

положения введем понятие вектора положения  $F1F2$ , направленного из точки  $F1$  в  $F2$ . При этом предполагается, что точка  $F1$  совмещается с центром  $X, Y$ , а  $F2$  лежит на линии положения. Длина вектора должна определять некоторый обобщенный линейный размер изображения, т. е. его масштаб. Следует отметить, что выбранный нами критерий (1) является инвариантом по отношению к поворотам и сдвигам полутонового изображения, что определяется выражением (2). Если принять процедуру расширения следующим образом: число точек изображения и их яркости остаются неизменными, а при сжатии яркость точки дискретного поля определяется суммой яркостей совмещенных в ней точек объекта, то величина  $S$  может служить характеристикой линейного размера изображения, поскольку она пропорциональна квадрату коэффициента масштабирования. Следовательно, длине вектора  $F1F2$  можно присвоить (поставить в соответствие) значение  $S$ .

Изложенное позволяет выбрать стратегию приведения параметров эталона к исследуемому изображению. Эталон и изображение совмещаются своими центрами, далее производится поворот эталона до совпадения линий положения и его масштабирование до совпадения векторов  $F1F2$ .

На рис. 1—3 приведен пример идентификации полутонового изображения размерностью  $64 \times 64$ , повернутого относительно эталона (см. рис. 1) на  $45^\circ$  (левый поворот — рис. 2, правый — рис. 3). Здесь яркость каждой точки представляется соответствующей цифрой. Как видно из рисунков, вычисление углов поворота с использованием данного метода дает относительную погрешность в среднем  $0,4\%$  с учетом возможной коррекции результатов измерения на  $180^\circ$ .

Предложенный метод построения линий положения для идентификации полутоновых изображений сочетает относительную простоту реализации с высокой достоверностью получаемых результатов. Программная реализация алгоритмов сравнения объекта с эталонами, выполненная применительно к ПЭВМ IBM PC/AT, отличается компактностью и хорошим быстродействием.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ефимов В. М., Резник А. Л. Алгоритмы идентификации фрагментов двух изображений, инвариантных к повороту // Автометрия. — 1984. — № 5.
2. Аннин С. Н., Ковтонюк Н. Ф., Костюк А. В., Одинокоев С. Б. Метод сравнения смещенных изображений // Автометрия. — 1990. — № 3.
3. Бочкарев А. М. Корреляционно-экстремальные системы навигации // Зарубеж. радиоэлектрон. — 1981. — № 9.
4. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. — М.: Мир, 1976.
5. Леман Э. Проверка статистических гипотез. — М.: Наука, 1979.
6. Тихонов Д. В., Экало А. В. Инвариантная к геометрическим искажениям идентификация элементов изображений точечной динамической сцены // Автометрия. — 1990. — № 3.
7. Путятин Е. П., Аверин С. И. Обработка изображений в робототехнике. — М.: Машиностроение, 1990.

*Поступила в редакцию 11 марта 1991 г.*

УДК 621.396.96

**А. С. Кузнецов**  
(Санкт-Петербург)

#### **ВЫБОР ЧАСТОТ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗДЕЛИЙ С ПОМОЩЬЮ КОРОТКОИМПУЛЬСНОГО РАДИОЛОКАЦИОННОГО ИЗМЕРИТЕЛЯ**

Рассмотрена методика выбора наиболее информативных для распознавания групп частот при зондировании проводящих объектов короткими радиоимпульсами. На основании экспериментальных данных проанализирована эф-

фективность различных алгоритмов поиска оптимальных групп частот. Даны рекомендации по практическому использованию рассмотренных алгоритмов.

**Введение.** Для решения задач автоматического распознавания изделий при их сортировке или деталей конструкции, попавших в поле зрения промышленного робота, осуществляющего сборку какого-либо агрегата, может успешно использоваться короткоимпульсный радиолокационный измеритель (РЛИ) [1, 2]. На рис. 1 показаны осциллограммы сигналов, отраженных от изделий различной формы и размеров при их зондировании короткими радиоимпульсами (*a* — цилиндры, *b* — конусы, *c* — сферы). Важным преимуществом короткоимпульсного РЛИ по сравнению с оптическими датчиками является возможность его применения в оптически непрозрачных средах, например, для сортировки изделий в неметаллизированной упаковке, а также для определения наличия и состояния деталей какого-либо типа в закрытом оптически непрозрачном корпусе агрегата. Наличие радиолокационных признаков распознавания, слабо зависящих от ракурса наблюдения изделий [2—4], позволяет существенно упростить построение распознающей системы (РС) по сравнению с установками, использующими оптические датчики.

Цель исследований, результаты которых приводятся в данной статье, состояла в определении рациональной методики выбора наиболее информативных частот для распознавания изделий с помощью короткоимпульсного РЛИ. Наряду с задачей упрощения и повышения быстродействия РС, эта методика представляется полезной для оптимизации параметров многочастотных РЛС. Короткоимпульсные РЛИ весьма информативны, но имеют малую дальность действия. Определение наиболее информативных частот дает возможность без существенного снижения вероятности правильного распознавания перейти от короткоимпульсного РЛИ к многочастотной РЛС, которая будет иметь значительно большую дальность действия [5].

**Постановка задачи.** Формализовать задачу выбора наиболее информативных для распознавания частот РЛИ можно следующим образом. Пусть распознаванию подлежат  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_g$  типов изделий, причем тип изделия однозначно определяется его формой. Как известно [4], форма объекта может быть восстановлена по радиолокационным характеристикам, полученным в широком диапазоне частот и ракурсов наблюдения объекта. В этом случае, если типы изделий различаются по форме, то задача распознавания является детерминистской. Однако на практике требования по быстродействию, снижению сложности и стоимости РС ограничивают возможное количество

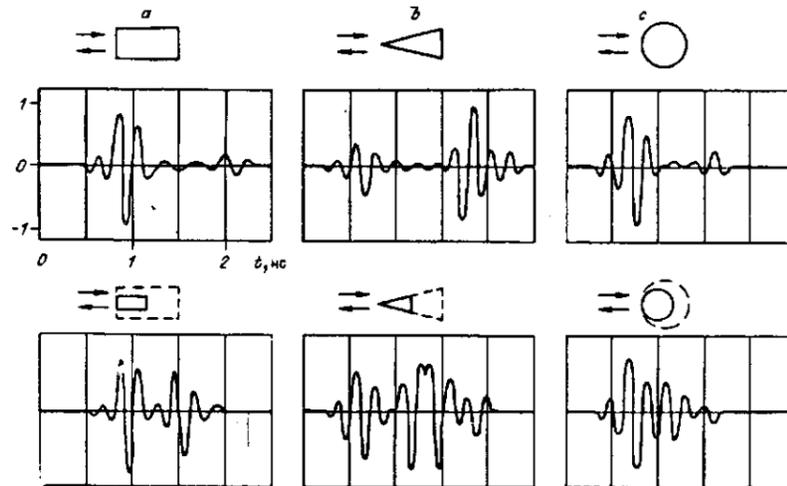


Рис. 1

ракурсов и частот, на которых производятся измерения. При этом задача распознавания становится статистической.

Допустим, что спектр зондирующего сигнала короткоимпульсного РЛИ содержит  $f_1, f_2, \dots, f_L$  частот. Измеренное значение эффективной площади рассеяния (ЭПР) изделия  $\sigma_f$  (или фазы  $\varphi_f$ , отраженного от изделия сигнала) на любой из этих частот при произвольно фиксированном ракурсе является величиной случайной и может использоваться в качестве признака распознавания этого изделия среди типов изделий. Следовательно, измерениям ЭПР на  $f_1, f_2, \dots, f_L$  частот можно поставить в соответствие группу из  $L$  признаков:  $X_L = [X_1, X_2, \dots, X_L]$ . Случайный характер реализаций каждого признака обусловлен случайностями ракурса наблюдаемого изделия и характеристик фона, на котором производится наблюдение изделий, наличием ошибок измерений и т. п. Допустим, что с целью повышения быстродействия, снижения сложности и стоимости РС количество используемых в ней признаков распознавания не должно превышать  $L$ . Тогда из исходной группы признаков  $X_L = [X_1, X_2, \dots, X_j, \dots, X_L]$  необходимо выбрать сокращенную группу:  $X_l^* = [X_1, X_2, \dots, X_r, \dots, X_l]$ ,  $X_l^* \in X_L$ ,  $r \neq j$ ,  $l < L$ , удовлетворяющую условию

$$J(X_l^*) = \max_{X_l \in X_L} J(X_l), \quad (1)$$

где  $J(X_l)$  — показатель информативности (для распознавания заданных типов изделий) группы признаков  $X_l$ .

Выбор показателей информативности групп частот. При исследованиях в качестве показателей информативности для распознавания различных групп частот использовались два показателя:  $P_{\text{пр}}$  — оценка вероятности правильного распознавания,  $J$  — показатель разделимости классов. Для вычисления оценки  $P_{\text{пр}}$  применялась методика, детально описанная в [2]. В соответствии с этой методикой на основании имеющихся многомерных выборок реализаций признаков  $i$ -го класса объектов, используя процедуру линейного дискриминанта Фишера (ЛДФ) [6], производился переход в одномерное пространство, т. е. по многомерным выборкам  $\{x_L^{n_i}\}$ ,  $i = 1, 2$ , определялись их одномерные отображения  $\{x^{n_i}\}$ ,  $i = 1, 2$ , причем переход осуществлялся оптимальным (в смысле сохранения высокой вероятности правильного распознавания) образом. Полученные выборки делились на обучающую и проверочную. По обучающей выборке с помощью метода нормальных вкладов [7] производилась оценка условных плотностей распределения  $p(x/\omega_i)$ . Затем с помощью байесовского решающего правила осуществлялось распознавание реализаций проверочной выборки. Оценка вероятности правильного распознавания вычислялась как отношение правильно распознанных реализаций проверочной выборки к ее общему объему.

Показатель разделимости классов вычислялся по формуле

$$J = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{D_{x_1} + D_{x_2}}, \quad (2)$$

где  $\bar{x}_i$ ,  $D_{x_i}$ ,  $i = 1, 2$ , — математические ожидания и дисперсии одномерных выборок  $\{x^{n_i}\}$ ,  $i = 1, 2$ , полученных из исходных  $L$ -мерных выборок  $\{x_L^{n_i}\}$  с помощью процедуры ЛДФ.

Этот показатель гораздо проще вычислить: он не случаен (в отличие от оценки  $P_{\text{пр}}$ ), вследствие чего дает возможность сравнивать между собой различные сочетания частот и монотонно связан с вероятностью правильного распознавания. Однако его величина не позволяет судить о реальной значимости для распознавания той или иной группы частот, поэтому по окон-

чании процесса выбора для найденных лучших групп частот вычислялась и оценка вероятности правильного распознавания.

Алгоритмы поиска информативных групп частот. В соответствии с (1) для выбора наиболее информативной группы частот необходимо рассмотреть различные сочетания частот  $X_l$  из исходной группы  $X_L$ . Безусловно, оптимальным алгоритмом поиска является полный перебор всех возможных сочетаний частот. При его использовании не требуется априорных сведений о признаках распознавания и показателях информативности. Однако его применение на практике ограничено даже при использовании больших ЭЦВМ вследствие огромных вычислительных затрат. Ниже приведены субоптимальные аллей информативности для распознавания:

$$J(X_1) \geq J(X_2) \geq \dots \geq J(X_k) \geq \dots \geq J(X_L), \quad k \neq j,$$

а затем лучшую группу из  $l$  частот определить по правилу

$$X_l = \{X_r / \forall r \leq l\}.$$

Алгоритм является оптимальным, если измерения на различных частотах статистически независимы [10]. На практике последнее условие, как правило, не выполняется, поэтому алгоритм субоптимален и найденная с его помощью группа частот может сильно отличаться от оптимальной. Достоинство алгоритма — его простота: для выбора группы частот необходимо вычислить  $L$  раз показатель информативности одиночных признаков распознавания.

Учет статистическую связь между измерениями на различных частотах позволяет «алгоритм последовательного увеличения группы», предложенный Б. А. Барабашем [11]. В соответствии с этим алгоритмом на каждом шаге поиска производится последовательное увеличение группы на одну частоту. Причем к текущей группе  $X_k$  добавляется частота, обеспечивающая лучший показатель информативности увеличенной группы  $X_{k+1}$ , т. е. группа составляется по правилу

$$X_{k+1} = X_k \cup X_r^*,$$

$$J(X_k \cup X_r^*) = \max_{\forall X_r \in X_L - X_k} J(X_k \cup X_r).$$

Однако наличие статистической связи учитывается этим алгоритмом неполно. Действительно, если на предыдущем  $k$ -м шаге поиска в группу включена  $X_m$ -я частота, то на последующих шагах поиска эту частоту из группы удалить невозможно, даже если измерения на ней стали бесполезными. Следовательно, при оценке информативности различных  $X_{k+1}$  групп будут рассмотрены не все возможные сочетания частот, поэтому алгоритм субоптимален. В то же время для нахождения лучшей группы частот необходимо оценить информативность для распознавания только

$$Q = \sum_{i=0}^{l-1} (L - i) = \frac{l}{2}(2L - l + 1)$$

групп частот, вместо  $C_L^l$  при полном переборе. Причем мерность пространства, в котором ведется оценка, не превышает величины  $l$ . Лишь последние  $(L - l)$ -

сочетаний требуют вычисления показателя информативности в  $l$ -мерном пространстве.

Казалось бы, избежать недостатков вышеописанного алгоритма можно с помощью «алгоритма последовательного уменьшения группы», впервые предложенного Мериллом и Грином [12]. В соответствии с ним поиск начинается с исходной группы измерений  $X_L$  на всех  $L$  частотах и на каждом шаге алгоритма группа уменьшается на одну частоту до тех пор, пока размер группы не станет равным  $l$ . Удалению из группы подлежит частота, без которой показатель информативности сокращенной группы ухудшается меньше всего, т. е. действует правило

$$X_{k-1} = X_k - X_r^*,$$

$$J(X_k - X_r^*) = \max_{X_r \in X_k} J(X_k - X_r).$$

Этот алгоритм позволяет удалить из исходной группы наименее полезные для решения задачи распознавания частоты, но не дает никакой гарантии нахождения оптимальной группы, так как удаленные из группы частоты в дальнейшем поиске не учитываются, а следовательно, не учитываются все возможные связи между измерениями. Алгоритм более сложен в вычислительном плане, так как мерность пространства, в котором производится оценка информативности, больше или равна  $l$ .

Единственным алгоритмом поиска, который позволяет определить оптимальную группу частот (признаков) без полного перебора, является алгоритм ветвей и границ, предложенный К. Фукунагой и П. Нарендрой [13]. Однако этот алгоритм применим в том случае, когда показатель информативности групп является монотонным. Можно доказать, что вычисляемый в соответствии с (2) показатель удовлетворяет этому требованию, т. е.

$$J(X_k) \geq J(X_{k-1}) \geq \dots \geq J(X_1)$$

при  $X_k \supset X_{k-1} \supset \dots \supset X_1$ , и, следовательно, может использоваться в данном алгоритме.

Алгоритм ветвей и границ основан на процедуре уменьшения группы, но с возможностью возврата, что и позволяет проверить все возможные сочетания признаков. Суть алгоритма состоит в следующем. Строится дерево решений, в соответствии с которым на каждом  $k$ -м шаге алгоритма образуются группы признаков  $k$ -го уровня, содержащие  $k$  признаков, выбранных из групп  $X_{k+1}$  предыдущего  $(k-1)$ -го уровня. Вначале одна из ветвей дерева решений обследуется до последнего уровня, содержащего группы  $X_l$ . Максимальная величина показателя групп последнего уровня берется за порог. Если при продолжении поиска оказалось, что на  $k$ -м уровне неисследованной части дерева величина показателя  $J$  меньше порога, то очевидно, что дальнейший поиск среди групп, образующихся из  $X_k$ , будет бесполезен, так как вследствие монотонности функции критерия все эти группы будут иметь величину показателя  $J$  меньше порога. Достоинством данного алгоритма является то, что он позволяет исключить из рассмотрения некоторые группы признаков без оценки их информативности, т. е. дает возможность без полного перебора найти оптимальную группу частот.

Результаты исследований. Выбор частот с помощью различных алгоритмов поиска производился на основе экспериментальных данных, полученных с помощью короткоимпульсного РЛИ, описанного в [1, 2]. Этот измеритель позволяет получать 20 отсчетов ЭПР исследуемых объектов в диапазоне  $2 + 5,8$  ГГц с дискретностью 0,2 ГГц. В качестве объектов, подлежащих распознаванию, использовались проводящий цилиндр длиной 10 см и диаметром основания 4 см и проводящий конус той же длины и с таким же диаметром основания.

Задача выбора частот ставилась следующим образом. Необходимо выбрать 2, 3, 5 или 15 частот, одновременные измерения ЭПР на которых обеспечивают максимальную вероятность правильного распознавания исследуемых объектов при случайном ракурсе их наблюдения (закон распределения ракурса равномерный) и равных априорных вероятностях обнаружения этих объектов.

Для получения исходных данных, необходимых для выбора частот, на каждой из 20 частот измерителя фиксировались ЭПР цилиндра и конуса при случайном ракурсе их облучения. Ракурс изменялся по равномерному закону в диапазоне  $0 + 360^\circ$  с дискретностью  $15^\circ$  в плоскости, проходящей через ось симметрии объектов. Ошибки измерений ЭПР и наличие фона моделировались путем наложения на каждую из реализаций ЭПР пяти реализаций шума с нулевым математическим ожиданием и дисперсией, равной 10 % от среднего значения ЭПР на данной частоте. Таким образом, на каждой из частот получалось по 120 реализаций ЭПР каждого объекта. В целом исходные данные, вводимые в ЭЦВМ для обработки, представляли две выборки объемом по 120 реализаций каждая 20-мерных случайных величин ЭПР  $\{x_{20}^{n1}\}$ ,  $n_1 = 1(1)120$ , и  $\{x_{20}^{n2}\}$ ,  $n_2 = 1(1)120$ . Измерение ЭПР на фиксированной частоте — признак распознавания, следовательно, исходная группа признаков состояла из измерений ЭПР на 20 частотах.

При исследовании влияния количества частот в группе на вероятность правильного распознавания оказалось, что увеличение группы при последовательном увеличении частоты входящих в эту группу измерений ЭПР позволяет при девяти частотах (2,0; 2,2; ...; 3,6 ГГц) обеспечить вероятность правильного распознавания, близкую к единице [2]. В то же время дальнейшее увеличение количества частот приводило к уменьшению оценки этой вероятности, как показано на рис. 2, а. Обусловлено это тем, что с увеличением количества частот растет количество степеней свободы прямой, на которую в соответствии с процедурой ЛДФ проецируются реализации обучающей выборки. При малых объемах выборок это приводит к ошибкам в случаях распознавания редко встречающихся реализаций, вошедших только в проверочную выборку. Увеличение объема выборок  $N_i$  путем наложения шума на имеющиеся реализации почти не влияет (при малых дисперсиях шума) на значение показателя  $J$  (см. рис. 2, а), следовательно, мы не изменяем объективно существующее разнесение классов в пространстве признаков, но  $\hat{P}_{пр}$  уже не уменьшается с увеличением количества частот в группе.

Для выбора лучшей группы частот с помощью алгоритма « $l$  лучших одиночных» была оценена информативность для распознавания одиночных частот (рис. 2, б). Упорядочив их по величине показателя разделимости классов  $J$ , получим ряд  $X_6, X_5, X_7, X_{16}, X_{17}, X_{15}, X_{14}, X_9, X_{10}, X_{18}, X_{11}, X_{13}, X_4, X_2, X_{20}, X_{12}, X_8, X_{19}, X_3$ , из которого следует, что лучшая пара частот — это  $[X_6, X_5]$ , лучшая тройка —  $[X_6, X_5, X_7]$  и лучшая пятерка —  $[X_6, X_5, X_7, X_{16}, X_{17}]$ . Величины показателя  $J$  и оценки вероятности правильного распознавания  $\hat{P}_{пр}$  для указанных групп приведены в первой строке таблицы, а в последней строке — составы групп частот, а также величины  $J$  и  $\hat{P}_{пр}$ , полученные путем полного перебора всех сочетаний частот.

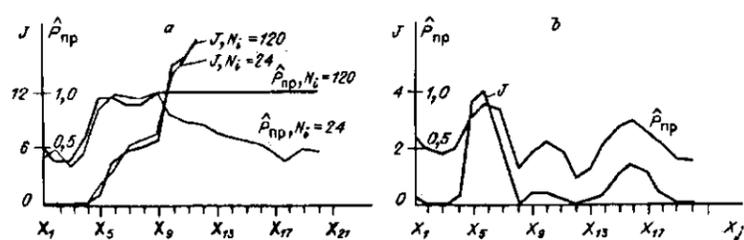


Рис. 2

Алгоритм поиска	Размер искомой группы			
	2	3	5	15
Алгоритм « <i>l</i> лучших одиночных» $J=4,6; P_{гр}=0,905$	$[X_6, X_5]$	$[X_6, X_5, X_7]$ 6,2 0,928	$[X_6, X_5, X_7, X_{16}, X_{17}]$ 9,3 0,946	$X_{20} - [X_{20}, X_{12}, X_8, X_{19}, X_3]$ 36,9 1,0
Алгоритм последовательного увеличения группы	$[X_6, X_{12}]$ 9,4 0,955	$[X_6, X_{12}, X_9]$ 11,1 0,986	$[X_6, X_{12}, X_9, X_{13}, X_{16}]$ 14,6 1,0	$X_{20} - [X_1, X_2, X_3, X_{14}, X_{20}]$ 40,6 1,0
Алгоритм последовательного уменьшения группы	$[X_6, X_{11}]$ 8,2 0,923	$[X_6, X_{11}, X_{14}]$ 9,1 0,923	$[X_3, X_6, X_{11}, X_{14}, X_{15}]$ 9,4 0,964	$X_{20} - [X_1, X_2, X_{13}, X_{16}, X_{20}]$ 51,9 1,0
Алгоритм полного перебора	$[X_6, X_{12}]$ 9,4 0,955	$[X_6, X_9, X_{12}]$ 11,1 0,986	$[X_6, X_9, X_{12}, X_{13}, X_{16}]$ 14,6 1,0	$X_{20} - [X_1, X_2, X_{13}, X_{16}, X_{20}]$ 51,9 1,0

Из таблицы видно, что использование алгоритма «*l* лучших одиночных» для оптимизации многочастотного РЛИ может дать существенный проигрыш в вероятности распознавания объектов. Однако здесь же необходимо отметить, что для определения лучшей группы из пяти частот методом полного перебора с использованием ЭВМ ЕС-1045 потребовалось около 1,5 ч машинного времени. Это время достигает 20 ч при составлении группы из десяти частот, что указывает на необходимость использования других алгоритмов поиска.

Анализируя информативность для распознавания одиночных частот (см. рис. 2, б), видим, что наиболее информативны частоты вблизи  $f_6$  и  $f_{16}$ . Причем целое количество полувольт  $\lambda_6/2 = 5$  см и  $\lambda_{16}/2 = 2,5$ , соответствующих этим частотам, укладывается на максимальном размере объекта  $\bar{l}_{2,5} = 10$  см. На этих частотах дисперсия ЭПР исследуемых объектов, обусловленная изменением ракурса при облучении, минимальна, а разность математических ожиданий ЭПР максимальна (рис. 3, а — изменение математического ожидания, рис. 3, б — среднеквадратического отклонения). Наличие таких частот, вероятно, обусловлено существованием осевых собственных частот объектов [14], связанных с условием резонанса, согласно которому, если целое число полувольт укладывается на длине цилиндра ( $\square$ ) или конуса ( $\Delta$ ), то происходит когерентное суммирование прямых и отраженных от концевых участков тела поверхностных волн, распространяющихся вдоль оси тела (см. рис. 3). Смещение влево по частотной оси собственных частот  $f_{12}$  и  $f_{16}$  относительно резонансных  $l_{06}/\lambda_{12} = 3$  и  $\bar{l}_{2,5}/\lambda_{1,5} = 4$  обусловлено отличием исследуемых объектов от бесконечно тонких.

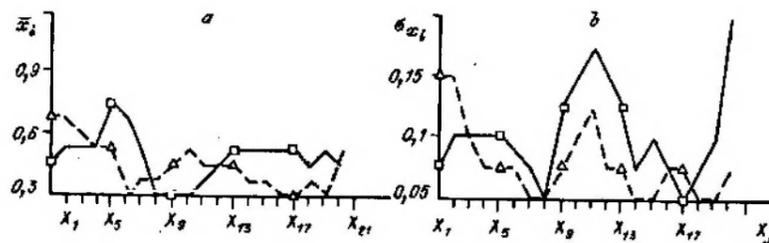


Рис. 3

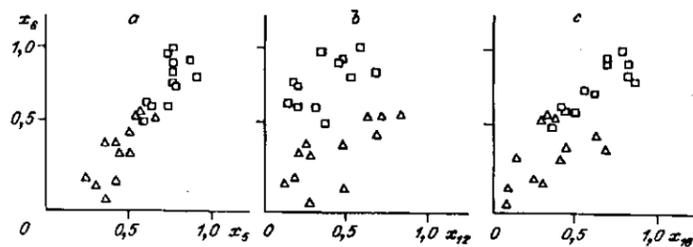


Рис. 4

Низкая информативность для распознавания частот вблизи частоты  $f_{12}$  ( $l_{06}/\lambda_{12} = 3$ ), которая также отвечает условию резонанса, обусловлена близостью математических ожиданий при большой дисперсии ЭПР цилиндра и конуса на этих частотах. Однако, несмотря на свою низкую собственную информативность, эти частоты оказываются весьма полезными в составе группы частот.

Проведенные исследования подтвердили тот факт, что пара признаков (в нашем случае частот), составленная из лучших одиночных, не всегда является оптимальной [15]. Из таблицы видим, что  $J([X_6, X_5]) < J([X_6, X_{12}])$ , хотя  $J(X_5) = 3,5$ , а  $J(X_{12}) = 0,001$ . Обусловлено это наличием статистической связи между измерениями ЭПР на этих частотах. На рис. 4, а, б показаны реализации ЭПР конуса ( $\Delta$ ) и цилиндра ( $\square$ ) на парах частот  $f_6, f_5$  и  $f_6, f_{12}$  соответственно. Из рисунка видно, что статистическая связь между  $X_6$  и  $X_5$  ухудшается, а между  $X_6$  и  $X_{12}$  улучшает информативность пары частот. Причем наличие статистической связи не обязательно обусловлено близостью измерений по частоте, как в случае частот  $f_6$  и  $f_5$ , а также определяется рассеивающими свойствами объектов. Например, частоты  $f_6$  и  $f_{16}$  далеко отстоят друг от друга, но наличие зависимости между измерениями на этих частотах (рис. 4, в) также мешает их совместному использованию.

В таблице приведены результаты выбора лучших групп из 2, 3, 5 и 15 частот с помощью алгоритмов последовательного увеличения и уменьшения группы. Сравнивая результаты оценок информативности групп частот, найденных с помощью этих субоптимальных алгоритмов поиска, с оптимальными группами, полученными путем полного перебора сочетаний частот, а также учитывая вычислительные затраты, можно сделать следующие выводы. Алгоритм последовательного увеличения группы более приемлем по вычислительным затратам и наиболее надежен при составлении малых групп при большом исходном спектре частот. Алгоритм последовательного уменьшения группы более надежен при небольшом сокращении исходного набора частот, но при этом требует существенных вычислительных затрат.

Алгоритм ветвей и границ для всех  $l$  давал группы те же, что и алгоритм полного перебора. Однако оказалось, что при  $l=2$  и  $l=3$  этот алгоритм требует на поиск времени больше, чем алгоритм полного перебора. При  $l=5$  и  $l=15$  алгоритм ветвей и границ дает экономию вычислительного времени на 40—50%, а при  $l \approx L/2$  эта экономия достигает 70—80%.

**Заключение.** Проведенные исследования показали следующее:

1. На основании широкополосных радиолокационных характеристик объектов, полученных с помощью короткоимпульсного РЛИ, имеется возможность определить сравнительно небольшую группу частот, обеспечивающую надежное распознавание заданных типов изделий, что позволяет существенно упростить РС. После определения этой группы и обучения РС распознавание может вестись с помощью многочастотной РЛС с одновременным или последовательным излучением зондирующего сигнала на заданных частотах, что дает возможность значительно увеличить дальность распознавания объектов.

2. Наиболее информативными для распознавания одиночными признаками (в исследованной области рассеяния электромагнитных волн) являются

измерения ЭПР объектов на частотах вблизи собственных осевых частот объектов. Вследствие наличия статистических связей между измерениями на различных частотах группа, составленная из наиболее информативных измерений на отдельных частотах, не является оптимальной. Единственный алгоритм поиска, гарантирующий нахождение оптимальной по информативности группы частот, — алгоритм полного перебора возможных сочетаний частот. Однако его применение на практике ограничено вследствие больших вычислительных затрат.

3. При использовании показателей информативности, монотонно зависящих от количества признаков в группе, для нахождения оптимальных групп частот может использоваться алгоритм ветвей и границ. Однако из-за сложности алгоритма его применение оправдано лишь при больших  $L$  и  $l \approx L/2$ .

4. На практике наиболее удобным алгоритмом поиска информативности для распознавания группы частот следует считать алгоритм последовательного увеличения группы (алгоритм Барабаша), так как при незначительных затратах машинного времени он позволяет определить группу частот, достаточно близкую к оптимальной. В случае, когда требуется небольшое сокращение исходного набора частот, более целесообразно использовать алгоритм последовательного уменьшения группы (алгоритм Мерилла — Грина).

Автор выражает благодарность Б. А. Стрюкову за предоставленные экспериментальные данные и полезное обсуждение результатов исследований.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кузнецов А. С., Стрюков Б. А. Построение радиолокационных изображений проводящих объектов при короткоимпульсном зондировании // Радиотехника.—1988.—№ 4.
2. Кузнецов А. С., Стрюков Б. А. Распознавание объектов по данным измерений короткоимпульсного радиолокационного измерителя // Радиотехника и электроника.—1989.—№ 11.
3. Lin H., Ksienski A. A. Optimum frequencies for aircraft classification // IEEE Trans.—1981.—AES-17, N 5.
4. Костылев А. А. Идентификация радиолокационных целей при использовании сверхширокополосных сигналов: методы и приложения // Зарубеж. радиоэлектрон.—1984.—№ 4.
5. Кузнецов А. С. Выбор признаков классификации состояния сельхозугодий // Тез. всесоюз. науч.-техн. симп. «Дистанционное зондирование земных покровов радиометодами», Иркутск, 16—17 сент. 1985 г.—М.: Радио и связь, 1985.
6. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен: Пер. с англ. /Под ред. В. П. Стефанюка.—М.: Мир, 1976.
7. Кутин Г. И., Кузнецов А. С. О непараметрической оценке плотности распределения сигналов методом нормальных вкладов // Изв. вузов. Приборостроение.—1983.—№ 11.
8. Kittler J. Feature set search algorithms // Proc. Conf. on Pattern Recognition and Signal Proc., Paris, France, 25 June — 4 July.—Paris, 1978.
9. Кутин Г. И. Методы ранжировки комплексов признаков // Зарубеж. радиоэлектрон.—1981.—№ 9.
10. Вопросы статистической теории распознавания /Под ред. Б. В. Варского.—М.: Сов. радио, 1967.
11. Барабаш Б. А. Минимизация описаний в задаче автоматического распознавания образов // Техн. кибернетика.—1964.—№ 3.
12. Marill T., Green D. M. On effectiveness of receptors in recognition systems // IEEE Trans.—1963.—IT-9, N 1.
13. Narendra P. M., Fukunaga K. A branch and bound algorithm for feature subset selection // Proc. Cybernetics and Society Int. Conf.—Washington: D. C., 1976.
14. Мозер П. Дж., Иберал Х., Браун С. Х. и др. Комплексные собственные частоты несимметричных объектов // ТИИЭР.—1984.—72, № 11.
15. Fang G. S. A note on optimal selection of independent observables // IEEE Trans.—1979.—SMC-9, N 5.

Поступила в редакцию 27 июня 1990 г.