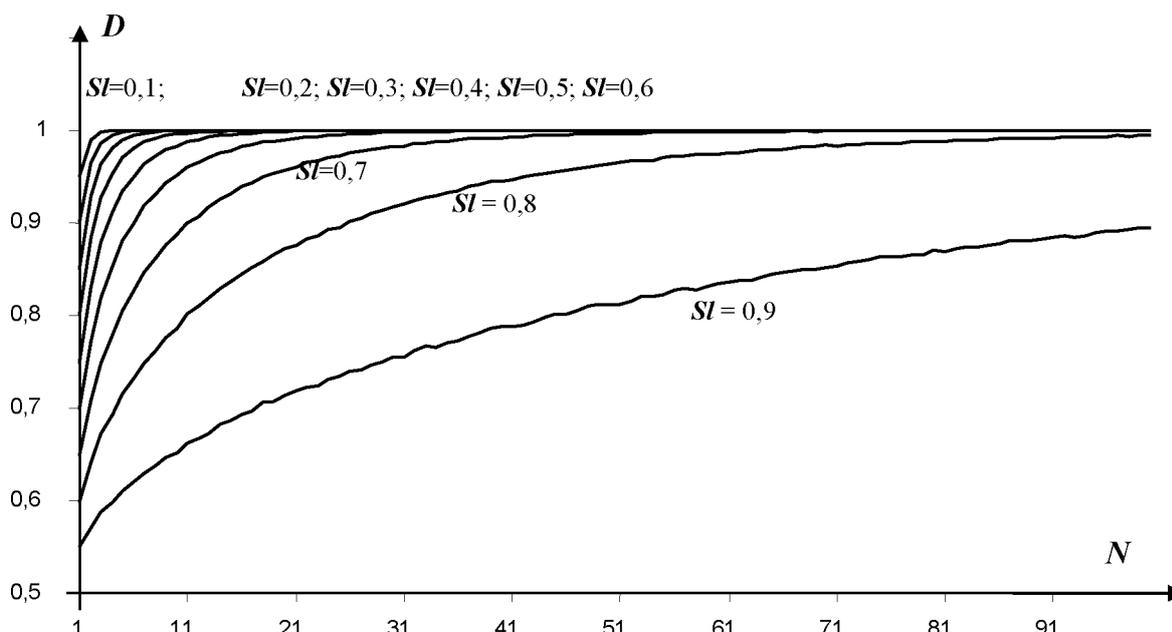


Рисунок 3 - Зависимости достоверности результатов от сложности распознавания и репрезентативности данных

Любую задачу распознавания можно решить, перейдя от нескольких образов, к двум. Однако, данную методику выбора режима распознавания можно применять и для случаев с несколькими эталонными образами (рисунок 20 а).

Зависимости D от SI и N определяются методом распознавания. Так, если в описанном выше способе учитывать вероятности не каждого испытания, а математическое ожидание значений всех испытаний, то зависимости будут выглядеть по-другому (рисунок 4 б).

При большом значении N единичная достоверность приближается к статистической:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \{D_e\} = D. \quad (7)$$

Однако при малых значениях N значение D_e может сильно отличаться от D . Для подтверждения этого и определения области нахождения D_e для уровня значимости 0,1 был проведен вычислительный эксперимент, который базировался на предыдущем. Единичная достоверность, определявшаяся на 4 этапе, сохранялась в массив данных, а после проведения всех 100000 испытаний отбрасывалось 10% минимальных и максимальных значений.

В результате была построена таблица интервальных значений (приложение Д), в которой представлены области изменения единичной достоверности для различных значений сложности распознавания и репрезентативности данных.

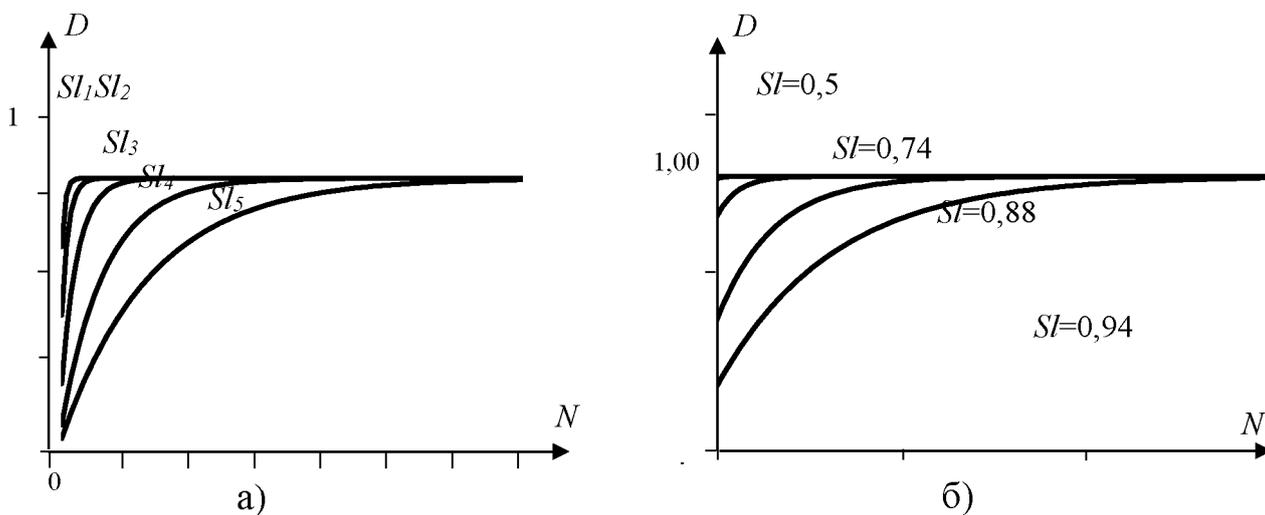


Рисунок 4 - Кривые достоверности распознавания при заданном значении сложности: (а) концептуальные (k – общее число эталонных образов) и экспериментальные зависимости достоверности D от объёма выборки N для двух образов (б)

Анализируя таблицу и полученные графики, были сделаны следующие выводы:

- верхняя граница интервала единичной достоверности при $N=1$ уменьшается, а нижняя граница интервала при значении сложности от 0,0 до 0,5 уменьшается, от 0,5 до 1,0 увеличивается;
- интервал при увеличении N уменьшается совместно со стремлением статистической достоверности к единице;
- при $SI > 0,5$ интервал при увеличении N первоначально увеличивается, а потом уменьшается, увеличение интервала происходит за счёт процедуры перемножения вероятностей.

Рассмотренная в данной работе модель управления распознавания образов используется при исследовании и разработке робототехнических комплексов с интеллектуальным управлением [3].

Литература:

1. Scharstein D., Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms // Int. Journal of Computer Vision 47. April-June 2002. PP. 7–42.
2. Дэвид Формайс, Жан Понс Компьютерное зрение. Современный подход, 2004
Уильям Прэтт Цифровая обработка изображений, 1982.
3. Баймухамедов М.Ф. Systems of adaptive control of industrial robots. / Журнал «Вестник технических наук». Изд-во Костанайского социально-технического университета им. академика З.Алдамжар, №4, 2018. – С.11-17.