

СТАТИСТИЧНА РАДІОФІЗИКА

УДК 621.396.969.3

А. В. Тоцкий, П. А. Молчанов, Г. И. Хлопов*, В. Е. Морозов*

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СТАТИСТИК ТРЕТЬЕГО ПОРЯДКА ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ ПОДВИЖНЫХ НАЗЕМНЫХ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ОБЪЕКТОВ ПО ЧАСТОТНО-ВРЕМЕННЫМ РАСПРЕДЕЛЕНИЯМ СИГНАЛОВ ОБРАТНОГО РАССЕЯНИЯ

*Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ»
17, ул. Чкалова, Харьков, 61070, Украина
E-mail: totskiy@xai.edu.ua; pamolchanov@gmail.com*

**Институт радиофизики и электроники им. А. Я. Усикова НАН Украины
12, ул. Ак. Проскуры, Харьков, 61085, Украина
E-mail: khlopov@ire.kharkov.ua; morozov@ire.kharkov.ua*

Рассмотрена задача автоматического распознавания и классификации подвижных наземных радиолокационных целей с использованием частотно-временных распределений нестационарных сигналов. Представлены результаты экспериментальных исследований, выполненных с помощью когерентного радара миллиметрового диапазона радиоволн. Проведен сравнительный анализ показателей распознавания радиолокационных образов, использующих различные способы формирования информативных признаков и методы принятия решения о принадлежности целей к одному из классов. Показаны преимущества обработки данных радиолокационных измерений с помощью биспектрального оценивания тонкой структуры отраженных сигналов. Ил. 2. Табл. 4. Библиогр.: 18 назв.

Ключевые слова: биспектр, частотно-временное распределение, радиолокационное распознавание.

Распознавание подвижных наземных целей с помощью систем ближней радиолокации [1–8] представляет значительный интерес при решении ряда прикладных задач, например в системах охранной сигнализации, причем основное внимание исследователей сосредоточено на разработке эффективных методов выделения информативных признаков в отраженных сигналах.

При этом особое место занимает исследование частотно-временных распределений (ЧВР) нестационарных сигналов. Начиная с работы Д. Габора [9] широко используются различные ЧВР [10, 11] в виде оценки текущего спектра – спектральной плотности распределения энергии на конечном интервале времени наблюдения. Например, билинейное представление сигналов с использованием классического ЧВР Вигнера-Вилля [12] хорошо отражает их частотные и временные параметры. Однако появление интерференционного фона и ложных пиков энергии при обработке многокомпонентных сигналов приводят к значительным искажениям реальной картины распределения энергии сигнала на плоскости частота-время, что является его существенным недостатком.

Авторы работ [1–4] в качестве информативного признака используют локальные свойства огибающей спектральной плотности распределения энергии на плоскости частота-время. При этом теряется информация о фазовой структуре исследуемого сигнала, что снижает достовер-

ность распознавания радиолокационных целей. Кроме того, спектральная плотность энергии различных сигналов может иметь близкую структуру, если не учтены фазовые соотношения их спектральных компонент.

В то же время ЧВР, основанные на оценивании биспектральной плотности исследуемых сигналов [5–8], сохраняют фазовую структуру сигнала, что позволяет увеличить его информативность, и обеспечивают эффективное подавление аддитивного гауссова шума.

Поэтому целью настоящей статьи является сравнение вероятностных характеристик распознавания радиолокационных объектов с использованием энергетических и биспектральных ЧВР на примере подвижных наземных целей.

1. ЧВР сигналов. Рассмотрим пять различных методов обработки нестационарных сигналов в задаче распознавания радиолокационных образов для сравнительного анализа их показателей.

ЧВР на основе параметрического оценивания кратковременного биспектра. Для формирования последовательности квазистационарных сигналов разобьем исследуемый нестационарный процесс на N сегментов ($n = 1, 2, \dots, N$). Выделим M коротких реализаций $s_n^{(m)}(i)$, $I = 1, 2, \dots, I$ с помощью окна шириной I отсчетов, последовательно занимающего M положений с 50 % перекрытием ($m = 1, 2, \dots, M$) в пределах n -го произ-

вольного сегмента. Затем определим авторегрессионную (АР) модель процесса, наблюдаемого в n -м сегменте в произвольном m -м положении скользящего окна с помощью разностного уравнения вида

$$s_n^{(m)}(i) = - \sum_{k=1}^p a_{kn} s_n^{(m)}(i-k) + n(i), \quad (1)$$

где $n(i)$ – случайный возбуждающий АР-процесс p -го порядка с равномерной плотностью распределения вероятности (ПРВ), причем $E\{n(i)\} = 0$; $E\{n^2(i)\} = \sigma^2$; $E\{n^3(i)\} = \beta \neq 0$; $E\{\dots\}$ – математическое ожидание.

Сглаженные по M реализациям элементы корреляционной матрицы, рассчитываемые в виде значений выборочной оценки – моментной функции третьего порядка $\mathbf{R}_n(l, k)$ в произвольном n -м сегменте в соответствии с АР-моделью (1), определим как

$$\mathbf{R}_n(l, k) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M r_n^{(m)}(l, k), \quad (2)$$

где

$$r_n^{(m)}(l, k) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I s_n^{(m)}(i) s_n^{(m)}(i+l) s_n^{(m)}(i+k) w(i) w(i+l) w(i+k);$$

$l, k = -p, -p+1, \dots, 0, \dots, p-1, p$; $w(\dots)$ – функция окна.

Для нахождения коэффициентов a_{kn} в (1) необходимо решить следующее матричное уравнение относительно вектора \mathbf{a}_n :

$$\mathbf{R}_n \mathbf{a}_n = \mathbf{b}_n, \quad (3)$$

где

$$\mathbf{a}_n = [a_{n1}, a_{n2}, a_{n3}, \dots, a_{np}]^T;$$

$$\mathbf{b}_n = -[R_n(1, -p), R_n(2, -p), \dots, R_n(p, -p), R_n(1, -p+1); R_n(2, -p+1), \dots, R_n(p, -p+2), \dots, R_n(p, 0)]^T;$$

символ T означает процедуру транспонирования.

Функцию биспектральной плотности $\hat{B}_n(q, s)$, оцениваемую для n -го произвольного сегмента, представим с помощью передаточной характеристики $\hat{H}_n(q)$ эквивалентного фильтра АР(p)-модели (1) как

$$\hat{B}_n(q, s) = \hat{H}_n(q) \hat{H}_n(s) \hat{H}_n^*(q+s), \quad (4)$$

где

$$\hat{H}_n(q) = \frac{1}{\left[1 + \sum_{i=1}^p a_{ni} \exp(-jq_i) \right]};$$

$q \leq \pi$ – угловая частота.

Для формирования ЧВР $TF_{PB}(n, f)$, используя параметрические оценки кратковремен-

ного биспектра (4), выделим лишь те частоты, которые лежат на главной диагонали, т. е. $q = s = f$, а искомое ЧВР запишем в виде

$$TF_{PB} = \left| \hat{B}_n(f, f) \right|. \quad (5)$$

ЧВР на основе непараметрического оценивания кратковременного биспектра. Запишем ЧВР с использованием непараметрического оценивания кратковременного биспектра в следующем виде:

$$TF_{NPB}(n, f) = \left| \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left(\sum_{f_1=0}^{\pi} \hat{B}_n^{(m)}(f_1, f) + \sum_{f_2=0}^{\pi/2} \hat{B}_n^{(m)}(f, f_2) \right) \right|, \quad (6)$$

где $\hat{B}_n^{(m)}(f_1, f_2) = S_n^{(m)}(f_1) S_n^{(m)}(f_2) S_n^{*(m)}(f_1 + f_2)$; $S_n^{(m)}(f)$ – преобразование Фурье m -й реализации сигнала.

ЧВР на основе классического преобразования Вигнера-Вилля. Используя классическое представление преобразования Вигнера-Вилля [12], запишем ЧВР в виде

$$WVD(t_n, f) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M 2 \sum_{l=-L}^L x_n^{(m)}(t_n + l) x_n^{*(m)}(t_n - l) \times w(t_n + l) w(t_n - l) \exp(-j4\pi fl), \quad (7)$$

где $x(t_n) = s(t_n) + jH[s(t_n)]$ – аналитический сигнал; $H[s(t_n)]$ – преобразование Гильберта.

ЧВР в виде распределения вигнер-биспектра. Рассмотрим ЧВР в виде распределения вигнер-биспектра [13], которое равно

$$TF_{WB}(n, f) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left| WB_n^{(m)}(f, f) \right|, \quad (8)$$

где

$$WB_n^{(m)}(f, f) \Big|_{f_1=f_2=f} = \sum_{\tau_1=0}^{I-1} \sum_{\tau_2=0}^{I-1} r_n^{(m)}(\tau_1, \tau_2) \times \exp(-j2\pi(f_1\tau_1 + f_2\tau_2));$$

$$r_n^{(m)}(t_n, \tau_1, \tau_2) = x_n^{*(m)}(t_n - \alpha\tau_1 - \alpha\tau_2) x_n^{(m)}(t_n) \times (t_n + \beta\tau_1 - \alpha\tau_2) \times x_n^{(m)}(t_n - \alpha\tau_1 + \beta\tau_2) w \times (t_n - \alpha\tau_1 - \alpha\tau_2) w(t_n + \beta\tau_1 - \alpha\tau_2) w(t_n - \alpha\tau_1 + \beta\tau_2);$$

$$\alpha = 1/3; \quad \beta = 2/3.$$

Оценивание кепстральных коэффициентов. Наряду с информативными признаками, содержащимися в ЧВР (5)–(8), в работе также исследуется подход, основанный на оценивании кепстральных коэффициентов [14].

Расчет кепстральных коэффициентов $\{c_q\}_{q=0}^Q$ сводится к оценке величин $\{a_q\}_{q=1}^p$ в модели линейного предсказания (МЛП)

$$c_q = \begin{cases} \ln(G), & q = 0; \\ a_q + \sum_{k=1}^{q-1} \frac{k-q}{q} a_k c_{q-k}, & 1 \leq q \leq p; \\ \sum_{k=q-p}^p \frac{k-q}{q} a_k c_{q-k}, & p < q \leq Q, \end{cases} \quad (9)$$

где G и p – параметр усиления и порядок МЛП соответственно; Q – количество кепстральных коэффициентов.

2. Методы принятия решения о принадлежности цели к классу объектов. В работе рассмотрены следующие методы принятия решения о принадлежности цели к одному из классов объектов.

Метод минимума евклидовой нормы. Метод минимума евклидовой нормы имеет наглядную геометрическую интерпретацию и сводится к следующему правилу:

$$\hat{w} = \arg \min_{w=1,2,\dots,W} \left[\min_{k=0,1,2,\dots,(N_t-N)} \sum_{n=1}^N \sqrt{\sum_{i=1}^I \{H(n,i) - Pr_w(n+k,i)\}^2} \right], \quad (10)$$

где \hat{w} – класс, к которому отнесен неизвестный объект с «портретом» H ; Pr_w – портрет из обучающей выборки класса w ; k – параметр (уровень) «скольжения» H портрета по Pr_w .

Метод на основе модели гауссовой смеси (МГС). МГС описывается следующей взвешенной суммой M компонент:

$$f(\bar{x}) = \sum_{m=1}^M \pi_m \varphi(\bar{x}; \Theta_m), \quad (11)$$

где \bar{x} – D -мерный вектор случайных величин; $\varphi(\bar{x}; \Theta_m)$ и π_m – ПРВ и веса компонент модели

соответственно; $\sum_{m=1}^M \pi_m = 1$.

Каждый компонент является D -мерной гауссовой функцией распределения вида

$$\varphi(\bar{x}; \Theta) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\mathbf{C}|^{1/2}} \times \exp \left[-\frac{1}{2} (\bar{x} - \bar{\mu})^T \mathbf{C}^{-1} (\bar{x} - \bar{\mu}) \right], \quad (12)$$

где $\bar{\mu}$ – вектор математического ожидания (МО); \mathbf{C} – ковариационная матрица.

В задаче распознавания объектов каждый класс представлен своей моделью вектора параметров λ гауссовой смеси

$$\lambda = \{\pi_m, \bar{\mu}_m, C_m\}, m = 1, 2, \dots, M. \quad (13)$$

Поскольку все компоненты гауссовой смеси (13) моделируют функцию ПРВ, то нет необходимости использовать полные ковариационные матрицы, даже если параметры вектора не являются полностью независимыми друг от друга. Линейная комбинация диагональных ковариационных матриц способна отражать корреляцию между элементами вектора наблюдений.

Существует несколько способов оценки параметров модели λ (13), однако наиболее популярным и широко используемым является метод максимума правдоподобия. Для последовательности обучающих векторов $X = \{\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_T\}$ правдоподобие МГС представим в виде

$$p(X | \lambda) = \prod_{t=1}^T p(\bar{x}_t | \lambda). \quad (14)$$

К сожалению, непосредственное вычисление по формуле (14) невозможно, так как данное выражение представляет нелинейную функцию параметров λ . Однако оценки параметров могут быть получены итерационно при помощи алгоритма оценки-максимизации [15], который сводится к вычислению оценки начальной модели λ с последующим вычислением новых параметров модели $\bar{\lambda}$, таких что $p(X | \bar{\lambda}) \geq p(X | \lambda)$.

Новая модель затем становится начальной для следующей итерации и процесс переоценки параметров повторяется до тех пор, пока не будет достигнут один из порогов сходимости.

На каждом шаге итерации алгоритма оценки-максимизации используются следующие процедуры переоценки параметров:

$$P(m | \bar{x}_t) = \frac{\pi_m \varphi(\bar{x}_t; \Theta_m)}{f(\bar{x}_t)}, \quad (15)$$

$$\pi_m = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P(m | \bar{x}_t); \quad (16)$$

$$\bar{\mu}_m = \frac{\sum_{t=1}^T P(m | \bar{x}_t) \bar{x}_t}{T \pi_m}; \quad (17)$$

$$C_j = \frac{\sum_{t=1}^T P(m | \bar{x}_t) (\bar{x}_t - \bar{\mu}_m) (\bar{x}_t - \bar{\mu}_m)^T}{T \pi_m}. \quad (18)$$

Отметим две проблемы, возникающие при обучении с использованием МГС:

- выбор числа компонент модели;
- инициализация параметров модели.

К сожалению, строго теоретического решения этих задач не существует. Оценка числа компонент МГС выполнена на основе расчетов зависимости вероятности распознавания от количества компонент в модели. Инициализация параметров МГС реализована с помощью алго-

ритма кластеризации на основе оценивания *K-means* (*K*-средних) следующим образом.

Предположим, что имеется выборка случайных величин \bar{x} , состоящая из I элементов. Алгоритм разбиения выборки \bar{x} на K кластеров выглядит так:

1. Выбор случайных K значений из \bar{x}

$$z(k) = \text{random}(\bar{x}), k = 1, 2, \dots, K. \quad (19)$$

2. Определение принадлежности каждого элемента вектора \bar{x} к одному из K классов, по минимуму евклидовой нормы между всеми центрами (МО) кластеров $z(k)$ и элементом вектора.

3. Расчет нового центра МО кластера

$$\hat{z}(k) = \frac{\sum_{i=1}^I \{x(i) \in k\}}{I}, k = 1, 2, \dots, K. \quad (20)$$

4. Переход к шагу номер 2, если не выполнялось одно из условий:

- достигнуто максимальное число итераций;
- в результате выполнения шага 2 ни один из элементов не поменял принадлежность к классу.

После определения всех центров кластеров выполняется расчет элементов диагональной ковариационной матрицы C в (12). Векторами МО $\bar{\mu}$ МГС станут центры кластеров, а все коэффициенты π_m в (11) принимают равные значения такими, чтобы их сумма равнялась единице.

Метод максимума правдоподобия. Принятие решения по максимуму правдоподобия основано на нахождении максимума функции (11)

$$w = \arg \max_{w=1, \dots, W} f_K(\bar{x}, H_w), \quad (21)$$

где $f_K(\bar{x}, H_m)$ – функция ПРВ классификационного вектора \bar{x} по гипотезе H_w . Так как распознавание проводится на основе «портрета» объекта, который состоит из N сегментов, то решение принимается по тому сегменту, максимум правдоподобия которого будет наибольшим из всех N сегментов.

Правило «большинства проголосовавших». Принятие решения по правилу «большинства проголосовавших» является дополнением метода максимума правдоподобия, когда по правилу максимума правдоподобия определяют принадлежность каждого из N сегментов классификационного «портрета» к одному из W классов, а затем по принципу «большинства проголосовавших» принимается решение, т. е. выбирается тот класс, которому соответствует большее количество сегментов.

3. Экспериментальное исследование.

Сравнение эффективности рассмотренных способов формирования ЧВР и методов принятия решения о принадлежности цели к одному из классов было проведено на примере когерентных ра-

диолокационных сигналов 8-мм диапазона, отраженных от следующих классов объектов:

1. Одиночный пешеход, движется шагом в направлении $\varphi = 0^\circ$ (на радар) и 180° (от радара).
2. Группа из трех пешеходов, движущихся шагом ($\varphi = 0^\circ, 180^\circ$) один за одним и произвольно.
3. Едущий велосипедист ($\varphi = 0^\circ, 180^\circ$).
4. Легковой или грузовой автомобили ($\varphi = 0^\circ, 180^\circ$).
5. Растительность.

Кроме того, для оценки уровня собственных шумов используемого радара также записывался выходной сигнал при ориентации луча антенны в чистое небо.

Реализации сигналов, относящиеся к классам 1–3, записывались на фоне отражений от растительности (деревья и кусты) в зимний период, для каждого класса объектов записывалось от 5...20 реализаций. Средняя продолжительность реализаций сигналов составляла: для классов 1 и 2 – 30 с; для класса 3 – ≈ 10 с; для класса 4 – $\approx 6...10$ с, а для класса 5 – 50 с.

Экспериментальные исследования проводились с помощью измерительного доплеровского радара 8-мм диапазона радиоволн (рис. 1), работающего в непрерывном режиме и построенного по гомодинной схеме. Особенностью радара является антенно-фидерная система, которая обеспечивает излучение и прием сигналов одновременно на двух ортогональных поляризациях.



Рис. 1. Внешний вид измерительного радара

Как показали испытания, радар обеспечивает следующие характеристики:

- мощность излучения $P = 15$ мВт;
- ширина осесимметричной диаграммы направленности антенны $\Delta\Theta_{E,H} = 6^\circ$;

- уровень боковых лепестков антенны –24 дБ;
- коэффициент кросс-поляризации $K_{\text{кп}} \leq -30$ дБ;
- высота расположения антенны – $H = 150$ см;
- предельная чувствительность приемного устройства – $P_{\text{min}} = 10^{-15}$ Вт/Гц;
- коэффициент шума приемного устройства $NF = 20,2$ дБ;
- частота дискретизации двухканального 16-рядного АЦП $f_d = 8$ кГц.

В результате обработки отраженных сигналов формировался радиолокационный «портрет» в виде ЧВР, которое содержит N сегментов протяженностью I отсчетов каждый, что соответствует длительности сегмента $T = I / f_d$. При этом время принятия решения T_{dec} при распознавании цели составляет $T_{\text{dec}} = NT$, а количество ЧВР в обучающем файле равно $N_t = T_0 / T$, где T_0 – интервал времени наблюдения цели.

При этом выбор длительности сегмента T в значительной мере влияет на достоверность распознавания. В рассматриваемом случае длительность сегмента выбиралась равной времени «динамической релаксации» [16]

$$\tau_0 \cong 1,5(\Phi_m'')^{-1/2}, \quad (22)$$

где $\Phi_m'' = \max \left\{ \frac{d\omega}{dt} = \frac{d^2}{dt^2} \Phi(t) \right\}$ – максимальное

значение второй производной фазы. Как было показано [16], использование подобного критерия позволяет получить удовлетворительную точность описания рельефа ЧВР. Для оценки максимальной скорости изменения частоты Φ_m'' можно использовать неравенство Бернштейна [17]

$$\left| \frac{d\omega}{dt} \right| \leq \Delta\omega \omega_{\text{max}}, \quad (23)$$

где $\Delta\omega$ – ширина спектра; ω_{max} – максимальное значение доплеровской частоты на длительности реализации. Неравенство (23) сформулировано в классе целых функций, что в рассматриваемом случае приводит к простой оценке [18]

$$\tau_0 \cong 1,5(\Delta\omega \omega_{\text{max}})^{-1/2}.$$

Кроме того, чтобы исключить влияние изменений амплитуды отраженных сигналов на вероятность распознавания целей, использовалась нормировка ЧВР.

4. Результаты обработки экспериментальных данных. Количество сегментов в обучающей и тестируемой выборках представлено в табл. 1. Общее количество радиолокационных «портретов», которые используются для распознавания, составляет $Pr_{\Sigma} = 421$, а вероятность распознавания P рассчитывалась как отношение

количества правильных распознаваний Pr к общему количеству портретов $P = \frac{Pr}{Pr_{\Sigma}} 100 \%$.

Таблица 1
Количество сегментов в выборках

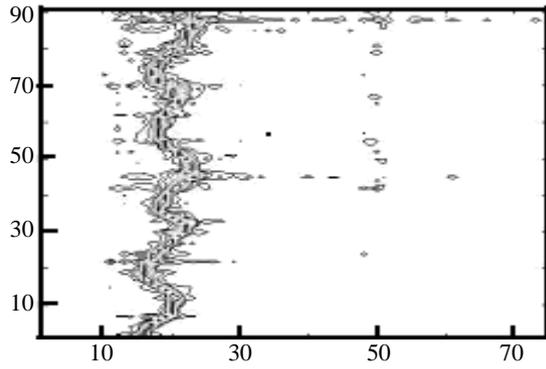
Название класса	Обучающие сегменты	Тестируемые сегменты
Одиночный пешеход	285	885
Три пешехода	420	2145
Велосипедист	45	285
Автомобиль	300	870
Растительность	1845	2130

На рис. 2 представлены примеры ЧВР, полученные по данным измерений для одиночного пешехода. По вертикальной оси отложен номер сегмента N , а по горизонтальной оси – нормированная частота (256 отсчетов соответствуют частоте 4 кГц). Анализ данных рис. 2 свидетельствует о том, что ЧВР в виде непараметрического биспектра (6) обладает наилучшим разрешением и имеет пики в области низких частот (как и ЧВР на основе параметрического биспектра (5)). В то же время для ЧВР, использующих преобразование Вигнер-Вилля (7) и вигнер-биспектра (8), пики в области низких частот отсутствуют, хотя в ЧВР (7) наблюдаются интерференционные ложные пики.

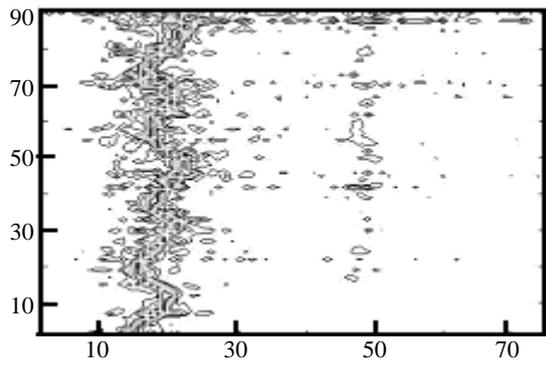
Также представляет интерес сравнение вероятностных характеристик распознавания, выполненного с помощью рассмотренных выше методов. В табл. 2 представлены данные расчетов вероятности распознавания с использованием решающего правила на основе минимума евклидовой нормы (10).

Таблица 2
Зависимость вероятности распознавания от набора классов объектов и метода оценки ЧВР

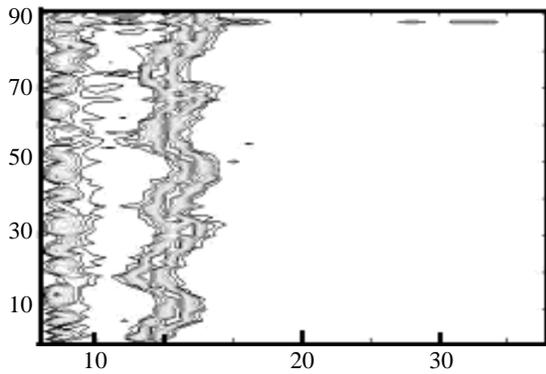
Классы объектов	Непараметрический биспектр	Параметрический биспектр	ЧВР Вигнер-Вилля	Вигнер-биспектр
Группа пешеходов, шум	94	93	98	97
Одиночный пешеход, 3 пешехода, шум	81	85	81	85
Группа пешеходов, автомобиль, шум	83	85	95	96
Группа пешеходов, автомобиль, велосипедист, шум	81	79	85	93
Одиночный пешеход, 3 пешехода, автомобиль, велосипедист, растительность	70	72	71	84



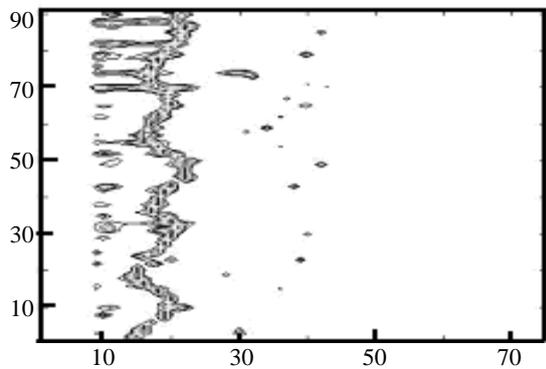
а)



б)



в)



г)

Рис. 2. ЧВР пешехода: а) – вигнер-биспектр (8); б) – Вигнер-Виль оценка (7); в) – непараметрический биспектр (6); г) – параметрический биспектр (5) $p = 29$

Как видно, максимальная вероятность распознавания для всех классов объектов обеспечивается применение ЧВР на основе вигнер-биспектра (8). Отметим также, что биспектральные методы обработки информации позволяют лучше различать одиночную и групповую цель, что является одной из наиболее трудных задач радиолокационного распознавания.

В табл. 3 представлены результаты расчетов вероятностей распознавания с помощью МГС и правила принятия решения по максимуму правдоподобия.

Таблица 3

Зависимость вероятности распознавания от набора классов объектов

Классы объектов	Непараметрический биспектр	Параметрический биспектр	Вигнер-Виль	Вигнер-биспектр	Кепстральные коэффициенты
Группа пешеходов, шум	88	50	73	81	80
Одиночный пешеход, 3 пешехода, шум	63	42	48	52	66
Группа пешеходов, автомобиль, шум	71	51	73	75	78
Группа пешеходов, автомобиль, велосипедист, шум	49	44	65	71	72
Одиночный пешеход, 3 пешехода, автомобиль, велосипедист, растительность	45	29	45	47	58

Сравнительный анализ данных табл. 2 и 3 показывает, что принятие решения по максимуму правдоподобия менее эффективно по сравнению с решающим правилом на основе минимума евклидовой нормы. В то же время необходимо отметить, что использование в качестве информативных признаков кепстральных коэффициентов дает лучшие результаты по сравнению с оценками ЧВР на величину порядка 11 % по сравнению с ЧВР на основе Вигнер-биспектра для всех классов объектов.

В табл. 4 представлены результаты оценивания вероятностей распознавания при использовании решающего правила «большинства проголосовавших».

Сравнивая данные табл. 3 и 4, можно сделать вывод о том, что использование концепции «большинство проголосовавших» дает выигрыш в 3...7% по отношению к максимуму правдоподобия при использовании кепстральных коэффициентов. Однако данное решающее правило для биспектральных ЧВР дает практически такие же результаты, что и кепстральные коэффициенты. Разница между этими методами колеблется в пределах погрешностей вычисления 1...3%.

Также следует отметить, что показатели распознавания, представленные в табл. 3 и 4, заметно хуже данных табл. 2, что подтверждает более высокую эффективность использования ЧВР в качестве информативных признаков и евклидову норму как метод принятия решения.

Таблица 4

Зависимость вероятности распознавания от набора классов объектов

Классы объектов	Непараметрический биспектр	Параметрический биспектр	Вигнер-Вилль	Вигнер-биспектр	Кепстральные коэффициенты
Группа пешеходов, шум	84	79	81	80	82
Одиночный пешеход, 3 пешехода, шум	62	50	69	73	70
Группа пешеходов, автомобиль, шум	74	72	81	82	77
Группа пешеходов, автомобиль, велосипедист, шум	67	66	74	78	79
Одиночный пешеход, 3 пешехода, автомобиль, велосипедист, растительность	57	52	64	68	65

Выводы. Таким образом, предложены и экспериментально исследованы методы распознавания сигналов, основанные на использовании биспектрального оценивания ЧВР нестационарных радиолокационных сигналов, отраженных от подвижных наземных целей.

Сравнение вероятности правильного распознавания предложенных биспектральных методов с методом выделения информативных признаков на основе оценивания кепстральных ко-

эффициентов, а также сравнение методов принятия решения на основе минимума евклидовой нормы, максимума правдоподобия и концепции «большинства проголосовавших» подтвердило преимущество биспектральных методов обработки данных радиолокационных наблюдений по сравнению с известными методами.

1. Bilik I. Radar target classification using Doppler signatures of human locomotion models / I. Bilik, J. Tabrikian // IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems. – 2007. – 43, N 4. – P. 1510–1522.
2. Dorp P. van. Feature-based human motion parameter estimation with radar / P. van Dorp, F. C. A. Groen // IET Radar, Sonar and Navigation. – 2008. – 2, N 2. – P. 135–145.
3. Chen V. C. Doppler signatures of radar backscattering from objects with micro-motions / V. C. Chen // IET Signal Proc. – 2008. – 2, N 3. – P. 291–300.
4. Geisheimer J. L. Continuous-wave radar for gait analysis / J. L. Geisheimer, W. S. Marshall, E. A. Grenaker // 35th IEEE Asilomar Conf. on Signal, Systems and Computers. – 2001. – 1. – P. 834–838.
5. Time-frequency analysis of radar backscattered signals using phase coupled frequencies extracted from time-varying bispectrum estimates / A. V. Totsky, I. V. Kurbatov, G. I. Khlopov et al. // Proc. 16th Intern. Conf. Microwaves, Radar and Wireless Communications MIKON-2006. – Krakow, 2006. – 1. – P. 203–206.
6. Time-frequency analysis of ground surveillance Doppler radar echo signals by using short-time cross-bispectrum estimates / J. T. Astola, K. O. Egiazarian, G. I. Khlopov et al. // Proc. of Intern. Radar Symp. IRS 2007. – Cologne, 2007. – P. 805–808.
7. Application of bispectrum estimation for time-frequency analysis of ground surveillance Doppler radar echo signals / J. T. Astola, K. O. Egiazarian, G. I. Khlopov et al. // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. – 2008. – 7. – P. 1949–1957.
8. Comparative analysis of spectrum and bispectrum estimations of coherent millimeter radar signals scattered by vegetation and precipitation / G. I. Khlopov, S. I. Khomenko, P. A. Molchanov et al. // Proc. of Intern. Radar Symposium IRS 2008. – Wroclaw, 2008. – P. 1–4.
9. Gabor D. Theory of communication / D. Gabor // J. of IEEE. – 1946. – 93 – P. 429–457.
10. Cohen L. Time-frequency distributions – a review / L. Cohen // Proc. of the IEEE. – 1989. – 77. – P. 941–981.
11. Boashash B. Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. Pt. 1. Fundamentals / B. Boashash // Proc. of the IEEE. – 1992. – 80. – P. 520–538.
12. Ville J. Théorie et applications de la notion de signal analytique / J. Ville // Cables et Transmission. – 1948. – 2. – P. 61–74.
13. Gerr N. L. Introducing a third-order Wigner distribution / N. L. Gerr // Proc. of the IEEE. – 1988. – 76. – P. 290–292.
14. Huang X. Spoken language processing: a guide to theory, algorithm, and system development / X. Huang. – New Jersey: Prentice-Hall, 2001. – 472 p.
15. Dempster A. P. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm / A. P. Dempster, N. M. Laird, D. B. Rubin // J. of the Royal Statistics Society B. – 1977. – 39. – P. 1–38.
16. Page C. H. Instantaneous power spectra / C. H. Page // J. Appl. Phys. – 1952. – 23. – P. 103–106.
17. Ахизер Н. И. Лекции по теории аппроксимаций / Н. И. Ахизер. – М.: Наука, 1965. – 407 с.
18. Хлопов Г. И. Локальная когерентность сигналов, рассеянных сложными объектами и их адаптивная обработка в технологических РЛС миллиметрового диапазона / Г. И. Хлопов, В. П. Шестопалов // Применение радиоволн миллиметрового и субмиллиметрового диапазонов. – Х.: Ин-т радиофизики и электрон. АН УССР, 1990. – С. 85–93.

A. V. Totsky, P. A. Molchanov,
G. I. Khlopov, V. Ye. Morozov

USE OF THIRD-ORDER STATISTICS FOR
RECOGNITION MOBILE GROUND RADAR
OBJECTS BY MEANS OF TIME-FREQUENCY
DISTRIBUTIONS OF BACKSCATTERED
SIGNALS

A problem of recognition and classification of moving ground-based radar objects with informative features contained in the time-frequency distributions of non-stationary backscattered signals is considered. The results of experimental studies performed by homodyne continuous millimeter wavelengths radar are represented. A comparative analysis of automatic recognition of radar patterns for different methods of extraction the objects classification features and using different decision-making methods is carried out. The benefits of selection of the informative features by using bispectral estimation of temporal changes in the instantaneous Doppler frequencies in the observation are demonstrated.

Key words: bispectrum, time-frequency distribution, recognition information feature.

О. В. Тоцкий, П. О. Молчанов,
Г. И. Хлопов, В. Е. Морозов

ВИКОРИСТАННЯ СТАТИСТИК ТРЕТЬОГО
ПОРЯДКУ В РОЗПІЗНАВАННІ РУХОМИХ
НАЗЕМНИХ РАДІОЛОКАЦІЙНИХ ОБ'ЄКТІВ
ЗА ЧАСТОТНО-ЧАСОВИМИ РОЗПОДІЛАМИ
СИГНАЛІВ ЗВОРОТНОГО РОЗСІЯННЯ

Розглянуто задачу автоматичного розпізнавання та класифікації рухомих наземних радіолокаційних об'єктів з використанням частотно-часових розподілів нестационарних сигналів. Наведено результати експериментальних досліджень, виконаних за допомогою когерентного радара міліметрового діапазону радіохвиль. Виконано порівняльний аналіз показників розпізнавання радіолокаційних образів, що використовують різні способи формування інформативних ознак і методи прийняття рішення про належність об'єктів до одного з класів. Показано переваги обробки даних радіолокаційних вимірів за допомогою біспектрального оцінювання тонкої структури відбитих сигналів.

Ключові слова: біспектр, частотно-часовий розподіл, радіолокаційне розпізнавання.

Рукопись поступила 10.06.10 г.