

Сергеев Дмитрий Александрович – Пензенский государственный университет; e-mail: Sergeeva_PGU@mail.ru; 440026, г. Пенза, ул. Красная, 40; тел.: 88412563511; аспирант.

Mokrov Evgeny Alekseevich – Federal State Unitary Enterprise Federal Research and Production Center Production Complex Start named after M.V. Protsenko; e-mail: deputy@startatom.ru; 1, Mira prospekt, Zarechny, Penza Region, 442960, Russia; phone: +7841232931; deputy general director of science department.

Mihailov Petr Grigoryevich – e-mail: p1otr110mpg@mail.ru; deputy head; dr. of eng. sc.; professor.

Mitrohin Sergey Vladimirovich – e-mail: msv69@startatom.ru; phone: +7841232910; head of science office.

Sergeev Dmitry Aleksandrovich – Penza State University; e-mail: Sergeeva_PGU@mail.ru; 40, Red street, Penza, 440026, Russia; phone: +78412563511; postgraduate student.

УДК 621.395.8

А.А. Панков, В.А. Дудкин

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДА ВЕКТОРНОГО КВАНТОВАНИЯ ДЛЯ РАЗРАБОТКИ АЛГОРИТМА ОБНАРУЖЕНИЯ ТЕХНИКИ ПО СЕЙСМОАКУСТИЧЕСКОМУ СИГНАЛУ

Основной задачей быстроразвертываемых средств обнаружения является помехоустойчивое обнаружение движущейся техники. Учитывая сложность задачи и требования высокой надежности функционирования, быстроразвертываемых средств обнаружения реализуют путем сочетания различных физических принципов построения.

Рассматривается метод разработки алгоритма обнаружения наземной военной техники по сейсмоакустическому сигналу, раскрываются преимущества метода по сравнению с пороговыми методами построения. На основе данного метода разрабатывается алгоритм обнаружения наземной техники, проводится оценка эффективности разработанного алгоритма и его адаптивности к изменению исходной базы сигналов. Для задачи автоматической настройки алгоритма предлагается использовать структурированную базу размеченных сигналов, а также выделение маркированных сейсмоакустических признаков из сформированной базы.

Акустика; сейсмика; обнаружение техники; схема принятия решения; векторное квантование.

A.A. Pankov, V.A. Dudkin

USING VECTOR QUANTIZATION ALGORITHM FOR THE DEVELOPMENT OF DETECTION TECHNIQUE FOR SIGNAL SEISMOACOUSTIC

The main task of rapidly deployable means of detection is the noise-immune detection of moving vehicles. Given the complexity of the task and requirements of high reliability of operation, rapidly deployable means of detection is realized by a combination of different physical principles. This article discusses the development of the method detection algorithm for ground-based military equipment seismic acoustic signal reveals the advantages of the method compared with the threshold method of construction. On the basis of the method detection algorithm developed by ground equipment, an evaluation of the effectiveness of the algorithm and its adaptability to changes in the source database signals.

For the problem of automatic tuning algorithm is proposed to use a structured database of labeled signals, as well as a selection of marked seismic characteristics of the formed base.

Acoustics; seismicity; equipment detection; decision-making scheme; vector quantization.

В настоящее время за рубежом и в нашей стране все большее внимание стало уделяться разработке быстроразвертываемых средств обнаружения (БРСО) охранного и разведывательного назначения. В некоторых случаях БРСО используются как составная часть системы автоматического поражения наземных целей военного назначения. Разработка отечественных БРСО, не уступающих по эффективности современным мировым образцам, в настоящее время является весьма актуальной задачей.

Основной функцией БРСО является помехоустойчивое обнаружение движущейся техники. Учитывая сложность задачи и требования высокой надежности функционирования, БРСО реализуют путем сочетания различных физических принципов построения. Наибольшее распространение получили маскируемые пассивные принципы обнаружения: сейсмический, акустический, магнитометрический. Из этих принципов хорошо комбинируются сейсмический и акустический, так как имеют примерно одинаковую зону обнаружения.

В процессе работы БРСО выделяет информацию (информативные признаки) из сигналов различной физической природы и, на основе выбранной схемы принятия решения, формирует сигнал наличия цели в зоне обнаружения.

Наиболее простым является пороговый метод принятия решения. При этом пороги могут быть как фиксированными, так и адаптирующимися к сигналу.

В случае использования для обнаружения группы из нескольких признаков, информативность которых зависит от условий применения БРСО, «жесткие» пороговые алгоритмы и алгоритмы с адаптацией порогов становятся неэффективными и плохо настраиваемыми.

Ручная настройка таких алгоритмов требует большого анализа данных. Добавление новых признаков приводит к необходимости перенастройки всего алгоритма, которая занимает все больше времени.

Еще одной проблемой настройки алгоритмов с пороговым методом принятия решения является сложность контроля и оценки качества алгоритма. Корреляционные зависимости в исходных сигналах, обусловленные физическими процессами, в таких алгоритмах «скрываются» за коэффициентами настройки, что при большом количестве признаков и зависимостей делает общую картину работы алгоритма затрудненной для понимания и оценки.

В связи с отмеченным, для построения сейсмоакустического БРСО необходимо иметь метод, позволяющий использовать общую схему принятия решения по всем признакам, а также автоматически настраивать алгоритм с учетом добавления новых данных.

Для задачи автоматической настройки алгоритма предлагается использовать структурированную базу размеченных сигналов, а также выделение маркированных сейсмоакустических признаков из сформированной базы.

При формировании признакового пространства для обучения алгоритма необходимо соблюдать пропорции в количестве векторов признаков различных классов, соответствующих априорным вероятностям появления объектов данных классов (например, векторов признаков объектов должно быть меньше векторов признаков фона).

$$\frac{M_f}{M_t} \approx \frac{P_f}{P_t},$$

где M_f – количество векторов фона; M_t – количество векторов техники; P_f – априорная вероятность фона; P_t – априорная вероятность появления техники.

$$M = M_f + M_t, \text{ общее количество векторов в обучающей выборке.}$$

Признаковое пространство для тестирования формируется независимо от априорных вероятностей.

В качестве алгоритма принятия решения предлагается использовать набор иерархических структур, состоящих из сетей векторного квантования. Набор формируется из всех перестановок отдельных элементов набора. Отдельный элемент набора представляет собой иерархическую структуру, для которой введем обозначение ρ и будем называть путем вычисления алгоритма.

Отдельный путь вычисления алгоритмом ρ состоит из последовательного применения к выборке по всем группам признаков процедуры уменьшения признакового пространства del ,

$$\rho(data_{M_0, K}^0) = \sum_{n=0}^N del(data_{M_n, K}^n),$$

где $data_{M_0, K}^0$ – исходная обучающая выборка, состоящая из исходного количества векторов M_0 размерностью K ; N – число неповторяющихся групп признаков размерностью K в обучающей выборке. В основе процедуры удаления лежит широко известный метод векторного квантования.

Целью процедуры уменьшения признакового пространства del является удаление векторов, принадлежащих кластерам, удовлетворяющим заданной ошибке удаления. Кластеры строятся на основе векторного квантования по алгоритму LBG

$$del(data_{M_n, K}^n) = data_{M_n, K}^n - Sel(LVQ(data_{M_n, K}^n), Error) \Rightarrow data_{M_{n+1}, K}^{n+1},$$

где $LVQ(data_{M_n, K}^n)$ – функция векторного квантования (*Learning Vector Quantization*) [1], обеспечивающая получение множества опорных векторов, «центров тяжести» кластеров; $Sel(LVQ(data_{M_n, K}^n), Error)$ – функция выбора кластеров (*Selection*), удовлетворяющих ошибке $Error$. Функция работает по следующему алгоритму:

На вход функции подаются маркированные векторы признаков – v_m , набор кодовых векторов ov (полученных с помощью векторного квантования [1]), ошибка $Error$.

1. Используя априорную информацию о принадлежности вектора классу, находим опорные векторы для всех векторов выборки:

$v_c, c = 1, \dots, C$ – векторы признаков цели.

$v_f, f = 1, \dots, F$ – векторы признаков фона.

$v_m = v_c + v_f, m = 1, \dots, M$ – общая выборка.

$$d(o, m) = \sum_{m=1}^M \sum_{o=1}^O \sum_{k=1}^K (v_{m,k} - ov_{o,k})^2, \text{ – Евклидово расстояние всех векторов вы-}$$

борки $m = 1, \dots, M$ до всех опорных векторов $ov, o = 1, \dots, O$.

$ov_m = arg \min(d(o, m))$ – ближайший опорный вектор каждого вектора выборки.

2. Находим количество векторов цели для каждого кластера:

$ov_c = arg \min(d(o, c))$ – ближайший опорный вектор для векторов признаков цели.

$h_o = \sum_{ov_c=o}^{c=1:C} 1$, $o = 1, \dots, O$ – количество векторов цели для каждого кластера.

3. Находим опорные векторы, которые удовлетворяют условию удаления:

$$u_o = 1, \text{ если } h_o < Error, o = 1, \dots, O.$$

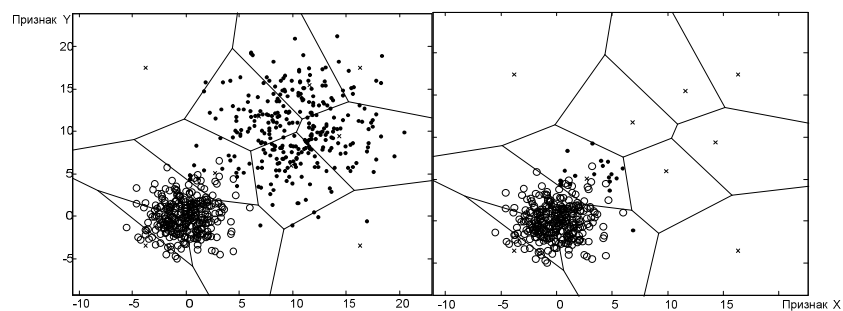
4. Выбираем векторы, которые подлежат удалению:

$$v_u = v_m, \text{ если } ov_m = (u_o = 1).$$

На рис. 2 показан результат применения процедуры уменьшения признакового пространства *del*.

Из рисунка видно, что после применения процедуры *del* размер выборки уменьшается. Удаляются те вектора признаков фона, которые попали в кластеры, где нет векторов признаков цели (при $Error = 0$). На следующем этапе обучения по ρ (обучение на следующем наборе признаков) процедура уменьшения производится над выборкой, полученной на предыдущем этапе и т.д.

В результате обучения по выбранному пути для всех N групп признаков в выборке остаются лишь векторы признаков техники и те векторы признаков фона, которые невозможно отделить при заданной ошибке $Error$.



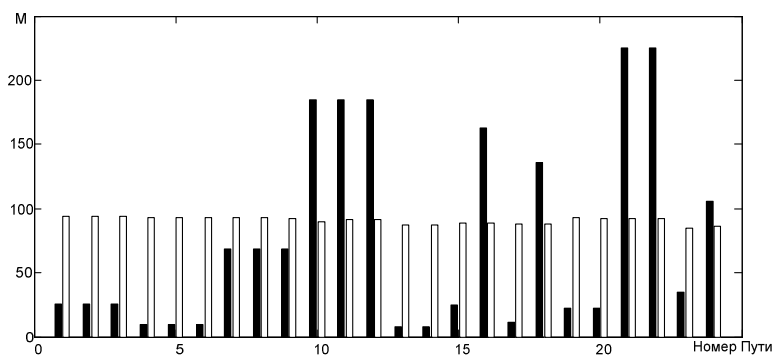
(точки – векторы фона, круги – векторы цели, кресты – опорные векторы)

Рис. 2. Результат применения процедуры *del* к двумерному признаковому пространству

На каждом этапе обучения сохраняются множества опорных векторов (кластеров), а также информация о том, какие кластеры подлежат удалению. Для увеличения вероятности правильного разбиения необходимо обучить все возможные пути вычисления разрабатываемого алгоритма. Число возможных путей равно числу перестановок из N , то есть $N!$.

На рис. 3 показан график результата обучения при решении задачи обнаружения военной техники по 24-м путям вычислений (4 набора признаков) с использованием сейсмоакустического признакового пространства. Исходное количество векторов в выборке 1979, из них 100 векторов признаков цели и 1879 векторов признаков фона.

Из рис. 3 видно, что последовательность применения процедуры уменьшения выборки по группам признаков влияет на размер и состав конечной выборки. Чем меньше векторов признаков фона в результате обучения осталось в конечной выборке, тем меньше ложных тревог будет по данному пути вычисления алгоритмом. Например, 21 и 22 – путь вычисления алгоритмом, будут давать приблизительно втрое больше ложных тревог, чем правильных обнаружений, а пути 3, 4, 5 имеют наименьшее количество ложных тревог.



(белый столбец – количество векторов цели, черный столбец количество векторов фона)

Рис. 3. Количество векторов в выборке после обучения по всем путям алгоритма

После обучения алгоритма следует стадия тестирования. В режиме тестирования на вход алгоритма подается тестовый вектор и выход алгоритма сравнивается с его маркером. В зависимости от заданных значений вероятности обнаружения и вероятности ложных тревог возможны различные конфигурации тестирования алгоритма.

Для оптимизации алгоритма по ложным тревогам необходимо использовать все обученные пути вычисления алгоритма. Принадлежащим цели можно считать лишь тот вектор, который по всем путям остался в конечной выборке $data_{M,N,K}^N$.

Тестирование происходит по следующему алгоритму:

$$t(v_{K \times N}) = 1, \text{ если } \frac{1}{N!} \sum_{n=1}^{N!} p_n(v_{K \times N}) = 1,$$

где t – результат тестирования; $v_{K \times N}$ – вектор признаков; $p_n(v_{K \times N})$ – результат тестирования по отдельному пути.

$$p(v_{K \times N}) = 1, \text{ если } \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N l(v_{K,n}, c_n) = 1,$$

где $l(v_K, c)$ – результат проверки непопадания вектора в удаляемые кластеры,

$c = \{(ov_{K,1}, m_1), (ov_{K,2}, m_2), \dots, (ov_{K,L}, m_L)\}$ – набор маркированных опорных векторов (кластеров) (ov, m) длиной L , полученный на этапе обучения.

Для проверки непопадания вектора в удаляемые кластеры находится ближайший опорный вектор из набора кодовых векторов, и его маркер определяет результат проверки:

$$d(l) = \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K (v_k - ov_{l,k})^2, \text{ – расстояния до опорных векторов,}$$

$l(v_K, c) = m(\arg \min(d(l)))$ – маркер ближайшего вектора. Он же является результатом работы алгоритма l .

Для оптимизации вероятности обнаружения необходимо обучить алгоритм с нулевой ошибкой (*Error*) и использовать путь вычисления алгоритма с наименьшей вероятностью ложной тревоги (на рис. 3, например, это будет путь с номером 5).

При использовании большого числа групп признаков ($N > 4$) количество возможных путей вычислений у алгоритма значительно возрастает ($5! = 720$, $6! = 5040$, $7! = 40320$ и т.д.). И если на этапе обучения можно найти возможности обра-

ботать такое количество данных, то на этапе тестирования в реальных условиях обработка большого объема данных невозможна в виду ограничения вычислительных ресурсов и памяти современных микроконтроллеров. Поэтому необходимо проводить оценку эффективности пути вычисления алгоритмом, а также степень корреляции результатов по различным путям и выбирать наиболее эффективные из менее коррелированных путей. Можно использовать случайный выбор путей для каждого нового тестового вектора, например, выбирать 20 случайных путей из 40320 обученных и результат работы алгоритма сглаживать по результатам нескольких тестовых векторов (во времени).

Для повышения информативности ответов алгоритма по отдельным путям можно использовать численный, а не бинарный выход.

То есть,

$$t(v_{K \times N}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N l(v_{K,n}, c_n), \text{ вместо } t(v_{K \times N}) = 1, \text{ если } \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N l(v_{K,n}, c_n) = 1.$$

Например, для вектора, оставшегося в конечной выборке $data_{M,N,K}^N$, выход алгоритма будет равен 1. А для вектора, который был исключен из выборки $data_{M,3,K}^3$, выход алгоритма будет равен $3/N$.

В таком случае, на выходе можно использовать единственный порог для настройки алгоритма. Пример работы алгоритма, реализованного по предлагаемому методу, показан на рис. 4. Алгоритм реализован с использованием 4-х групп признаков, выделенных из сейсмического и акустического сигналов проезда автомобиля.

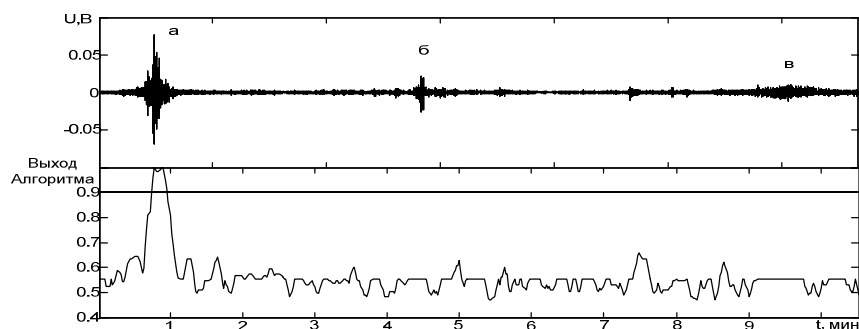


Рис. 4. Сейсмический сигнал проезда техники (а) импульсной помехи (б) прохода группы людей (в), сглаженный выход алгоритма

По рис. 4, а также по результатам тестирования алгоритма на других реальных сигналах можно отметить, что алгоритм является устойчивым к импульсным помехам и помехам от движения группы людей как шагом, так и бегом. Для сравнения был реализован и настроен по данной выборке пороговый алгоритм, использующий ту же группу признаков. Вероятность обнаружения алгоритма, реализованного по предложенному методу, не ниже, чем у порогового алгоритма, а время, затрачиваемое на настройку, существенно меньше.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Teuvo Kohonen. Self-Organizing Maps. – 3d edition Springer – Verlag Berlin Heidelberg New York.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор С.Л. Беляков.

Панков Александр Алексеевич – ФГУП ФНПЦ «ПО «Старт» им. М.В. Проценко»; e-mail: skb@Startatom.ru; 442960, Пензенская обл., г. Заречный, проспект Мира, 1; тел.: 88412582758; инженер.

Дудкин Виктор Александрович – Пензенский государственный университет; e-mail: panthrashkov@rambler.ru; 440026, г. Пенза, ул. Красная, 40; тел.: 88412560863; кафедра «АИУС»; к.т.н.; профессор.

Pankov Aleksandr Alekseevich – Federal State Unitary Enterprise Federal Research and Production Center Production Complex Start named after M.V. Protsenko; e-mail: skb@Startatom.ru; 1, Mira prospekt, Zarechny, Penza Region, 442960, Russia; phone: +78412582758; engineer

Dudkin Viktor Aleksandrovich – Penza State University; e-mail: panthrashkov@rambler.ru; 40, Krasnaya street, Penza Region, 440026, Russia; phone: +78412560863; cand. of eng. sc.; professor.

УДК 681.3:004.4'273

А.О. Пьявченко, Е.В. Петренко

**АНАЛИЗ И ВЫБОР ЦИФРОВЫХ ФИЛЬТРОВ
ДЛЯ ПЕРЕДИСКРЕТИЗАЦИИ КАДРОВ ЦИФРОВОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ
ДЛЯ РЕЖИМА ВОСПРОИЗВЕДЕНИЯ «КАРТИНКА-В-КАРТИНКЕ»**

Рассматриваются вопросы, связанные с процессом передискретизации кадров цифровых изображений для режима «картинка-в-картинке», с целью отображения данных от различных источников на экране одного и того же видеомонитора. При этом основное внимание уделено проблеме выбора цифровых фильтров для преобразования кадров цветного изображения в 32-разрядном формате ARGB с требуемым разрешением, качеством и с необходимой скоростью. Отличительная особенность предлагаемого подхода заключается в применении интегральных показателей качества, позволяющих автоматически получить суммарную взвешенную оценку параметров кадра цифрового изображения, последовательно подвергнутого процессам прямой и обратной передискретизации, по отношению к его исходному представлению. В заключение обсуждаются результаты практической апробации предложенной методики с применением разработанных визуальных программных моделей цифровых фильтров, используемых при изменении параметров кадров изображений указанного типа.

Обработка цифровых изображений; передискретизация; децимация; интерполяция; цифровые фильтры; математическое и программное моделирование.

А.О. Pyavchenko, E.V. Petrenko

**ANALYSIS AND CHOOSING OF THE DIGITAL FILTERS FOR DIGITAL
IMAGE FRAMES RESAMPLING FOR DISPLAYING
IN “PICTURE-IN-PICTURE” MODE**

This article considers questions, related to resampling of digital images frames for forming “picture-in-picture” mode for showing data from different sources on the display of single monitor. Herewith the main attention is given to the problem of a choice of digital filters for color image frames transformation in 32-bit ARGB-mode with required resolution, quality and speed. The main feature of the proposed approach is in using of the integrated quality indicators, which allow to get summary balanced evaluation of the digital image frames parameters, consequentially subjected to processes of the forward and backward resampling, in relation to its initial representation. In conclusion practical experiment results of the proposed methodology with using of the developed visual program model of the digital filters, which is used in changing of the specified type frames parameters, are discussed.

Digital images processing; resampling; decimation; interpolation; digital filters; mathematical and programmatic simulation.