

7. Nokia Ozo Professional VR Camera [Электронный ресурс] // Официальный сайт продукта OZO E.: URL: [https://ozo.nokia.com/ozo\\_en/ozo-professional-vr-camera/](https://ozo.nokia.com/ozo_en/ozo-professional-vr-camera/) (Дата обращения 06.03.17)
8. Samsung Gear 360 камера панорамной съемки [Электронный ресурс] // Официальный сайт компании Samsung E.: URL: [https://www.samsung.com/\\_Gear\\_360](https://www.samsung.com/_Gear_360) (Дата обращения 05.03.17)
9. Lytro Immerge [Электронный ресурс] // Lytro: Professional Light Field solutions E.: URL: <https://www.lytro.com/immerge> (Дата обращения 15.11.16)
10. Facebook Surround Camera [Электронный ресурс] // Официальный сайт продукта Facebook Surround E.: URL: <https://facebook360.fb.com/facebook-surround-360> (Дата обращения 04.03.17)
11. Дополненная реальность [Электронный ресурс] // Geektimes Публикации E.: URL: [https://geektimes.ru/hub/augmented\\_reality/](https://geektimes.ru/hub/augmented_reality/) (Дата обращения 15.03.17)
12. Системы дополненной реальности [Электронный ресурс] // Футурософия: каким будет будущее E.: <http://futuresophy.com/technology/dopolnennaya-realnost/> (Дата обращения 15.03.17)

## **ОБ АНАЛИЗЕ СОБСТВЕННЫХ ЧИСЕЛ СУБИНТЕРВАЛЬНЫХ МАТРИЦ КОСИНУСНОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ**

**Болгова Е.В.**

г. Белгород, ФГАОУ ВО Белгородский государственный национальный  
исследовательский университет,

05.13.01 – «Системный анализ, управление и обработка информации (по отраслям)»

**Павлова О.В.**

г. Белгород, ФГБОУ ВО Белгородский государственный аграрный университет имени  
В.Я. Горина

**Аннотация.** В статье приведено оценивание количества близких к единице собственных чисел соответствующих субполосных и субинтервальных матриц. Проведенные вычислительные эксперименты показывают, что с точки зрения количества собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\varepsilon$ -приближения, для субполосного скрытного внедрения данных в изображения для обеспечения большего объема внедряемой информации предпочтительнее использовать субинтервальные матрицы.

В настоящее время одним из перспективных направлений развития цифровой обработки изображений является цифровая стеганография. Стеганографическое (скрытное) внедрение контрольной, идентифицирующей информации в изображения зачастую используется для контроля за распространением и использованием визуального контента (статических изображений, видеоданных) [1, 2].

Наряду с распространенными известными методами стеганографии в цифровых изображениях [1-3] одним из перспективных направлений является скрытное внедрение контрольной информации на основе субполосных преобразований [4-8], в основе которых лежат различные унитарные преобразования: преобразование Фурье, косинусное и синусное преобразования, преобразования Хартли, Уолша-Адамара, Хаара и др. [9, 10].

Рассмотрим одни из наиболее распространенных унитарных преобразований – преобразование Фурье [9-11] и косинусное преобразование [12-14].

В работе [15] описан математический аппарат субполосных матриц преобразования Фурье и субинтервальных матриц косинусного преобразования, которые используют для субинтервального анализа изображений.

В методах субполосного скрытного внедрения контрольной информации в изображения [3] используются собственные векторы, соответствующие близким к единице собственным числам субполосных матриц. Количество используемых при внедрении собственных векторов определяет объем внедряемой информации.

Поэтому, представляет интерес сравнение приведенных выше субполосного и субинтервального преобразований с позиций оценивания количества близких к единице собственных чисел соответствующих субполосных и субинтервальных матриц.

Для изображения размерности  $64 \times 64$  пикселей ( $N = 64$ ) были проведены вычислительные эксперименты. Определены отдельные значения собственных чисел субполосных и субинтервальных матриц, соответствующих различным ППЧ при разбиении области каждой их пространственных частот на 4, 8, 16 и 32 равновеликих подобласти ( $R_1 = \{4, 8, 16\}$ ).

Значения собственных чисел субполосных  $A_r$  и субинтервальных  $G_r$  матриц,  $r_1 = 1, 2, 3, 4$ , соответствующих различным ППЧ при разбиении области пространственных частот на  $4 \times 4$  равновеликих подобласти, показали, что в соответствующих подобластях пространственных частот субинтервальные матрицы имеют большее количество собственных чисел близких к единице по сравнению с субполосными

матрицами. Также значения собственных чисел субинтервальных матриц быстрее убывают до близкого к нулю значения.

Значения собственных чисел субполосных  $A_{r_1}$  и субинтервальных  $G_{r_1}$  матриц,  $r_1 = 1, 2, \dots, 8$ , соответствующих различным ППЧ при разбиении области пространственных частот на  $8 \times 8$  равновеликих подобластей, показали, что в соответствующих подобластях пространственных частот субинтервальные матрицы имеют большее количество собственных чисел близких к единице по сравнению с субполосными матрицами.

Значения собственных чисел субполосных  $A_{r_1}$  и субинтервальных  $G_{r_1}$  матриц,  $r_1 = 1, 2, \dots, 16$ , также как и в предыдущих вычислительных экспериментах, показали, что в соответствующих подобластях пространственных частот субинтервальные матрицы имеют большее количество собственных чисел близких к единице по сравнению с субполосными матрицами. При этом количество близких к единице собственных чисел анализируемых матриц уменьшается с увеличением количества подобластей, на которые разбивается область пространственных частот. В тоже время количество близких к нулю собственных чисел возрастает с ростом количества подобластей.

Для изображений размерности  $64 \times 64$ ,  $128 \times 128$ ,  $256 \times 256$  и  $512 \times 512$  пикселей приведены значения количества собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\varepsilon$ -приближения:

$$\lambda_k > 1 - \varepsilon, \quad k \in \{1, 2, \dots, N\}, \quad (1)$$

для различных разбиений области пространственных частот на равновеликие подобласти:  $R_1 = \{4, 8, 16, 32\}$ .

В таблице 1 приведены значения минимального и максимального количества собственных чисел близких к единице в смысле (1) среди всех подобластей при заданном разбиении на подобласти.

Таблица 1 – Количество собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\varepsilon$ -приближения ( $N=64$  и  $N=128$ )

$R_1$	$\varepsilon$	Минимальное количество близких к 1 собственных чисел				Максимальное количество близких к 1 собственных чисел			
		Субполосные матрицы		Субинтервальные матрицы		Субполосные матрицы		Субинтервальные матрицы	
		$N=64$	$N=128$	$N=64$	$N=128$	$N=64$	$N=128$	$N=64$	$N=128$
4	$10^{-2}$	12	26	12	28	12	28	14	30
	$10^{-3}$	10	24	12	28	12	28	14	30
	$10^{-4}$	8	22	10	26	10	26	14	28
	$10^{-5}$	6	20	10	24	10	26	12	28
	$10^{-6}$	4	18	8	24	8	24	12	28
	$10^{-7}$	4	18	8	22	8	22	12	26
8	$10^{-2}$	4	12	6	12	6	12	6	14
	$10^{-3}$	2	10	4	12	4	12	6	14
	$10^{-4}$	2	8	4	10	4	10	6	14
	$10^{-5}$	0	6	2	10	2	10	4	12
	$10^{-6}$	0	4	2	8	2	8	4	12
	$10^{-7}$	0	4	2	8	2	8	4	12
16	$10^{-2}$	0	4	2	6	2	6	2	6
	$10^{-3}$	0	2	0	4	0	4	2	6
	$10^{-4}$	0	2	0	4	0	4	2	6
	$10^{-5}$	0	0	0	2	0	2	2	4
	$10^{-6}$	0	0	0	2	0	2	0	4
	$10^{-7}$	0	0	0	2	0	2	0	4
32	$10^{-2}$	0	0	0	2	0	2	0	2
	$10^{-3}$	0	0	0	0	0	0	0	2
	$10^{-4}$	0	0	0	0	0	0	0	2
	$10^{-5}$	0	0	0	0	0	0	0	2
	$10^{-6}$	0	0	0	0	0	0	0	0
	$10^{-7}$	0	0	0	0	0	0	0	0

Приведенные в таблице 1 данные показывают, что минимальное и максимальное количество собственных чисел как субполосных, так и субинтервальных матриц, близких к 1 в смысле  $\varepsilon$ -приближения (1), при значении  $\varepsilon$  порядка  $10^{-2}$ - $10^{-3}$  различаются незначительно – на 2 собственных числа, а при значениях  $\varepsilon$  порядка  $10^{-4}$ - $10^{-7}$  анализируемые величины различаются на 4 собственных числа.

Аналогичный вычислительный эксперимент был проведен для  $N=256$  и  $N=512$ . Вычислительный эксперимент показал, что минимальное и максимальное количество собственных чисел как субполосных, так и субинтервальных матриц, близких к 1 в смысле  $\varepsilon$ -приближения (1), при значении  $\varepsilon$  порядка  $10^{-2}$

различаются незначительно – на 2 собственных числа, а при значениях  $\epsilon$  порядка  $10^{-3}$ - $10^{-7}$  анализируемые величины различаются на 6-8 собственных чисел.

Данные таблицы 1 и аналогичного вычислительного эксперимента для более детального анализа представлены на рисунках 1 и 2 в виде графиков зависимостей количества близких к 1 в смысле  $\epsilon$ -приближения собственных чисел субполосных и субинтервальных матриц от величины  $\epsilon$ .

На рис. 1 представлена зависимость от величины  $\epsilon$  минимального количества собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\epsilon$ -приближения, субполосных и субинтервальных матриц.

На графиках, приведенных на рисунке 1, наглядно видно, что различие в величине минимального количества собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\epsilon$ -приближения, увеличивается с ростом значения  $\epsilon$ . При этом для субинтервальных матриц соответствующее количество собственных чисел субинтервальных матриц превышает соответствующее количество собственных чисел субполосных матриц.

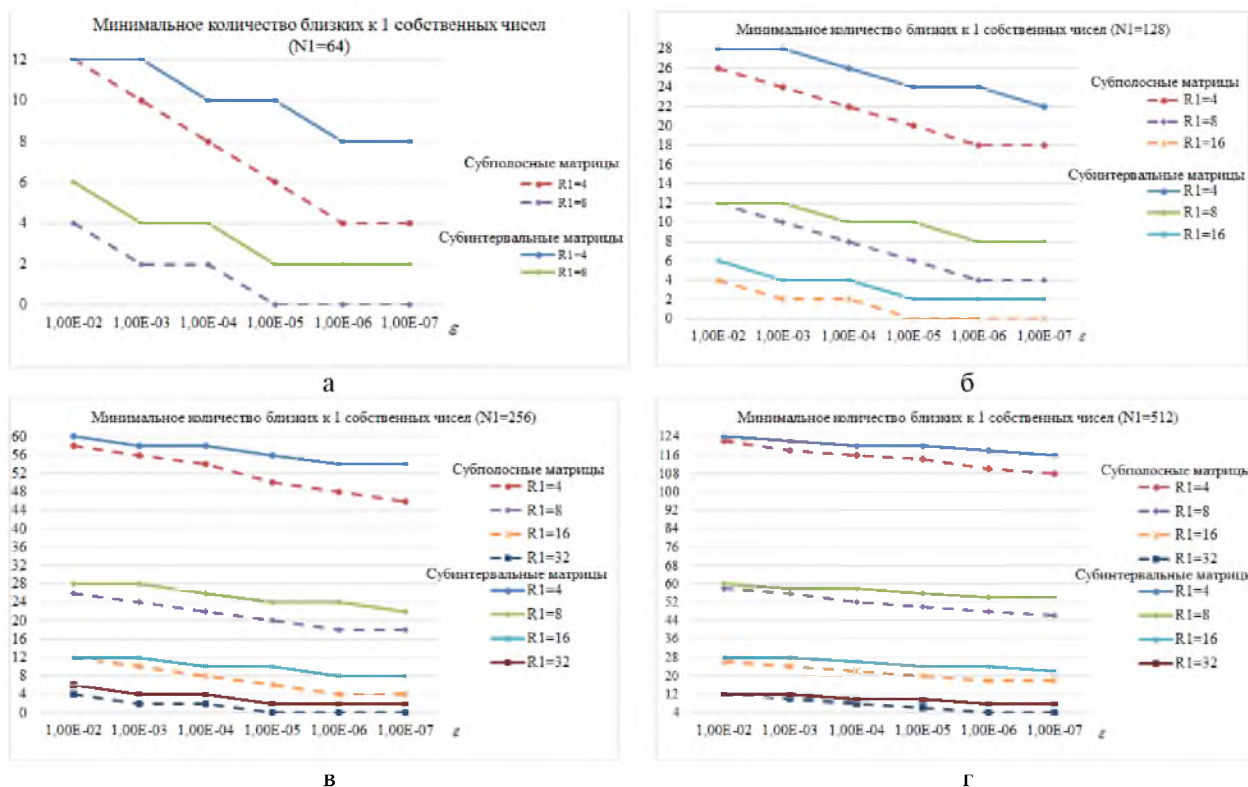
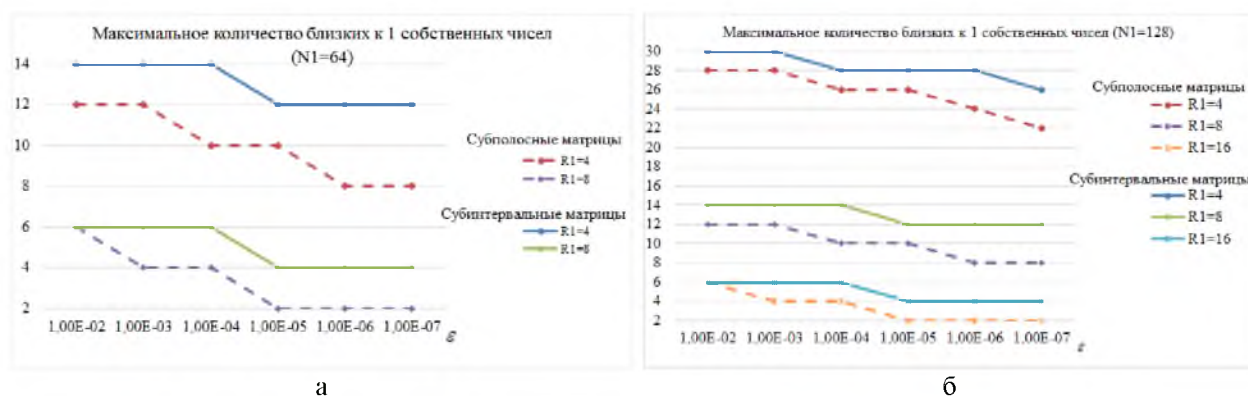


Рис. 1. Зависимость минимального количества собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\epsilon$ -приближения, субполосных и субинтервальных матриц от величины  $\epsilon$ : а)  $N=64$ , б)  $N=128$ , в)  $N=256$ , г)  $N=512$

На рис. 2 представлена зависимость от величины  $\epsilon$  максимального количества собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\epsilon$ -приближения, субполосных и субинтервальных матриц.



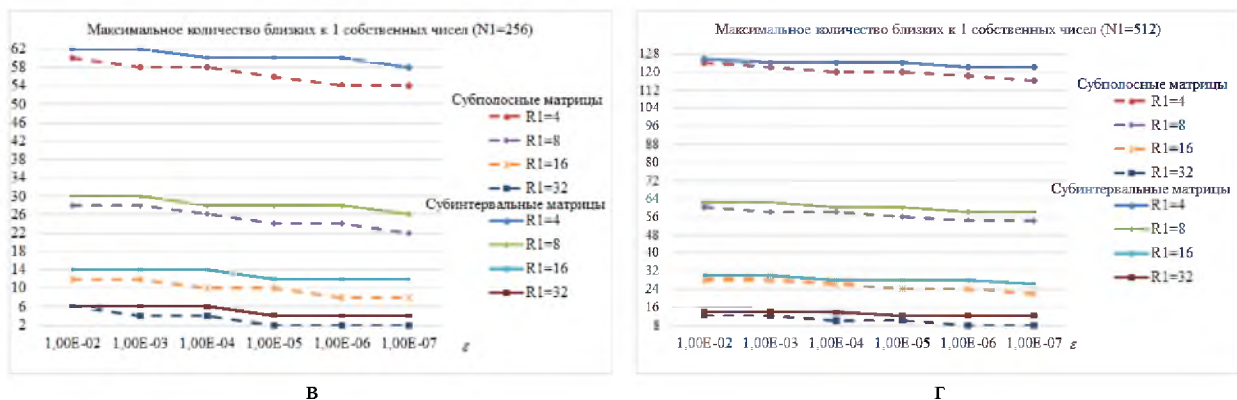


Рис. 2. Зависимость максимального количества собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\epsilon$ -приближения, субполосных и субинтервальных матриц от величины  $\epsilon$ : а)  $N=64$ , б)  $N=128$ , в)  $N=256$ , г)  $N=512$

На графиках, приведенных на рисунке 2, видно, что различие в величине максимального количества собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\epsilon$ -приближения, увеличивается с ростом значения  $\epsilon$ . При этом также как и в случае определения минимального количества собственных чисел для субинтервальных матриц соответствующее количество собственных чисел субинтервальных матриц превышает соответствующее количество собственных чисел субполосных матриц.

Таким образом, проведенные вычислительные эксперименты показывают, что с точки зрения количества собственных чисел, близких к 1 в смысле  $\epsilon$ -приближения, для субполосного скрытого внедрения данных в изображения предпочтительнее применять субинтервальные матрицы, что обеспечивает больший объем внедряемой информации.

*Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 15-07-01570-а.*

#### Список использованных источников

1. Грибунин, В.Г. Цифровая стеганография / В.Г. Грибунин, И.Н. Оков, И.В. Туринцев. – М.: СОЛОН-ПРЕСС, 2009. – 265 с.
2. Коначович, Г.Ф. Компьютерная стеганография. Теория и практика / Г.Ф. Коначович, А.Ю. Пузыренко. – К.: «МК-Пресс», 2006. – 288 с.
3. Черноморец А.А., Болгова Е.В. О погрешности стеговнедрений в изображение на основе метода относительной замены коэффициентов ДКП. – Информационные системы и технологии. – № 6 (74). – 2012. – С. 125-131.
4. Жиликов Е.Г., Черноморец А.А. Субполосный метод скрытого внедрения информации в изображении. – Научные ведомости БелГУ. Сер. История. Политология. Экономика. Информатика. – 2012. – № 13 (132). – Вып. 23/1. – С. 216-221.
5. Жиликов Е.Г., Черноморец А.А., Болгова Е.В., Гахова Н.Н. О субполосном внедрении информации в подобласти пространственных частот изображения-контейнера // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2014. – № 9. – С. 85-87.
6. Жиликов, Е.Г. Об устойчивости субполосного стеговнедрения изображений к сжатию данных на основе алгоритма JPEG / Е.Г. Жиликов, А.А. Черноморец // Вопросы радиоэлектроники, Сер. ЭВТ. – Вып. 1. – 2013. – С. 115-126.
7. Жиликов Е.Г., Черноморец А.А., Болгова Е.В., Голощапова В.А. О субполосном внедрении в цветные изображения // Научные ведомости БелГУ. Сер. Экономика. Информатика. – 2015. – № 1 (198). – Вып. 33/1. – С. 158-162.
8. Жиликов Е.Г., Черноморец А.А., Болгова Е.В., Голощапова В.А. Оценка эффективности субполосного внедрения данных в изображение // Научные ведомости БелГУ. Сер. История. Политология. Экономика. Информатика. – 2014. – № 8 (179). – Вып. 30/1. – С. 200-206.
9. Черноморец А.А., Болгова Е.В., Черноморец Д.А. Обобщенный субполосный анализ на основе унитарных преобразований // Научные ведомости БелГУ. Сер. Экономика. Информатика. – 2015. – № 7(204). – Вып. 34/1. – С. 97-104.
10. Черноморец А.А., Болгова Е.В. Об обобщенных субполосных матрицах при анализе сигналов на основе унитарных преобразований // Актуальные вопросы развития инновационной деятельности в новом тысячелетии, Международный независимый институт математики и систем (МиС). – 7(18). – 2015. – С. 28-32.
11. Черноморец А.А., Болгова Е.В., Петина М.А. Об использовании унитарных преобразований для субполосного анализа сигналов и изображений / Новая наука: стратегия и вектор развития: сборник статей Международной научно-практической конференции (19 июня 2015 г., г. Стерлитамак). – Стерлитамак: РИЦ АМИ, 2015. – С. 80-83.

12. Черноморец А.А., Болгова Е.В. Об анализе данных на основе косинусного преобразования // Научные ведомости БелГУ. Сер. Экономика. Информатика. – 2015. – № 1(198). – Вып. 33/1. – С. 68-73.
13. Черноморец А.А., Болгова Е.В. Об интегральных оценках косинусного преобразования Фурье / Общество, наука и инновации: сборник статей Международной научно-практической конференции (04 апреля 2015 г., г. Стерлитамак). – Стерлитамак: РИЦ АМИ, 2015. – С. 45-48.
14. Черноморец А.А., Болгова Е.В., Коваленко А.Н. Об оценках косинусного преобразования / Теоретические и практические вопросы науки XXI века: сборник статей Международной научно-практической конференции (18 июня 2015 г., г. Уфа). – Уфа: РИО МЦИИ ОМЕГА САЙНС, 2015. – С. 38-42.
15. Болгова Е.В. О собственных числах субинтервальных матриц косинусного преобразования // Научные ведомости БелГУ. Сер. Экономика. Информатика. – 2017. – № 2(251). – Вып. 41. С. 92-101.

## **О МОДЕЛИРОВАНИИ ПРОЦЕССА ОБНАРУЖЕНИЯ ПЕРЕДАЮЩИХ УСТРОЙСТВ**

**Дружкова И.В.**

г. Белгород, ФГАОУ ВО «Белгородский государственный национальный исследовательский университет»,  
10.05.04 – «Информационно-аналитические системы безопасности»

**Аннотация.** В данной статье обсуждается проблема поиска несанкционированных передающих устройств, излучающих сигнал периодически, что позволяет выработать рекомендации по увеличению вероятности и снижению времени поиска передающих устройств.

Проблема поиска несанкционированных радиопередающих и радиозакладных устройств (закладок) являются актуальной на данный момент ввиду неуклонного возрастания роли информационной безопасности в государственной и обычной сферах деятельности. Эти устройства перед подслушиванием скрытно размещаются в помещении злоумышленниками и создают серьезные угрозы безопасности речевой и иной защищаемой информации в местах с ограниченным доступом.

Современные закладки конструктивно отличаются друг от друга, но могут использовать следующие общие методы сокрытия канала передачи данных:

- метод накопления данных с последующей их передачей в течение заданного промежутка времени;
- метод накопления информации с последующей многократной передачей через определенные интервалы времени или после получения внешней команды;
- передача с возможной перестройкой частоты канала;
- использование шумоподобных сигналов, когда энергия сигнала не имеет выраженного превышения над шумами;
- выбор диапазона частот излучения сигнала рядом с сильным источником легитимных сигналов, которые перегружают прием поиска сканирующего устройства при недостаточном диапазоне сканирования;
- использование легальных каналов связи (Bluetooth, Wi-Fi, GSM и др.) для передачи перехваченной информации, выявить закладку в данном случае без применения специальных средств анализа цифровых пакетов в реальном масштабе времени, невозможно, потому что сигналы устройств, работающих в легальных каналах передачи данных, выглядят одинаково независимо от того, излучает их радиозакладка или вполне «мирное» устройство.

Какие бы сложные алгоритмы сокрытия канала передачи данных не использовали закладки, они все равно могут обнаружить себя определенной периодичностью передачи данных или использованием ограниченного диапазона частот. Данные признаки обнаруживаются оператором при временном анализе частотного спектра. При поиске источников излучения такого типа не стоит полагаться на их мгновенное обнаружение. Чтобы найти закладку необходим радиомониторинг в течение длительного времени: до суток или более с последующим анализом всех найденных сигналов в представлении спектрограммы [Хорев, 1998]. Исходя из этого и предъявляются требования к алгоритмам, которые должны быть реализованы в программном обеспечении комплекса.

Современные сканирующие приемники (СП) широко используются для решения задач радиоразведки и радиоконтроля, а также поиска несанкционированных средств перехвата информации, использующих для передачи информации радиоканал.

Одними из основных характеристик сканирующего приемника являются диапазон частот сканирования и скорость сканирования.

Можно использовать несколько режимов сканирования:

1. При обнаружении сигнала (превышении его уровня установленного порога) сканирование прекращается и возобновляется при нажатии оператором функциональной клавиши.