

мовки окончательно придается заданная геометрическая форма с помощью обжима.

Разработанная технология ведущими специалистами холодной штамповки ПО ЮМЗ повышает надежность данного сиффона за счет сокращения сварных швов, повышает технико-экономические показатели за счет уменьшения количества технологических операций, уменьшения материала в количестве 1.5 кг на машинокомплект.

Данная технология успешно внедрена в производство и используется в настоящее время.

1. Бурцев К. Н. Металлические сиффоны. — М.: Машгиз, 1963.—С. 5—12, 83—88.
2. Диллон Б., Сингх Ч. Инженерные методы обеспечения надежности систем. — М.: Мир, 1984.—С. 9—11.
3. Кузнецов А. А. Надежность конструкции баллистических ракет. — М.: Машиностроение, 1978.—С. 178—180.
4. Норицин И. А. Исследование технологии штамповки сиффонов. Прогрессивная технология холодно-штамповочного

производства. — Л.: НТОмашпром, Машгиз, 1956.—Кн. 40.—С. 24—38.

#### INCREASING OF RELIABILITY OF LARGE DEMENSION BELLOW IN LAUNCH VEHICLE FUEL SYSTEM

U. V. Olovarenko

Large demension bellow is a component part of launch vehicle fuel system. Its desing perceives the loading of hydraulic hammer at the moment of propulsion system initiation. This work concerns the improvement of technology providing increasing of performance characteristics and constructional reliability. Using in product desing jointless bellow realized by hydraulic forming from weldless round billet instead of bellow realized by welding from separate stamped terms (stocks), allows greatly increase its reliability at the expense of runs reduction, such as: welding of separate stocks, fettling and weld seams X-raying. The purpose of work is a method of receiption of large demension bellow by hydraulic forming from weldless round billet.

УДК 621.396.6

## ОТБОР ИНФОРМАТИВНЫХ СОВОКУПНОСТЕЙ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ В ЗАДАЧАХ МНОГОКЛАССОВОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

© В. Д. Павленко, А. А. Фомин

Одеський державний політехнічний університет

Аналізуються методи зведення багатокласових задач розпізнавання образів до послідовності задач розпізнавання з двома класами. Пропонується метод відбору інформативних сукупностей діагностичних параметрів в задачах багатокласового розпізнавання образів, заснований на оптимізації цільової функції; досліджується ефективність застосування різних видів цільових функцій

### ВВЕДЕНИЕ

Любые методы неразрушающего контроля сводятся к обработке информации, полученной в результате измерений ряда параметров, характеризующих состояние объекта. На основе этой информации в дальнейшем можно делать выводы о текущем состоянии контролируемого объекта. Как правило, изначально не устанавливается перечень диагностических параметров, несущих в себе информацию о состоянии объекта, связь выбранных параметров между собой и их количество. Вследствие этого формируемая статистическая выборка обладает излишней информационной избыточностью.

Первым шагом всякого процесса распознавания является выбор диагностических параметров и оп-

ределение способа их выделения (измерения). При этом обычно стремятся ограничиться как можно меньшим их количеством. Сокращение описания объектов упрощает сбор дополнительных данных, делает материал более обозримым, выводы — более наглядными, а распознающее устройство — более простым и быстродействующим. Сокращение количества диагностических параметров описания объектов, как правило, улучшает качество распознавания [2]. Кроме того, сокращение числа диагностических параметров позволяет снизить минимальное необходимое количество объектов статистической выборки, сохраняя ее репрезентативность. Поэтому после набора статистических данных необходимо рассмотреть возможность исключения части диагностических параметров, удовлетворяя при этом

требованию, чтобы ошибки распознавания оставались меньше допустимых.

Очевидно, что количество диагностических параметров, необходимое для успешного решения задачи распознавания, зависит от разделяющих качеств выбранных параметров. Задача выбора параметров усложняется обычно тем обстоятельством, что наиболее важные из них не всегда легко измерить, либо, как оказывается во многих случаях, соответствующие возможности измерения сдерживаются экономическими факторами.

Исследование информативности диагностических параметров производится путем решения ряда задач распознавания образов на выборках, включающих различные сочетания параметров с последующим анализом полученных результатов.

#### ПРИВЕДЕНИЕ МНОГОКЛАССОВОЙ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ К ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ЗАДАЧ ДИХОТОМИИ

Распространенным в теории распознавания образов является геометрический (метрический) подход к решению задач распознавания. В его основе лежит предположение о том, что для рассматриваемых образов имеют место некоторые допущения. Во-первых, реализации  $x$ , соответствующие всем объектам, могут быть представлены в виде точек (векторов)  $n$ -мерного евклидова пространства диагностических параметров  $R^n$ . Во-вторых, справедливо предположение, обычно называемое гипотезой компактности, заключающееся в том, что реализации  $x$ , соответствующие объектам одного и того же класса, в  $R^n$  располагаются кучно и отдельно от аналогичных скоплений, состоящих из реализаций объектов других классов. При такой закономерности формирования образов задача обучения распознаванию состоит в разбиении пространства диагностических параметров  $\Omega$  на взаимно непересекающиеся области:

$$\Omega = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_m,$$

$$\Omega_i \cap \Omega_j = \emptyset, \quad (i \neq j).$$

Формально задача обучения распознаванию  $m$  образов состоит в получении отображения образов в гиперпространстве (в пространстве диагностических параметров объекта), т. е. в построении моделей образов (решающих правил)  $d_i(x)$  ( $i = 1, \dots, m$ ), для которых справедливы выражения

$$\begin{aligned} \forall x_0 \in \Omega_i &\Rightarrow d_i(x_0) \geq \lambda, \\ \forall x_0 \notin \Omega_i &\Rightarrow d_i(x_0) < \lambda, \end{aligned} \quad (1)$$

где  $x_0$  — вектор диагностических параметров некоторого объекта. Разбиение  $R^n$  на непересекающиеся области может быть осуществлено с помощью оптимального разбиения гиперповерхностями, широко применяемого при решении практических задач. В качестве критерия оптимальности разбиения гиперпространства может использоваться максимум функции вероятности правильного распознавания объектов экзаменационной выборки  $P$

$$P = \frac{\sum_{i=1}^m r_i}{\sum_{i=1}^m R_i} \cdot 100 \%, \quad (2)$$

где  $m$  — количество классов объектов в экзаменационной выборке;  $r_i$  — количество правильно классифицированных элементов  $i$ -го класса в экзаменационной выборке;  $R_i$  — количество элементов  $i$ -го класса в экзаменационной выборке.

Однако гиперповерхность способна разделить между собой только две области (случай дихотомии). Поэтому, многоклассовое распознавание, при котором количество рассматриваемых классов больше двух, не может быть осуществлено при помощи одной гиперповерхности.

В подобных случаях задача разбивается на  $m - 1$  этапов, на каждом из которых производится решение вспомогательной задачи (строятся вспомогательные решающие правила). На основании полученных решающих правил находится решение исходной многоклассовой задачи. Разбиение задачи на составляющие может быть выполнено различными способами. Наиболее общие из них рассмотрены ниже.

**Независимое разбиение** заключается в формировании  $m - 1$  вспомогательных задач дихотомии, при котором каждая вспомогательная задача представляется двумя классами. Первый класс  $A_1$  формирует поочередно один из классов  $i$  исходной задачи ( $i = 1, 2, \dots, m - 1$ ). Второй класс  $A_2$  составляют оставшиеся  $m - 1$  классов исходной многоклассовой задачи:

$$A_1^i = \Omega_i, \quad A_2^i = \Omega / \Omega_i.$$

Основным преимуществом независимого разбиения многоклассовой задачи на двухклассовые является то, что полученные в результате обучения решающие правила  $d_i(x)$  ( $i = 1, \dots, m$ ) являются независимыми друг от друга и могут использоваться как совместно (для определения одного из классов, к которому относится классифицируемый объект, путем последовательного применения к этому

объекту полученных решающих правил до тех пор, пока соответствующий класс не будет обнаружен), так и по отдельности (для выяснения вопроса о принадлежности классифицируемого объекта к определенному классу согласно условиям (1)).

Недостатком такого алгоритма является его избыточность, так как проведенные ранее вычисления не учитываются в дальнейшем. Кроме того, для построения решающих правил используется информация о всех классах, что усложняет вид самого решающего правила и снижает качество распознавания.

**Последовательное разбиение**, как и в предыдущем случае, заключается в формировании  $m - 1$  вспомогательной задачи дихотомии. Однако классы при таком разбиении формируются иначе. Первый класс каждой вспомогательной задачи формирует поочередно один из классов исходной задачи  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, m - 1$ ). Второй класс составляют оставшиеся классы исходной многоклассовой задачи за исключением тех, которые рассматривались в качестве первых классов в предыдущих вспомогательных задачах. Так, при формировании  $k$ -й вспомогательной задачи второй класс составляют последние  $m - k$  классов исходной задачи:

$$A_1^i = \Omega_i, \quad A_2^i = \bigcup_{k=i}^m \Omega_k.$$

Основным преимуществом последовательного разбиения многоклассовой задачи на двухклассовые перед независимым разбиением является уменьшение объема вычислений за счет сокращения избыточности в исходных данных. В результате сокращения избыточности также упрощаются решающие правила и улучшается качество распознавания.

Недостатком этого алгоритма является то, что полученные решающие правила являются зависимыми друг от друга и могут применяться для определения класса объекта только путем применения в строгой последовательности к этому объекту полученных решающих правил  $d_i(x)$  ( $i = 1, \dots, m$ ) до тех пор, пока соответствующий класс не будет обнаружен. Полученные решающие правила не могут использоваться ни по отдельности, ни в произвольном порядке.

#### КРИТЕРИИ ОТБОРА ИНФОРМАТИВНЫХ СОВОКУПНОСТЕЙ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ В ЗАДАЧАХ МНОГОКЛАССОВОГО РАСПОЗНАВАНИЯ

Исследование информативности совокупностей диагностических параметров в задачах многоклассового распознавания представляет собой сложную

задачу. На этапе исследования информативности последовательности двухклассовых задач возможны два случая. В первом случае для каждой из  $m - 1$  задачи дихотомии формируются свои наборы диагностических параметров. К этому могут привести алгоритмы сокращенного перебора диагностических параметров, методы типа Монте-Карло [1]. В этом случае поиск удовлетворительных решений чрезвычайно усложняется, так как универсальных методов поиска таких решений не существует.

Во втором случае для всех  $m - 1$  задач дихотомии, представляющих задачу многоклассового распознавания, варианты сочетаний диагностических параметров объекта при исследовании их информативности для каждой задачи дихотомии совпадают. Такой результат дает алгоритм полного перебора. В этом случае решение многоклассовой задачи может быть получено путем оптимизации некоторой целевой функции.

В качестве целевой функции предлагается использовать средний процент правильного распознавания  $P$  из (2) по всем классам на одинаковых наборах диагностических параметров:

$$F(P) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m P_i. \quad (3)$$

Тогда сочетание диагностических параметров объекта, доставляющее максимум целевой функции на множестве всех вариантов сочетаний этих параметров, используемых при исследовании информативности в задачах дихотомии, и будет искомым решением.

Однако в практических исследованиях полученное решение может оказаться не наилучшим для получения качественного распознавания всех классов одновременно, так как предлагаемая целевая функция позволяет оценить среднюю вероятность правильного распознавания классов в задачах дихотомии. Поэтому за счет высокого качества распознавания одних классов в искомый набор диагностических параметров могут быть включены те, информативность которых недостаточна для качественного распознавания других классов.

Чтобы избежать подобных результатов, исходную целевую функцию (3) можно модифицировать, уменьшая влияние усреднения процента правильного распознавания на качество распознавания всех классов многоклассовой задачи. Ниже приведено несколько таких модификаций, учитывающих близость суммируемых слагаемых друг к другу:

$$F(P) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m P_i, \quad P_i \geq P_0, \quad (4)$$



где  $P_0$  — постоянная величина, задающая минимальное значение рассматриваемой доли правильного распознавания;

$$F(P) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m P_i, \quad P_i \geq \eta P_{\max},$$

где  $P_{\max}$  — максимальное значение процента правильного распознавания среди заданных классов на рассматриваемом наборе;  $\eta$  — некоторая константа, характеризующая отклонение  $P_i$  от  $P_{\max}$  ( $0 \leq \eta \leq 1$ ).

Приведенные критерии весьма эффективны, так как позволяют управлять нижней границей вероятности правильного распознавания классов на наборах диагностических параметров, включаемых в рассмотрение. Однако существенным недостатком такого подхода можно считать то, что эти границы устанавливаются на основе экспертных оценок и не могут быть найдены аналитически.

Следующая группа критериев учитывает выявленные недостатки, наделяя целевые функции адаптивными свойствами:

$$F(P) = \frac{1}{m-1} \frac{1}{\alpha(P_{\max} - P_{\min}) + 1} \sum_{i=1}^m P_i, \quad (5)$$

$$F(P) = \frac{1}{m-1} \frac{1}{e^{\beta(P_{\max} - P_{\min})}} \sum_{i=1}^m P_i, \quad (6)$$

где  $P_{\max}$  и  $P_{\min}$  — максимальное и минимальное значения доли правильного распознавания среди заданных классов на рассматриваемом наборе диагностических параметров соответственно;  $\alpha$ ,  $\beta$  — весовые коэффициенты.

Представленные критерии в общем случае дают различные решения на одной и той же выборке.

На рис. 1 представлена зависимость значения целевой функции  $F$  от близости расположения

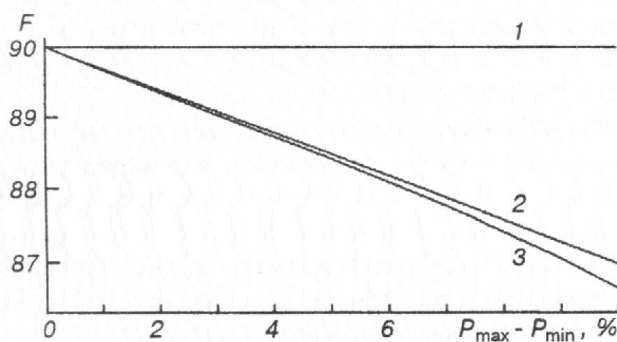


Рис. 1. Зависимость значений целевой функции  $F$  от близости расположения процентов правильного распознавания отдельных классов многоклассовой задачи: 1 — критерий (4), 2 — критерий (5), 3 — критерий (6)

вероятности правильного распознавания отдельных классов многоклассовой задачи  $P_{\max} - P_{\min}$ . Расчеты по формулам (4)–(6) проводятся для случая трехклассовой задачи на сочетаниях диагностических параметров со средним процентом правильного распознавания в классах  $P = 90\%$ . Значения весовых коэффициентов  $\alpha = \beta = 0.0033$  получены экспериментальным путем из условия, чтобы заведомо худшие наборы диагностических параметров не доставляли большего значения целевой функции  $F$ , чем лучшие.

Из рис. 1 видно, что значения целевой функции для различных критериев по-разному зависят от близости расположения вероятности правильного распознавания отдельных классов многоклассовой задачи. Это означает, что при прочих равных условиях по разным критериям отбирается различное количество удовлетворительных решений. Так, наименьшее количество удовлетворительных решений получается при применении критерия (6), а наибольшее — при применении критерия (4).

#### РЕЗУЛЬТАТЫ ЧИСЛЕННОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

Исследование эффективности предлагаемых критериев отбора информативных совокупностей диагностических параметров объектов проводилось на статистическом материале, представляющем многоклассовую задачу диагностики режущего инструмента металлообрабатывающих станков. Статистическая выборка включает характеристики более ста измерений объектов по 13 диагностическим параметрам, разбитых на шесть классов — возможных состояний объектов. Из 13 диагностических параметров отбирались 4, несущие в себе наибольшую информацию об износе режущей кромки инструмента. Методом полного перебора получено 1092 различных сочетаний по 4 параметра. При помощи

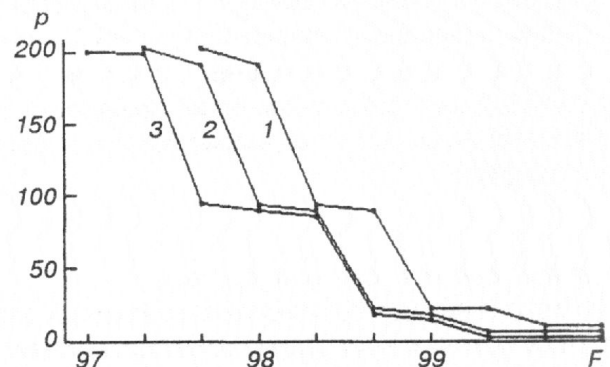


Рис. 2. Отбор удовлетворительных решений в задаче диагностики режущего инструмента: 1 — критерий (4), 2 — критерий (5), 3 — критерий (6)

выражений (4)—(6) из этого множества отбирались наилучшие сочетания диагностических параметров при  $\alpha = \beta = 0.0005$ .

На рис. 2 представлены сравнительные зависимости количества  $p$  удовлетворяющих условиям поиска решений, полученные с использованием выражений (4)—(6), от минимально допустимого значения целевой функции  $F$ .

#### ВЫВОДЫ

Из рис. 2 видно, что решением задачи является не один набор диагностических параметров, а некоторое множество таких наборов, из которых необходимо выбирать лучшее. Критерии (4)—(6) выделяют из множества допустимых наборов наиболее предпочтительные, сокращая тем самым работу лица, отбирающего лучшее решение. В данном случае критерии (5) и (6) дают результаты, которые являются более предпочтительными, чем полученные согласно критерию (4). Критерий (6) оказывается наиболее эффективным при невысоких требованиях к качеству распознавания, т. е. при меньших значениях средней вероятности правильного распознавания по всем классам.

Таким образом, используемые критерии отбора совокупностей диагностических параметров объектов дают возможность существенного сокращения количества рассматриваемых решений в зависимости от применяемой целевой функции на всем интервале изменения минимально допустимого значения целевой функции.

1. Пакет прикладных программ ОТЭКС (для анализа данных) / Загоруйко Н. Г., Елкина В. Н., Емельянов С. В., Лбов Г. С. — М.: Финансы и статистика, 1986.—160 с.: ил.—(Мат. Обеспечение прикладной статистики).
2. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов: Пер. с англ. / Под ред. Ю. И. Журавлева. — М.: Мир, 1978.—411 с.

#### SELECTION OF INFORMING AGGREGATES OF DIAGNOSTIC PARAMETERS IN TASKS OF IMAGE RECOGNITION

V. D. Pavlenko, A. A. Fomin

The methods of leading multiclass images recognition tasks to sequence of recognition tasks with two classes are analyzed. The method of selection informing aggregate of diagnostic parameters in multiclass images recognition tasks, based on optimization of a goal function is offered. The effectiveness of different types of goal functions application is explored.

УДК 629.7.015

## ОСОБЕННОСТИ ИССЛЕДОВАНИЯ НАДЕЖНОСТИ ЖИДКОСТНОГО РАКЕТНОГО ДВИГАТЕЛЯ ПРИ ЕГО ПРОЕКТИРОВАНИИ

© С. М. Подольчак

Дніпропетровський державний університет, ФТІ

Дослідження надійності РРД на стадії проектування і конструкторського розроблення грають важливу роль у забезпеченні надійності ракетного комплексу. Мініміально необхідний рівень надійності рідинного ракетного двигуна можна визначити в результаті оцінки і мінімізації сумарних витрат на його створення і застосування, тобто на виконання програми в цілому.

Стадия проектирования, начиная с разработки технического задания и кончая выпуском технической документации на производство, является ключевой в общей проблеме обеспечения надежности жидкостного ракетного двигателя (ЖРД). Проектирование — поисковый, творческий процесс, который включает в себя следующие этапы:

- осознание целей и задач разработки изделия, условий и способов его применения;
- проектную проработку возможных вариантов,

оценку технических возможностей реализации каждого варианта и требуемых затрат;

- выбор наиболее эффективного варианта изделия;
- детальную дальнейшую разработку выбранного варианта, включая выпуск конструкторской документации, изготовления опытного образца и испытания.

Исследования надежности, являясь составной частью проектирования, также имеют поисковый про-