

ИМИТАЦИОННАЯ МОДЕЛЬ СРАВНЕНИЯ АЛГОРИТМОВ
РАСПОЗНАВАНИЯ СИГНАЛОВ

А.Н.Манохин, Б.Д.Наумов, С.П.Сидоров

В настоящее время в технике связи и других областях широко используются алгоритмы цифровой обработки сигналов. Хотя они и основаны на тех же идеях, что и алгоритмы обработки аналоговых сигналов, однако имеют принципиальные отличия и особенно - сти. Поэтому детальное исследование таких алгоритмов представляет интерес для прикладных разработок.

В работе рассматривается задача построения имитационной модели для сравнения алгоритмов распознавания. Эта модель позволяет исследователю достаточно просто и наглядно представить, каковы будут результаты применения конкретного алгоритма в той или иной ситуации.

Предлагаемый подход иллюстрируется на примере распознавания частотно манипулированных сигналов. Рассматриваются два хорошо известных алгоритма распознавания сигналов (в литературе их часто называют корреляционным и автокорреляционным). Для них в соответствии с предложенным подходом анализируются в достаточно широком классе искажений и помех наиболее характерные ситуации.

Корреляционный алгоритм, как известно, является оптимальным с точки зрения принципа максимального правдоподобия в условиях белого гауссовского шума. Но на практике чаще используется второй алгоритм. В качестве обоснования указывают, во-пер-

вых, на его более простую техническую реализацию, во-вторых, на лучшие результаты в условиях отличных от тех, для которых доказана оптимальность корреляционного алгоритма. Наши результаты показывают, что в условиях сосредоточенных помех и ошибок синхронизации корреляционный алгоритм предпочтительнее и иногда существенно. А вот наличие погрешности в частоте принимаемого сигнала может привести к тому, что результаты распознавания с помощью второго алгоритма будут существенно лучше.

1. Постановка задачи распознавания сигналов

На интервале времени $[0, T]$ в моменты времени t_0, \dots, t_{N-1} такие, что $t_n = n \cdot \Delta$, $\Delta = T/N$, $n = 0, N-1$, задан наблюдаемый сигнал $s = \{s(t_n)\}$, где $s(t_n) = G(z_j(t_n)) + s_{\Pi}(t_n)$. Здесь $z_j(t_n)$ - известный сигнал одного из двух типов ($j = 1$, либо 2), G - преобразование, задающее его искажение, $s_{\Pi}(t_n)$ - аддитивная помеха. Задача распознавания на содержательном уровне сводится к синтезу на материале обучения такого алгоритма D , который позволяет оптимальным в определенном смысле способом определять по наблюдаемому сигналу s образ j . В точных терминах это можно сформулировать следующим образом. Алгоритм D определяет отображение $s \rightarrow \hat{j} = D(s)$. Если $\hat{j} = j$, то D дает правильный ответ, иначе ошибочный. Естественно, что помеха $s_{\Pi}(t_n)$ и класс искажений G могут быть описаны вероятностной моделью Q , которая ниже будет конкретизирована и которую мы будем называть стратегией природы [1, с. 88-155]. Тогда можно определить вероятность ошибки $P_0(i/j; D, Q)$, т.е. вероятность принять i -й образ, когда имеет место j -й, при условии вероятностной модели Q с помощью алгоритма D . Качество работы алгоритма D на конкретной стратегии природы определим величиной

$$\bar{P}(D, Q) = \frac{1}{2} [P_0(1/2; D, Q) + P_0(2/1; D, Q)]. \quad (1)$$

Показатель качества $\bar{P}(D, Q)$ зависит как от D , так и от Q . Наша цель состоит в том, чтобы определить лучший в некотором смысле алгоритм для всех Q из заданного класса. Но вначале нужно ввести некоторые понятия, которые позволят описать конкретный класс стратегий природы $\mathcal{M} = \{Q\}$.

2. Дискретизация и представление сигнала квадратурами

Современные алгоритмы ориентированы на обработку сигналов в цифровом виде, т.е. на представление сигнала в виде $s(t_n)$, где $t_n = n \cdot \Delta$.

Для того чтобы такое представление было выполнено без потери информации, необходимо наложить некоторые условия на интервал дискретизации Δ . Будем предполагать, что любой из аналоговых сигналов допускает разложение в ряд Фурье:

$$s(t) = \sum_{k=0}^{\infty} (a_k \cos kqt + b_k \sin kqt), \quad q = \frac{2\pi}{T}. \quad (2)$$

Дискретное преобразование Фурье сигнала $s(t_n)$ имеет вид

$$s(t_n) = \sum_{k=0}^{N/2} (a'_k \cos kqt_n + b'_k \sin kqt_n).$$

Будем говорить, что сигнал имеет ограниченный спектр, если существует целое L такое, что

$$s(t) = \sum_{k=0}^L (a_k \cos kqt + b_k \sin kqt).$$

УТВЕРЖДЕНИЕ 1. Если $N \geq 2L$, то $a_k = a'_k$ и $b_k = b'_k$ и, следовательно, сигнал $s(t)$ может быть однозначно восстановлен в любой точке t на интервале $[0, T]$ по сигналу $s(t_n), t_n = n \cdot \Delta$.

Это утверждение является аналогом теоремы Котельникова, которая обычно [3, с.527] формулируется для интервала $-\infty < t < \infty$.

Узкополосным будем называть сигнал, удовлетворяющий условию

$$s(t_n) = \sum_{L_0-L'}^{L_0+L'} (a_k \cos kqt_n + b_k \sin kqt_n), \quad (3)$$

$$L_0 \gg L'.$$

узкополосный сигнал экономично описывается квадратурами.

Пусть $s(t)$ представлен в виде (2), тогда сопряженный сигнал есть

$$\tilde{s}(t) = \sum_{k=0}^{\infty} (-b_k \cos kqt + a_k \sin kqt), \quad (4)$$

а соответствующий аналитический сигнал

$$S(t) = s(t) + i\tilde{s}(t) = E(t)e^{i\Phi(t)},$$

где $\Phi(t) = \omega_0 t + \varphi(t)$.

Комплексная огибающая

$$Z(t) = E(t)e^{i\varphi(t)} = u_s(t) + i \cdot v_s(t)$$

определяет квадратуры $u_s(t)$ и $v_s(t)$. Если сигнал $s(t) = A \cos((\omega_0 + \omega')t + \varphi)$, то его квадратуры имеют вид:

$$u_s(t) = A \cos(\omega't + \varphi), \quad v_s(t) = A \sin(\omega't + \varphi).$$

УТВЕРЖДЕНИЕ 2. Если $s(t)$ — узкополосный сигнал, т.е. удовлетворяет определению (3), то квадратуры $u_s(t)$, $v_s(t)$ представимы в виде:

$$u_s(t) = \sum_{k=0}^{L'} (a_k^u \cos k\Omega t + b_k^u \sin k\Omega t),$$

$$v_s(t) = \sum_{k=0}^{L'} (a_k^v \cos k\Omega t + b_k^v \sin k\Omega t)$$

и $a_k^u, b_k^u, a_k^v, b_k^v$ связаны с a_k, b_k соотношениями

$$a_k^u = a_{L_0+k} + a_{L_0-k}, \quad b_k^u = b_{L_0+k} - b_{L_0-k},$$

$$a_k^v = -(b_{L_0+k} + b_{L_0-k}), \quad b_k^v = a_{L_0-k} - a_{L_0+k}.$$

УТВЕРЖДЕНИЕ 3. Узкополосный сигнал однозначно представляется N отсчетами квадратур $u_s(t)$ и $v_s(t)$, если $N \geq 2L'$.

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО следует из утверждений 1 и 2.

Таким образом, если в (3) L' существенно меньше L_0 , то, представляя сигнал квадратурами, мы значительно сокращаем объем обрабатываемой информации, не теряя в то же время полезной информации. Действительно, если бы мы дискретизировали сам сигнал на основании утверждения 1, то необходимо было бы взять $2(L_0 + L')$ отсчетов, в то время как по квадратурам необходимо всего $4L'$ отсчетов.

3 Конкретный класс стратегий природы

Конкретизируем класс искажений G и помех $s_{II}(t_n)$. Сигналы будем задавать их квадратурами. Квадратуры идеального сигнала без искажений и помех для z_1 имеют вид:

$$u_{z_1}(t_n) = \cos 2\pi f' t_n, \quad v_{z_1}(t_n) = \sin 2\pi f' t_n,$$

и для z_2 :

$$u_{z_2}(t_n) = \cos(-2\pi f' t_n), \quad v_{z_2}(t_n) = \sin(-2\pi f' t_n).$$

Квадратуры искаженного сигнала имеют вид:

$$\left. \begin{aligned}
 u_{G(z_j)} &= \begin{cases} A_C \cos(\pm 2\pi(f' + \lambda) t_n + \varphi_C) & \text{для } n = 0, \dots, N' - 1, \\ A_C \cos(\mp 2\pi(f' + \lambda) t_n + \varphi_C) & \text{для } n = N', \dots, N - 1; \end{cases} \\
 v_{G(z_j)} &= \begin{cases} A_C \sin(\pm 2\pi(f' + \lambda) t_n + \varphi_C) & \text{для } n = 0, \dots, N' - 1, \\ A_C \sin(\mp 2\pi(f' + \lambda) t_n + \varphi_C) & \text{для } n = N', \dots, N - 1. \end{cases}
 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

Здесь знак определяется частотной манипуляцией, соответствующей $u_{z_1}, v_{z_1}, u_{z_2}, v_{z_2}$. Параметр A_C определяет мощность полезного сигнала в наблюдаемом сигнале, φ_C определяет фазу. Параметр λ задает погрешность частоты, которая в наблюдаемом сигнале может выдерживаться неточно. Параметр N' описывает ошибку синхронизации. Поскольку анализируемые сигналы, состоящие из N отсчетов, являются фрагментами непрерывной последовательности отсчетов, поступающей на вход распознающей системы, важно правильно определить границу начала сигнала, соответствующего одному образу. Когда эта граница определяется неточно, то первые N' отсчетов соответствуют распознаваемому образу, а последние $N - N'$ отсчетов - следующему образу. Этот эффект иллюстрирует рис. 1.

Параметры A_C, λ, N' входят в определение стратегии природы, фаза φ_C выбирается случайно для каждой реализации S в интервале $[0, 2\pi]$ в соответствии с равномерным распределением. Частота считается известной при решении задачи распознавания, поэтому она постоянна для всех стратегий природы \mathcal{Q}

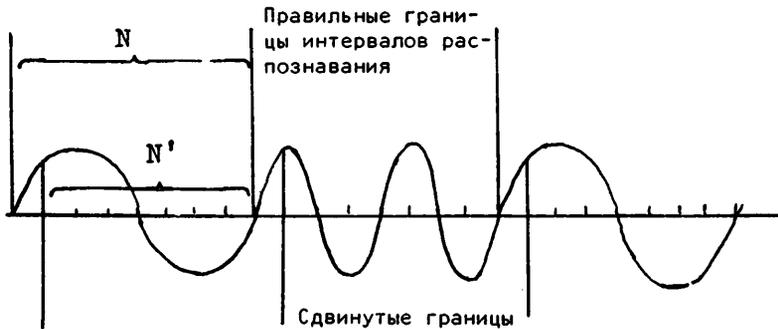


Рис. 1

из множества \mathcal{M} . Помеха состоит из двух компонент:

$$s_{\Pi}(t_n) = s_{\text{СП}}(t_n) + s_{\Gamma}(t_n).$$

Сосредоточенная помеха задается квадратурами

$$\begin{cases} u_{\text{СП}}(t_n) = A_{\Pi} \cos(2\pi f_{\Pi} t_n + \varphi), \\ v_{\text{СП}}(t_n) = A_{\Pi} \sin(2\pi f_{\Pi} t_n + \varphi). \end{cases}$$

Здесь A_{Π}, f_{Π} - параметры, входящие в определение стратегии природы, φ_{Π} выбирается случайно в интервале $[0, 2\pi]$ и в определении стратегии природы не входит.

Гауссовская помеха $s_{\Gamma}(t_n)$ задается квадратурами:

$$\begin{aligned} u_{\Gamma}(t_n) &= \alpha u_{\Gamma}(t_{n-1}) + \beta \xi'(t_n), \\ v_{\Gamma}(t_n) &= \alpha v_{\Gamma}(t_{n-1}) + \beta \xi''(t_n). \end{aligned}$$

Случайные величины $\xi'(t_n)$ и $\xi''(t_n)$ распределены нор-

мально с параметрами $[0,1]$ и независимы, коэффициенты α и β выбираются так, чтобы $u_{\Gamma}(t_n)$ и $v_{\Gamma}(t_n)$ имели заданную дисперсию σ^2 и заданную скорость убывания автокорреляционной функции:

$$\rho_n = \frac{Mu_{\Gamma}(t_n)u_{\Gamma}(t_{n-k})}{\sigma^2} = \frac{Mv_{\Gamma}(t_n)v_{\Gamma}(t_{n-k})}{\sigma^2} = e^{-k/I}.$$

Здесь параметр I - интервал корреляции в отсчетах, он обладает тем свойством, что при $k=I$ $\rho_k = 1/e$. Параметры σ^2 , I также входят в описание конкретной стратегии природы.

4. Алгоритмы распознавания

Пусть $s(t_n) = \mu_c z_j(t_n) + \mu_s \tilde{z}_j(t_n) + \xi(t_n)$, где $\xi(t_n)$ распределены нормально с параметрами $0, \sigma^2$ и независимы; μ_c, μ_s - неизвестные параметры, $z_j(t_n)$ - известный сигнал, $j=1,2$; $\tilde{z}_j(t_n)$ - сопряженный сигнал, определяемый выражением (4). Эта модель сигнала является частным случаем модели, описанной в предыдущем разделе, причем μ_c и μ_s определяются амплитудой A_c и фазой φ_c через элементарные тригонометрические преобразования.

Алгоритм распознавания по общему критерию максимального правдоподобия формулируется следующим образом [6, с. 258]: если

$$\begin{aligned} \max_{\mu_c, \mu_s} P(1) f(s/j=1, \mu_c, \mu_s) &\geq \\ &\geq \max_{\mu_c, \mu_s} P(2) f(s/j=2, \mu_c, \mu_s), \end{aligned} \quad (6)$$

то принимается первый образ, иначе второй. Здесь $P(1)$ и $P(2)$ - априорные вероятности событий $j=1$ и $j=2$; $f(s/j, \mu_c, \mu_s)$ - соответствующие плотности распределений.

УТВЕРЖДЕНИЕ 4. Решающее правило (6) эквивалентно задается неравенством:

$$V_1 - V_2 \geq C, \quad (7)$$

где
$$V_j = \frac{\langle s, z_j \rangle^2 + \langle s, \tilde{z}_j \rangle^2}{\langle z_j, z_j \rangle}, \quad j = 1, 2,$$

$$C = 2\sigma^2 \ln \frac{P(2)}{P(1)}.$$

Здесь $\langle s, z_j \rangle = \sum_{n=0}^{N-1} s(t_n) z_j(t_n)$ - скалярное произведение векторов s и z_j ; $\langle z_j, z_j \rangle = \|z_j\|^2$ - квадрат нормы вектора z_j .

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО.

$$\ln f(s/z_j; \mu_c, \mu_s) = \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \right)^N - \|s - \mu_c z_j - \mu_s \tilde{z}_j\|^2.$$

Вычисляя производные квадрата нормы по μ_c и μ_s и приравняв их нулю, находим, что максимум достигается при

$$\mu_c = \frac{\langle s, z \rangle}{\langle z, z \rangle}, \quad \mu_s = \frac{\langle s, \tilde{z} \rangle}{\langle \tilde{z}, \tilde{z} \rangle}.$$

Подставляя эти значения в неравенство (6), получаем после ряда эквивалентных преобразований неравенство (7).

УТВЕРЖДЕНИИ 5. Если сигнал задан квадратурами u_s , v_s , $P(1) = P(2)$, $\|z_1\| = \|z_2\|$, то решающее правило (6) эквивалентно задается неравенством

$$V_1^k - V_2^k \geq 0, \quad (8)$$

где

$$v_j^k = ((\langle u_s, u_z \rangle + \langle v_s, v_z \rangle)^2 + (\langle u_s, v_z \rangle - \langle v_s, u_z \rangle)^2).$$

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО этого утверждения следует из того, что если имеются сигналы S и Z и их квадратуры u_s, v_s, u_z, v_z , то справедливы соотношения

$$2 \langle s, z \rangle = \langle u_s, u_z \rangle + \langle v_s, v_z \rangle,$$

$$2 \langle s, \hat{z} \rangle = \langle u_s, v_z \rangle - \langle v_s, u_z \rangle.$$

которые достаточно просто следуют из соотношений (2), (4) и утверждения 2.

Выражение (8) определяет первый алгоритм распознавания D_1 . Для непрерывного случая алгоритмы, соответствующие решающему правилу (7), описаны в [6, с. 358-360].

Второй алгоритм D_2 основан на оценивании частоты сигнала. Оценка частоты для момента t_n дается выражениями:

$$\Omega(n) = \frac{1}{k\Delta} \cdot \frac{v_s(t_n)u_s(t_{n-k}) - u_s(t_n)v_s(t_{n-k})}{[u_s(t_n)]^2 + [v_s(t_n)]^2}, \quad (9)$$

где k - целое, фиксированный параметр, и [2, с.226-227]

$$\Omega'(n) = \begin{cases} \Omega(n), & \text{если } |\Omega(n)| \leq 2\pi f', \\ 2\pi f', & \text{если } \Omega(n) > 2\pi f', \\ -2\pi f', & \text{если } \Omega(n) < -2\pi f'. \end{cases} \quad (10)$$

Далее вычисляется среднее по всему интервалу наблюдений:

$$\hat{\Omega} = \frac{1}{N-k} \sum_{n=k}^{N-1} \Omega'(n)$$

и принимается решение 1, если $\hat{\Omega} > 0$, иначе - решение 2. Оценке $\Omega(n)$ можно дать следующее обоснование. Пусть

$$u_s(t_n) = \mu \cos(\omega t_n + \varphi),$$

$$v_s(t_n) = \mu \sin(\omega t_n + \varphi), \quad \omega = 2\pi f'.$$

Вводим обозначения $\tau = k\Delta$, $y = \omega t_n + \varphi$, $x = \omega t_{n-k} + \varphi$.
В результате получаем при малых $\tau\omega$

$$\begin{aligned} \Omega(n) &= \frac{1}{\tau} \cdot \frac{\sin y \cdot \cos x - \cos y \cdot \sin x}{\cos^2 y + \sin^2 y} = \\ &= \frac{1}{\tau} \sin(y-x) = \frac{\sin \tau\omega}{\tau} = \omega \frac{\sin \tau\omega}{\tau\omega} \approx \omega. \end{aligned}$$

5. Игровая имитационная модель сравнения алгоритмов распознавания

Ситуация, в которой находится исследователь, описывается следующей моделью. Имеется конечный набор алгоритмов распознавания $\mathcal{X} = \{D_1, \dots, D_k\}$ и зафиксировано множество возможных стратегий природы $\mathcal{M} = \{Q\}$. Для фиксированной стратегии природы Q алгоритм распознавания D определяет значение критерия качества $\bar{P}(D, Q)$ в соответствии с (1). Лучшим естественно считать алгоритм D' такой, что $\bar{P}(D', Q) \leq \bar{P}(D, Q)$ для каждого $D \in \mathcal{X}$ и каждой стратегии природы $Q \in \mathcal{M}$. Но, как правило, такого алгоритма не существует. Для одних стратегий природы лучшим в смысле \bar{P} может быть один алгоритм из \mathcal{X} , а для других - иной. Но при решении реальной задачи пользователь не знает, какова конкретная стратегия природы Q . Поэтому нужно выбрать из \mathcal{X} алгоритм распознавания лучший в некотором смысле для всего класса \mathcal{M} . Для сравнения алгоритмов распознавания сигналов предлагается использовать теоретико-игровые модели [1, с.88-155], опираясь на подход, рассмотренный в работе [4]. В этом случае для пары алгоритмов D_1 и D_j

на множестве стратегий природы \mathcal{M} определим величину

$$c_{ij} = \sup_{Q \in \mathcal{M}} [\bar{P}(D_i, Q) - \bar{P}(D_j, Q)],$$

которая характеризует наибольшие потери при отказе от алгоритма D_j в пользу D_i . Мы будем везде предполагать, что существует $Q \in \mathcal{M}$, на котором достигается значение \sup . Определим величину

$$C(D_i) = \sup_{Q \in \mathcal{M}} [\bar{P}(D_i, Q) - \min_{D \in \mathcal{X}} \bar{P}(D, Q)],$$

которая характеризует наибольшие потери от применения фиксированного алгоритма D_i по сравнению с оптимальным для конкретной стратегии Q алгоритмом, обеспечивающим $\min_{D \in \mathcal{X}} \bar{P}(D, Q)$. Оптимальным в смысле минимакса потерь назовем алгоритм D , для которого $C(D') \leq C(D)$ для любого $D' \in \mathcal{X}$.

Применение именно этого алгоритма мы считаем наиболее обоснованным в описанной выше ситуации. В [4] показано, что по матрице $\{c_{ij}\}$, $i, j = 1, \dots, k$, можно достаточно просто определить величины $C(D_i)$ и, следовательно, определить алгоритм, оптимальный в смысле минимакса потерь. Таким образом, мы обосновали необходимость определения величин c_{ij} . Можно было бы сразу постулировать, что сравнительный анализ алгоритмов $\{D_1, \dots, D_k\}$ относительно класса стратегий $\mathcal{M} = \{Q\}$ осуществляется с помощью набора c_{ij} .

Теперь рассмотрим вопрос о нахождении величин c_{ij} . Аналитически вычислить величины $P_0(i/j; D, Q)$, входящие в выражение (1) для $\bar{P}(D, Q)$, удается в редких ситуациях. Из классических результатов в этой связи упомянем о вычислении вероятности ошибки в условиях белого гауссовского шума для алгоритма распознавания, основанного на принципе максимального правдоподобия. А нахождение величин c_{ij} аналитическими методами - задача более сложная. Поэтому для конкретных практических ситуаций рассчитывать на получение точного аналитического ре-

шения не приходится. Предлагается использовать имитационное моделирование.

Программная реализация моделей, описывающих полезный сигнал, искажения и помехи, позволяет путем варьирования параметров определить любую стратегию природы Q . С помощью имитационного эксперимента порождается реализация S , к которой применяется алгоритм D , также программно реализованный. Далее ведется подсчет частот $P_0(i/j; D, Q)$ и соответствующих значений $\bar{P}(D, Q)$ по реализациям. Для того чтобы оценить величину c_{ij} , экспериментатор, опираясь на теоретические значения, практический опыт, интуицию, стремится выбрать такую стратегию Q из \mathcal{M} , чтобы D_j как можно больше выигрывал у D_1 . В этом целенаправленном поиске стратегий природы, наиболее выигрышных для каждого из элементов пары D_1, D_j , заключен основной практический смысл предложенного подхода.

6. Анализ результатов имитационного эксперимента

Описанный выше подход к сравнению алгоритмов распознавания сигналов был применен для анализа двух алгоритмов D_1 и D_2 , определяемых выражениями (8) и (9) соответственно. Множество стратегий природы описано в п.3. Параметр A_c полагался равным 1, так как этого всегда можно добиться изменением масштаба, которое не влияет на вероятность ошибки. Значения других параметров, использовавшихся в эксперименте: $F' = 5$, $N = 110$, $\Delta = 1/110$, т.е. анализировались фрагменты сигнала длительностью 1 с при частоте дискретизации 110 Гц. Подчеркнем, что F', N, Δ считаются известными при решении задачи распознавания. Для других значений этих параметров эксперимент нужно повторять заново.

В процессе эксперимента генерировались сигналы, соответствующие образам 1 и 2, по 250 реализаций на образ. В приводимых

ниже таблицах, описывающих результаты эксперимента, указаны параметры, задающие стратегию природы. Те параметры, которые не включены в таблицу, считаются равными нулю. Каждая строка любой таблицы описывает один эксперимент. Пробелы в таблицах соответствуют ситуациям, когда эксперименты не проводились ввиду предсказуемости результата в том смысле, что эксперимент заведомо не мог бы повлиять на изменение достигнутых значений c_{ij} .

Анализ табл.1 показывает, что при гауссовском белом шуме с $\sigma^2 = 8,2$ (эксперимент 2) существенное преимущество имеет алгоритм D_1 . Наибольшие потери для этой серии экспериментов составляют $c_{21} = 2,4$ и $c_{12} = 0$.

В табл. 2 представлены результаты эксперимента для стратегий природы, описываемых гауссовским шумом и сосредоточенной помехой. Отметим, что появление сосредоточенной помехи может существенно ухудшить результаты работы алгоритма D_2 , алгоритм же D_1 значительно более устойчив к этому типу помех. В эксперименте 2 значение c_{21} близко к 0,5 - наибольшему возможному значению. В то же время нам не удалось в этом классе помех предложить такую стратегию Q , чтобы на ней D_2 выигрывал у D_1 .

В табл. 3 рассматриваются стратегии природы, которые описывают ошибку синхронизации. Результаты экспериментов показывают, что ошибка синхронизации ухудшает надежность распознавания обоих алгоритмов, но нам и здесь не удалось построить стратегию природы, при которой алгоритм D_2 выигрывал бы у D_1 . Таким образом, относительно стратегий природы, описываемых гауссовским шумом, сосредоточенной помехой и ошибкой синхронизации, можно выдвинуть гипотезу, что $\bar{P}(D_1, Q) \leq \bar{P}(D_2, Q)$, причем существуют такие стратегии природы в этом классе, что $\bar{P}(D_1, Q) = \bar{P}(D_2, Q)$ близко к 0,5.

Т а б л и ц а 1

Результаты экспериментов
по распознаванию частотно манипулированных сигналов
при наличии гауссовского шума

σ^2	$P_o(\frac{2}{1}; D_1)$	$P_o(\frac{1}{2}; D_1)$	$\bar{P}(D_1)$	$P_o(\frac{2}{1}; D_2)$	$P_o(\frac{1}{2}; D_2)$	$\bar{P}(D_2)$
19.2	0.124	0.120	0.122	-	-	-
8.2	0.032	0.024	0.028	0.244	0.296	0.270
2.5	-	-	-	0.028	0.040	0.034

Т а б л и ц а 2

Результаты экспериментов
по распознаванию частотно манипулированных сигналов
при наличии гауссовского шума и сосредоточенных помех

σ^2	f_p	A_p	$P_o(\frac{2}{1}; D_1)$	$P_o(\frac{1}{2}; D_1)$	$\bar{P}(D_1)$	$P_o(\frac{2}{1}; D_2)$	$P_o(\frac{1}{2}; D_2)$	$\bar{P}(D_2)$
8.2	2.	1.	0.032	0.024	0.028	-	-	-
8.2	2.	10.	0.032	0.024	0.028	1.000	0.000	0.500
8.2	2.5	10.	0.036	0.028	0.032	-	-	-
8.2	2.5	25.	0.044	0.044	0.044	-	-	-
8.2	2.5	50.	0.120	0.172	0.146	-	-	-
8.2	-2.	10.	0.032	0.024	0.028	-	-	-
8.2	-2.5	25.	0.044	0.044	0.044	-	-	-
2.2	2.	1.	-	-	-	0.276	0.000	0.138
2.2	-2	1.	-	-	-	0.004	0.328	0.166

Т а б л и ц а 3

Результаты экспериментов
по распознаванию частотно манипулированных сигналов
при наличии гауссовского шума и ошибок синхронизации

σ^2	N'	$P_o(\frac{2}{1}; D_1)$	$P_o(\frac{1}{2}; D_1)$	$\bar{P}(D_1)$	$P_o(\frac{2}{1}; D_2)$	$P_o(\frac{1}{2}; D_2)$	$\bar{P}(D_2)$
8.2	90	0.064	0.056	0.060	0.312	0.320	0.316
8.2	70	0.332	0.276	0.304	0.388	0.496	0.442

Т а б л и ц а 4

Результаты экспериментов
по распознаванию частотно манипулированных сигналов
при наличии гауссовского шума и погрешностей в задании частоты

σ^2	λ	$P_0(\frac{2}{1}; D_1)$	$P_0(\frac{1}{2}; D_1)$	$\bar{P}(D_1)$	$P_0(\frac{2}{1}; D_2)$	$P_0(\frac{1}{2}; D_2)$	$\bar{P}(D_2)$
8.2	-0.5	0.160	0.120	0.140	-	-	-
8.2	0.5	0.148	0.148	0.148	-	-	-
8.2	-1.	0.476	0.524	0.500	0.280	0.252	0.266
2.5	-1.	0.476	0.524	0.500	0.039	0.024	0.032

Расширение класса стратегий природы путем добавления по-
мех, связанных с искажением частоты λ (см. табл. 4), позво-
ляет указать стратегию Q , на которой алгоритм D_2 выигры-
вает у D_1 . В эксперименте 4 значение C_{12} близко к 0.5,
т.е. достигнутые максимально возможные потери, связанные с от-
казом от использования алгоритма D_2 , близки к предельным.

Л и т е р а т у р а

1. БЛЕКУЭЛ Д., ГИРШИК Н.А. Теория игр и статистических решений: - М.: Изд. ИЛ, 1958. - 374 с.
2. БЫКОВ В.В. Цифровое моделирование в статистической радиотехнике: -М.: Сов. радио, 1971. - 328 с.
3. ЛЕВИН Б.Р. Теоретические основы статистической радио-
техники. -М.: Сов. радио, 1974. - 552 с.
4. МАНОХИН А.Н., ПЛОТНИКОВА В.Е. Игровая имитационная мо-
дель сравнения алгоритмов обучения //Машинные методы обнаруже-
ния закономерностей. - Новосибирск, 1981. -Вып. 88: Вычисли-
тельные системы. -С. 85-94.
5. СОСНОВСКИЙ Н.С. Некоторые вопросы построения демодуля-
торов радиотелеграфной связи с использованием методов цифровой
обработки сигналов //Техника радиосвязи. - 1982. Вып. 10(30):
Техника средств связи. - С. 29-36.
6. ФИНК Л.М. Теория передачи дискретных сообщений: - М.:
Сов. радио, 1970. - 728 с.

Поступила в ред.-изд.отд.

28 ноября 1989 года