

УДК 004.93

УПРАВЛЕНИЕ РЕЖИМОМ РАСПОЗНАВАНИЯ ПРОТЯЖЕННОГО ОБЪЕКТА В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ НА ОСНОВЕ ОЦЕНКИ СЛОЖНОСТИ КАЖДОГО ЭТАПА РАСПОЗНАВАНИЯ

А. Ю. Кручинин^а, канд. техн. наук, доцент

^аОренбургский государственный университет, Оренбург, РФ

Цель: эффективность системы распознавания образов реального времени определяется достоверностью и производительностью процесса распознавания. Целью исследования является разработка модели управления режимом распознавания в реальном времени при исследованиях особых классов объектов — протяженных объектов. **Результаты:** приведена математическая модель управления режимом распознавания образов в реальном времени. Показано, что на основании оценки сложности распознавания текущего участка протяженного объекта можно принимать решение о режиме распознавания следующего участка. Режим распознавания определяется количеством данных и скоростью движения измерительного устройства относительно протяженного объекта. Управление режимом распознавания подразумевает изменение скорости движения, а соответственно, и объема поступающей информации на участок протяженного объекта в реальном времени. **Практическая значимость:** результаты исследований опробованы на данных геофизических исследований скважин. Описанный подход к управлению процессом распознавания образов протяженного объекта позволяет добиваться оптимальной производительности системы распознавания образов реального времени.

Ключевые слова — распознавание образов, управление процессом распознавания, реальное время, протяженный объект, сложность распознавания образов.

Введение

Вероятность правильного решения (достоверность) является главным критерием эффективности системы распознавания образов [1]:

$$D = \sum_{i=1}^m p_i P(\Omega_i),$$

где m — количество классов образов; p_i — оценка вероятности правильного решения для объектов из класса Ω_i ; $P(\Omega_i)$ — априорная вероятность появления объекта.

Однако при распознавании в реальном времени (РВ) добавляется еще и требование к производительности системы [2], поскольку время распознавания ограничено. Поэтому необходимо исходить из компромисса между двумя этими критериями.

В максимальном приближении эффективность представляется функцией от достоверности и времени распознавания (производительности):

$$E = f(D, T),$$

где D — достоверность распознавания; T — производительность работы системы, определяемая затрачиваемым временем на распознавание. Поиск максимальной эффективности системы распознавания образов РВ является двухкритериальной задачей оптимизации:

$$f_i(x) \rightarrow \max_x, x \in D_R, i \in [1, 2],$$

где x — параметры работы системы распознавания образов; D_R — множество допустимых пара-

метров системы распознавания; f_1 соответствует D , а f_2 соответствует T .

Оптимальное решение задачи следует искать на множестве Парето [3]. И если в некоторых многокритериальных задачах оптимизации можно найти эффективные решения, то в рассматриваемой задаче это невозможно, поскольку нельзя найти решение, одновременно увеличивающее и производительность, и достоверность распознавания образов. В этом случае необходимо выбирать из слабо эффективных решений [3], особенностью которых является то, что они не соответствуют улучшениям по всем критериям.

Для оценки качества работы системы распознавания образов РВ можно использовать следующий критерий минимума затрат:

$$C = \min C(T, D), T \geq T_c, D \geq D_c,$$

где T_c и T — заданная и фактическая производительность работ; D_c и D — заданная и фактическая достоверность результатов распознавания. Ограничения необходимы по той причине, что в системе РВ невозможно ждать результата сколько угодно, а уровень достоверности не может быть очень низким.

Особенности распознавания протяженного объекта

В различных случаях объект распознавания является протяженным, т. е. распределенным в пространстве или времени. Такие объекты нельзя распознать целиком, поскольку для измерения его параметров относительно объекта

(или наоборот) приходится перемещать измерительное устройство. В качестве примера подобного процесса можно рассматривать геофизические исследования скважин.

Протяженный объект может быть представлен последовательностью состояний:

$$O = (o_1, o_2, \dots, o_i, \dots, o_N),$$

где o_i — состояние i -й части протяженного объекта, а N — длина (количество частей) объекта.

С точки зрения распознавания образов объект будет представлен как последовательность образов:

$$\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_i, \dots, \omega_M),$$

где каждый образ ω_i соответствует определенному классу из множества возможных образов исследуемого объекта $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_K\}$, K — количество возможных образов. Распознавание протяженного объекта — это получение последовательности образов (рис. 1).

Пусть за время измерения i -го состояния протяженного объекта Δt измерительное устройство получает набор характеризующих его данных

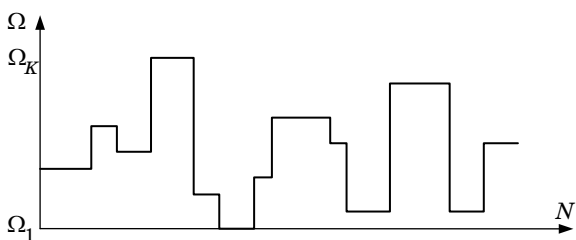
$$X = (x_1, x_2, \dots, x_k). \quad (1)$$

Тогда за время $2\Delta t$ будет получено $2k$ данных. Понятно, что достоверность распознавания при большем количестве данных может быть больше. Однако при меньшем количестве данных увеличивается производительность. Поэтому управление процессом распознавания протяженного объекта сводится к тому, чтобы на каждом участке протяженного объекта определить оптимальную скорость перемещения измерительного устройства, которое определяет размер выборки X .

Традиционное управление процессом распознавания образов

В работе А. Л. Горелика и В. А. Скрипкина [1] приведена постановка задачи оптимизации распознавания, которая основана на последовательных алгоритмах оптимизации, разработанных В. С. Михалевичем [4]. Суть постановки такова.

Пусть дана совокупность средств наблюдения, обеспечивающих получение апостериорной информации о распознаваемом объекте ω в виде



■ Рис. 1. Состояние протяженного объекта

признаков объекта $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$. Получение этих признаков, обработка для принятия решения связаны с определенными расходами U_ω . Значение этих расходов (усредненное по всем вариантам развития экспериментов) определяется последовательным правилом R , на основании которого производится планирование экспериментов. Каждое последовательное правило строится с учетом ограничений на проведение экспериментов. Качество каждого алгоритма (последовательного правила) характеризуется функционалом, представляющим собой математическое ожидание от значения средних расходов [1]:

$$U_p(R) = M[\bar{U}_\omega(R)],$$

где \bar{U}_ω — усредненное значение расходов по всем возможным цепочкам развития экспериментов, определяемым последовательным правилом R , на принятие решения о принадлежности объекта ω к какому-то классу из множества классов. Иными словами, необходимо минимизировать возможные затраты, связанные с распознаванием образов.

Идея алгоритма управления распознаванием образов на основе последовательных правил заключается в следующем. Если полученный результат эксперимента не удовлетворяет (по каким-либо критериям), то принимается решение о проведении новых экспериментов, и так до тех пор, пока не будет найдено удовлетворяющее решение. То есть данные, полученные на первоначальном этапе анализа, используются для принятия решения о новом эксперименте. Общая запись алгоритма [1]

$$R = \{z_i^0; a_1; z_i^1(x_{a1}); a_2(x_{a1}); z_i^2(x_{a1}, x_{a2}); \dots; a_n(x_{a1}, \dots, x_{a(n-1)}); z_i^n(x_{a1}, \dots, x_{an}), \dots\}, \quad (2)$$

где

$$a_1 \in A_1^{\bar{A}}, a_2(x_{a1}) \in A_2^{\bar{A}}(x_{a1}), \dots, a_n(x_{a1}, \dots, x_{a(n-1)}) \in A_n^{\bar{A}}(x_{a1}, \dots, x_{a(n-1)});$$

A — множество экспериментов; Γ — последовательная система ограничений; a_n — n -й эксперимент; z — окончательные решения на каждом шаге; член z_i^0 показывает, что окончательное решение может приниматься без проведения экспериментов.

Однако здесь есть риск прекращения экспериментов, если они выходят за пределы ограничений, а ограничением в системе РВ является время.

Данный подход не дает рекомендации, что делать в ситуации, когда существует несколько алгоритмов распознавания. Данная задача была сформулирована Ю. И. Журавлевым, который

предложил и подход к ее решению, получивший название алгебраического подхода к решению задач распознавания и классификации [5, 6].

Суть подхода заключается в следующем: когда на вход системы распознавания поступает неизвестный образ, то процедура его отнесения к соответствующему классу может быть подразделена на два этапа.

Этап 1. Вычисляется мера близости неизвестного объекта с каждым классом.

Этап 2. В соответствии с тем или другим правилом на основании информации, полученной на этапе 1, принимается окончательное решение о принадлежности неизвестного образа соответствующему классу.

Однако в системах распознавания образов РВ этого недостаточно. Связано это с тем, что режим РВ может не позволить последовательно проводить эксперименты — время сильно ограничено, и необходимо применить какой-либо метод один раз и выдать результат. Алгоритмы распознавания могут быть настолько разные (например, классификация по Байесу или корреляционный метод), что мера близости для них вычисляется по-разному, что затрудняет применение в чистом виде алгебраического подхода, когда на этапе 1 вычисляется мера близости. Поэтому был разработан подход к управлению процессом распознавания на основе оценки сложности распознавания образов.

Математическая модель управления режимом распознавания протяженного объекта в реальном времени

Пусть каждый этап распознавания характеризуется некоторой выборкой (1), которая описывает неизвестный образ ω_X , принадлежащий множеству $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_K\}$. Идентификация протяженного объекта включает в себя M этапов, на каждом из которых необходимо выбрать оптимальный размер выборки (1):

$$k \in \{1, 2, \dots, k_{\max}\}.$$

Производительность и достоверность исследования протяженного объекта определяются следующим образом:

$$T = \sum_{i=1}^M \frac{1}{k_i}; \quad D = \frac{N_1}{N_2},$$

где N_1 — число правильно распознанных образов; N_2 — общее число контрольных образов.

Для упрощения выберем вероятностную модель распознавания. Тогда по формуле Байеса условная вероятность принадлежности образа ω_X к i -му эталонному образу ($1 \leq i \leq K$) определяется так:

$$P(\omega_i | X) = \frac{P(\omega_i) f_i(X)}{f(X)}, \quad (3)$$

где $P(\omega_i)$ — априорная вероятность появления i -го образа; f_i — вероятностное распределение для i -го образа, а

$$f(X) = \sum_{i=1}^K P(\omega_i) f_i(X).$$

Если считать все измерения в (1) независимыми, то

$$f_i(X) = \prod_{j=1}^k f_{ij}(x_j).$$

Максимальное значение апостериорной вероятности (3) соответствует распознанному образу.

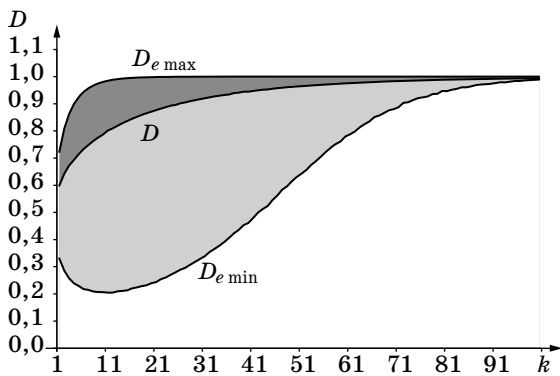
Важным условием при управлении режимом распознавания протяженного объекта является оценка достоверности результатов распознавания. Как отмечено в работах [2, 7], существуют статистическая и единичная достоверности. Статистическую достоверность каждого этапа нет возможности оценить, поскольку для этого необходимо было бы повторять измерения каждого этапа несколько раз (репрезентативное количество). Единичная же достоверность вычисляется по результату распознавания. Любую задачу распознавания в конечном итоге можно свести к задаче распознавания двух образов (даже если для этого придется сравнить каждый образ с каждым), поэтому в вероятностном случае распознавания можно использовать различные варианты вычисления единичной достоверности (D_e):

$$D_e(X) = \frac{P(\omega_{\max} | X)}{\sum_{i=1}^K P(\omega_i | X)},$$

$$D_e(X) = \frac{P(\omega_{\max} | X)}{P(\omega_{\max} | X) + P(\omega_{\max 2} | X)},$$

где ω_{\max} — образ с максимальным значением апостериорной вероятности, второй максимум ($\omega_{\max 2}$) означает эталонный образ со вторым значением апостериорной вероятности. Стоит отметить, что данные критерии вычисления единичной достоверности не являются единственными, и существуют различные подходы к их оценке, например, описанные в работах [1, 8, 9 и др.]. Однако в таких оценках есть общее: связь со статической достоверностью неполная. И только при увеличении количества информации единичная достоверность приближается к статической [7]:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} D_e = D.$$



■ **Рис. 2.** Интервал единичной достоверности $[D_{e \min}, D_{e \max}]$ для уровня значимости 0,1 при некоторой сложности конкретного случая распознавания

Однако при малых значениях k значение D_e может сильно отличаться от D и находиться в интервале значений [7] (рис. 2).

Важным фактором, влияющим на выбор режима распознавания, является сложность распознавания, под которой понимается достоверность распознавания при количестве данных $k=1$:

$$SI = 1 - D(X | k=1). \quad (4)$$

Данную величину (4) достаточно сложно оценить, поскольку требуется определение статистической достоверности. Критерии сложности, рассчитываемые по результатам распознавания (т. е. по единичной достоверности), описаны в ряде работ [1, 9—11 и др.]. Однако они характеризуют только единичную достоверность, погрешность измерения которой увеличивается при увеличении сложности распознавания образов [12]. Другим критерием оценки сложности является оценка идеальной сложности, которая рассчитывается на основе известных характеристик образов. Пусть есть два эталонных образа, D_e которых максимальна. Известны вероятностные распределения этих образов (пусть они будут нормальными), тогда идеальная сложность рассчитывается по следующему выражению:

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

где x — признак, по которому определяется пересечение распределений; σ_1, σ_2 — оценки средних квадратичных отклонений распределений образов; a_1, a_2 — математические ожидания.

Пусть текущий режим распознавания характеризуется k_i , а результат распознавания — D_e и $SI_{ideal}(i)$. Тогда на основании этих данных необхо-

димо выбрать режим k_{i+1} . Если считать, что при оценке D_e используется два образа с наибольшими вероятностями, то тогда значение D_e будет колебаться в интервале от 0,5 до 1. Для выбора режима k_{i+1} этот интервал можно разделить на три:

$$[0,5, D_{et1}], (D_{et1}, D_{et2}], (D_{et2}, 1].$$

Первый интервал характеризует невозможность провести распознавание при режиме k_i . В этом случае, если k_i намного меньше k_{\max} , нужно резко увеличить k_{i+1} . В противном случае небольшое увеличение k_{i+1} не даст результата.

Второй интервал характеризует удовлетворительные условия распознавания. При этих условиях можно руководствоваться SI_{ideal} для оценки статистической достоверности, но режим k определить нельзя, а можно лишь направление смещения — увеличение или уменьшение k .

Третий интервал характеризует идеальные условия распознавания. В этом случае на основании SI_{ideal} можно не только оценить статистическую достоверность, но и определить требуемое k (см. рис. 2). Математически это можно представить в следующем виде:

$$k_{i+1} = \begin{cases} f_1, \text{ \textasciitilde{ \textasciitilde{ } } } D_e \in [0,5, D_{et1}] \\ f_2, \text{ \textasciitilde{ \textasciitilde{ } } } D_e \in (D_{et1}, D_{et2}]; \\ f_3, \text{ \textasciitilde{ \textasciitilde{ } } } D_e \in (D_{et2}, 1] \end{cases} \quad (5)$$

$$f_1 = \begin{cases} k_i, \text{ \textasciitilde{ \textasciitilde{ } } } k_i + \Delta k_{s1} > k_{\max} \\ k_i + \Delta k_{s1}, \text{ \textasciitilde{ \textasciitilde{ } } } k_i + \Delta k_{s1} \leq k_{\max} \end{cases};$$

$$f_2 = k_i + \Delta k_{s2} \operatorname{sgn}(D_c - D(SI_{ideal}, k_i));$$

$$f_3 = f_k(D_c, SI_{ideal}),$$

где Δk_{s1} — большой шаг; Δk_{s2} — малый шаг; $D(SI_{ideal}, k_i)$ — функция зависимости достоверности от сложности и объема данных (см. рис. 2), которая строится заранее для эталонных образов; f_k — функция, обратная представленной на рис. 2, позволяющая вычислять требуемое количество данных по достоверности и сложности распознавания.

Описанный подход можно применять совместно с алгоритмом на основе последовательных правил (2), оценивая достоверность и сложность распознавания после каждого измерения. Когда будут достигнуты их заданные значения, то считать участок протяженного объекта достоверно идентифицированным и начинать измерения снова. Однако подобное совместное использование возможно не всегда по причине особенностей получения данных, движения измеряемого объекта, что приводит к низким показателям эффективности системы распознавания.

Управление скоростью при исследовании протяженного объекта

Как уже было отмечено, управление скоростью подразумевает управление размером выборки (1), по которой осуществляется распознавание участка. Если предположить, что идентифицируются участки фиксированной длины L , то скорость перемещения измерительных устройств относительно протяженного объекта определяется как

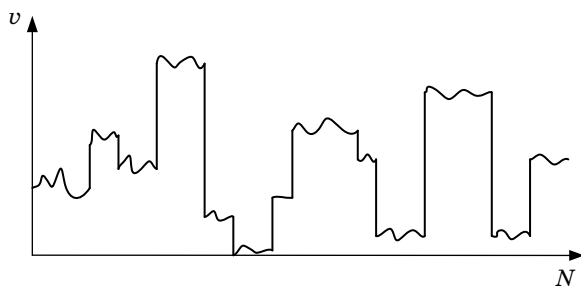
$$v = \frac{L}{k\Delta t},$$

где Δt — период времени между замерах (дискретные измерения).

При управлении скоростью необходимо учитывать тот факт, что текущая скорость v_i и скорость на предыдущем этапе v_{i-1} не могут отличаться сильно, т. е. учитывать ускорение при замедлении и убыстрении. Формально ускорение может находиться в интервале $[0, a_{\max}]$, однако в дальнейшем будем исходить из того, что ускорение фиксировано и равно a_{\max} . Это значит, что невозможно резко сменить режим (количество данных k), и изменение скорости может быть только по шагам, размер шага — Δv . Поскольку при выборе скорости на следующем этапе необходимо исходить из вычисляемого значения k (5), то скорость будет колебаться за счет того, что единичная достоверность не является точным показателем (рис. 3).

Частое изменение скорости может плохо сказаться на оборудовании и затруднить точность результатов идентификации протяженного объекта. Поэтому при изменении скорости следует руководствоваться не мгновенными значениями единичной достоверности распознавания, а взятыми на некотором интервале (окне). При этом для прогноза возможного изменения единичной достоверности и сложности распознавания можно использовать фильтр Калмана [13] или другие механизмы.

При управлении скоростью на основе результатов распознавания традиционное управление



■ Рис. 3. График изменения скорости при смене режимов и условии, что образы $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_K\}$ отсортированы по сложности

процессом распознавания образов не может быть использовано по причине того, что необходимо заранее знать размер выборки k на участке протяженного объекта, чтобы выбрать соответствующее значение скорости.

Заключение

Оценка эффективности управления процессом распознавания образов описана в работе [14], а оценка эффективности принятия решения по выбору режима распознавания — в работе [15]. Данные методики применимы и для оценки эффективности управления процессом распознавания образов протяженных объектов. Суть оценки эффективности заключается в том, что по имеющимся результатам исследований строится однородная цепь Маркова, где определяются вероятностные переходы из одного класса состояния участка протяженного объекта в другой. Также строится матрица статистического уровня достоверности для каждого класса состояния протяженного объекта для всех возможных объемов данных k . На основании этих матриц можно оценить вероятность нахождения в той или иной ситуации и соответственно вычислить общую достоверность работ при управлении процессом распознавания образов в РВ. Производительность определяется по вероятности нахождения в режимах с разными значениями k и суммируется для всех режимов. В общем эффективность может быть оценена приведением к стоимостным затратам и доходам от исследований:

$$E = C(D) + C(T),$$

где $C(D)$ — денежные затраты от ошибок и доход от верного распознавания; $C(T)$ — затраты на проведение исследований с данной производительностью. При этом $C(D)$ может вычисляться на основе данных от каждого состояния:

$$C(D) = \sum_{i=1}^N c_i(\alpha(o_i)) + \sum_{i=1}^N c'_i(1 - \alpha(o_i)),$$

где N — количество частей протяженного объекта; α — вероятность ошибки при определении состояния o_i ; c_i, c'_i — соответственно затраты при ошибке и доход при правильном решении.

В большинстве случаев задачи распознавания в том или ином виде можно свести к вероятностному подходу, поэтому описанную модель управления режимом распознавания протяженного объекта можно использовать и в случаях, когда признаки не определяются в чистом виде вероятностными распределениями. Например, корреляционный анализ данных, распознавание графических символов с использованием шабло-

нов дают некоторую оценку близости к эталону (коэффициент парной корреляции, доля совпадения). Эти оценки можно считать единичной достоверностью, а алгоритм управления (5) будет оставаться таким же.

Если использовать другой метод распознавания, например структурный, то общая идея метода останется прежней, однако принципы оцен-

ки сложности и единичной достоверности должны несколько отличаться.

Описанный подход к управлению процессом распознавания был опробован на геофизических исследованиях буровых скважин. Дальнейшее развитие подхода предполагает его применение в задачах идентификации состояния протяженного объекта на основе технологий компьютерного зрения.

Литература

1. Горелик А. Л., Скрипкин В. А. Методы распознавания. – М.: Высш. шк., 2004. – 261 с.
2. Кручинин А. Ю. Управление процессом распознавания образов в реальном времени // Автоматизация и современные технологии. 2010. № 3. С. 33–37.
3. Подиновский В. В., Ногин В. Д. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач. – М.: Наука, 1982. – 256 с.
4. Михалевич В. С. Последовательные алгоритмы оптимизации и их применение // Кибернетика. 1965. № 1. С. 45–56.
5. Журавлев Ю. И. Корректные алгебры над множествами некорректных эвристических алгоритмов (I) // Кибернетика. 1977. № 4. С. 5–17.
6. Журавлев Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания и классификации // Проблемы кибернетики. 1978. № 33. С. 5–68.
7. Кручинин А. Ю. Оптимизация систем распознавания образов реального времени // Автоматизация в промышленности. 2010. № 10. С. 6–9.
8. Бериков В. Б. Оценки вероятности ошибки в байесовской логико-вероятностной модели распознавания образов // Вычислительные технологии. 2008. Т. 13. № 6. С. 28–39.
9. Fukunaga K. Introduction to statistical pattern recognition. – Academic Press, 1972. – 369 p.
10. Кручинин А. Ю., Аралбаев Т. З. Оценка сложности идентификации объектов по параметру надежности распознавания // Современные информационные технологии в науке, образовании и практике: материалы 6-й Всерос. науч.-практ. конф. (с международным участием), Оренбург, 2007. С. 243–244.
11. Shannon C. E. A mathematical theory of communication//Bell System Technical J. July 1948. Vol. 27. P. 379–423.
12. Кручинин А. Ю. Управление процессом распознавания образов на основе оценки его сложности // Информационно-вычислительные технологии и их приложения: сб. ст. X Междунар. науч.-техн. конф., Пенза, 2009. С. 143–149.
13. Kalman R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems//J. of Basic Engineering. 1960. Vol. 82. N 1. P. 35–45.
14. Кручинин А. Ю. Особенности разработки программных систем распознавания образов реального времени // Автоматизация в промышленности. 2011. № 7. С. 53–56.
15. Кручинин А. Ю. Управляемые системы распознавания образов в адаптивных АСУ // Автоматизация в промышленности. 2013. № 3. С. 60–63.

UDC 004.93

Control of an Extended Object Recognition Process in Real Time Based on Evaluation Complexity of Each Stage of Recognition

Kruchinin A. Yu.^a, PhD, Tech., Associate Professor, kruchinin-al@mail.ru

^aOrenburg State University, 13, Pobedy St., 460018, Orenburg, Russian Federation

Purpose: Efficiency of a real-time pattern recognition system is determined by reliability and performance of the recognition process. The aim is to develop a model of control of a recognition mode in real time researching specific classes of objects — extended objects. **Results:** There has been proposed a mathematical model of pattern recognition control in real time. It is shown that based on assessment of recognition complexity of a current section of an extended object one can make a decision on a recognition mode for the next section. An amount of data and a velocity of a measuring device in relation to an extended object determine a recognition mode. Recognition mode control involves changing the speed of movement and, subsequently, the volume of information incoming to a section of an extended object in real time. **Practical relevance:** The research results have been tested on data from geophysical boreholes. The

described approach to control the process of pattern recognition of an extended object allows achieving optimal performance of the real time pattern recognition system.

Keywords — Pattern Recognition, Recognition Process Control, Real Time, Extended Object, Complexity of Pattern Recognition.

References

1. Gorelik A. L., Skripkin V. A. *Metody raspoznavaniia* [Methods of Recognition]. Moscow, Vysshaya shkola Publ., 2004. 261 p. (In Russian).
2. Kruchinin A. Yu. Control of Real-Time Pattern Recognition. *Avtomatizatsiia i sovremennye tekhnologii*, 2010, no. 3, pp. 33–37 (In Russian).
3. Podinovskii V. V., Nogin V. D. *Pareto-optimal'nie resheniya mnogokriterial'nykh zadach* [Pareto-Optimal Solutions of Multi-Criteria Problems]. Moscow, Nauka Publ., 1982. 256 p. (In Russian).
4. Mikhalevich V. S. Sequential Optimization Algorithms and their Application. *Kibernetika*, 1965, no. 1, pp. 45–56 (In Russian).
5. Zhuravlev Yu. I. Correct Algebras on Sets of Incorrect Heuristic Algorithms (I). *Kibernetika*, 1977, no. 4, pp. 5–17 (In Russian).
6. Zhuravlev Yu. I. On an Algebraic Approach to Solving the Problems of Pattern Recognition and Classification. *Problemy kibernetiki*, 1978, no. 33, pp. 5–68 (In Russian).
7. Kruchinin A. Yu. Optimization of Real-Time Pattern Recognition Systems. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*, 2010, no. 10, pp. 6–9 (In Russian).
8. Berikov V. B. Estimations of Misclassification Probability in Bayes Logical-and-Probabilistic Model of Pattern Recognition. *Vychislitel'nye tekhnologii*, 2008, no. 6, pp. 28–39 (In Russian).
9. Fukunaga K. *Introduction to statistical pattern recognition*. Academic Press, 1972. 369 p.
10. Kruchinin A. Yu., Aralbaev T. Z. Assessment of the Identification of Objects in the Parameter Recognition Reliability. *Materialy 6 Vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii (s mezhdunarodnym uchastiem) "Sovremennye informatsionnye tekhnologii v nauke, obrazovanii i praktike"* [Materials of the 6th All-Russia Scientifically-Practical Conf. (with the international participation) "The Modern Information Technology in a Science, Formation and Practice"]. Orenburg, 2007, pp. 243–244 (In Russian).
11. Shannon C. E. A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*, July 1948, vol. 27, pp. 379–423.
12. Kruchinin A. Yu. Management of Process of Pattern Recognition on Base of the Estimation to its Difficulties. *Sbornik statei X Mezhdunarodnoi nauchno-tekhnicheskoi konferentsii "Informatsionno-vychislitel'nye tekhnologii i ikh primenenie"* [Collection Article X Int. Research Conf. "Information-Computing Technologies and Their Exhibits"]. Penza, 2009, pp. 143–149 (In Russian).
13. Kalman R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 1960, vol. 82, no. 1, pp. 35–45.
14. Kruchinin A. Yu. Specifics of Development of Software Systems for Real-Time Pattern Recognition. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*, Sept. 2013, vol. 74, iss. 9, pp. 1599–1605 (In Russian).
15. Kruchinin A. Yu. Control Systems of Pattern Recognition in the Adaptive Control System. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*, 2013, no. 3, pp. 60–63 (In Russian).

УВАЖАЕМЫЕ АВТОРЫ!

Национальная электронная библиотека (НЭБ) продолжает работу по реализации проекта SCIENCE INDEX. После того как Вы зарегистрируетесь на сайте НЭБ (<http://elibrary.ru/defaultx.asp>), будет создана Ваша личная страничка, содержание которой составят не только Ваши персональные данные, но и перечень всех Ваших печатных трудов, имеющих в базе данных НЭБ, включая диссертации, патенты и тезисы к конференциям, а также сравнительные индексы цитирования: РИНЦ (Российский индекс научного цитирования), h (индекс Хирша) от Web of Science и h от Scopus. После создания базового варианта Вашей персональной страницы Вы получите код доступа, который позволит Вам редактировать информацию, помогая создавать максимально объективную картину Вашей научной активности и цитирования Ваших трудов.