

**ТЕМА**  
**«АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ**  
**РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ЦЕЛЕЙ ПО**  
**ДАЛЬНОСТНОМУ ПОРТРЕТУ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ**  
**АППАРАТА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЦЕЛЯХ**  
**МОНИТОРИНГА**  
**ВОЗДУШНОГО ПРОСТРАНСТВА»**

Научный руководитель:  
*Владимир Иванович Веремьев.*  
Аспирант:  
*Ле Дай Фонг*

**СТРУКТУРА ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ**

<b>ГЛАВА 1</b>	Применение нейронных сетей в обработке радиолокационных информационных данных
<b>ГЛАВА 2</b>	Радиолокационные цели и их признаки, используемые для распознавания
<b>ГЛАВА 3</b>	Алгоритмы распознавания цели
<b>ГЛАВА 4</b>	Принципы построения и структуры нейрокомпьютерных алгоритмов распознавания
<b>ГЛАВА 5</b>	Разработка модели и оценка результатов моделирования

**АКТУАЛЬНОСТЬ РАБОТЫ.** Вопросы радиолокационного распознавания привлекают внимание исследователей все в большей степени. Наряду с традиционными задачами, радиолокационные системы конца XX и начала XXI века должны решать, по-видимому, задачи распознавания. Среди методов распознавания все большую роль играют методы с различными вариантами высокого разрешения

**ЦЕЛЬ РАБОТЫ.** Анализ и оценка существующих алгоритмов распознавания, из этого разработка новых алгоритмов распознавания – нейрокомпьютерных алгоритмов.

## **ПОЛОЖЕНИЯ, ВЫНОСИМЫЕ НА ЗАЩИТУ**

1. Анализ и выбор радиолокационных признаков при решении задачи распознавания радиолокационных целей.
2. Сравнительный анализ существующих алгоритмов распознавания в РЛС.
3. Разработка новых алгоритмов распознавания с использованием нейронных сетей.
4. Анализ и оценка результатов распознавания путем моделирования.

## **ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Предварительная обработка радиолокационных сигналов

1. Сопровождение групповых целей
2. Распознавание элементов подстилающей поверхности
3. Классификация сигналов РЛС в системах управления и контроля движением воздушного транспорта
4. Распознавание радиолокационных целей

## **ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ**

– Множество объектов

$$\{b_1, \dots, b_N\}$$

– Алфавит распознавания

$$\{A_1, \dots, A_M\}$$

– Пространство признаков

$$\{x_1, \dots, x_n\}$$

– Классы априорно описаны на языке признаков

$$A_i = F_i(x_1, \dots, x_n), \quad i = \overline{1, M}$$

# РАДИОЛОКАЦИОННЫЕ ПРИЗНАКИ РАСПОЗНАВАНИЯ ВОЗДУШНЫХ ЦЕЛЕЙ

## 1. Траекторные параметры и траекторные признаки распознавания воздушных целей

Траекторные признаки – это параметры траекторий целей, характеризующие её тактико-технические характеристики. Для воздушных целей такими параметрами являются: скорость, дальность, высота полета, направление полета.

Области возможных значений высот  $H$  и скоростей

$v$  воздушных целей различных классов (1 – самолеты больших размеров; 2 – самолеты средних размеров; 3 – ракеты (3' – авиационно-управляемые ракеты); 4 – вертолеты) приведены на рис. 2.3 [3].

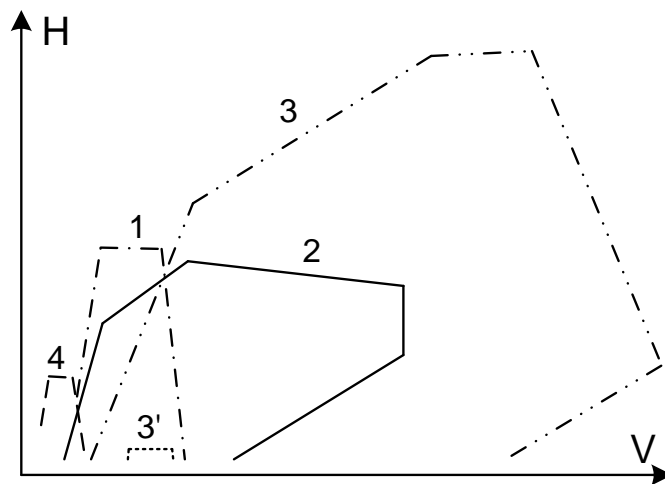


Рис. 2.3. Траекторные области воздушных целей.

## 2. Сигнальные признаки распознавания при зондировании узкополосным сигналом

- Эффективная площадь рассеяния цели  $\sigma_{\text{ц}} [\text{м}^2]$  (энергетический признак);
- Спектр сигналов, отражённых от вращающихся лопаток компрессора турбореактивного двигателя или от винта турбовинтового двигателя (модуляционные признаки);
- Поляризационные признаки.

Сигнальные признаки формируются при использовании частотно-временных параметров отражённых от цели сигналов. Различают сигнальные признаки при зондировании узкополосным сигналом и сигнальные признаки при зондировании широкополосным сигналом.

### 3. Радиолокационные дальностные портреты

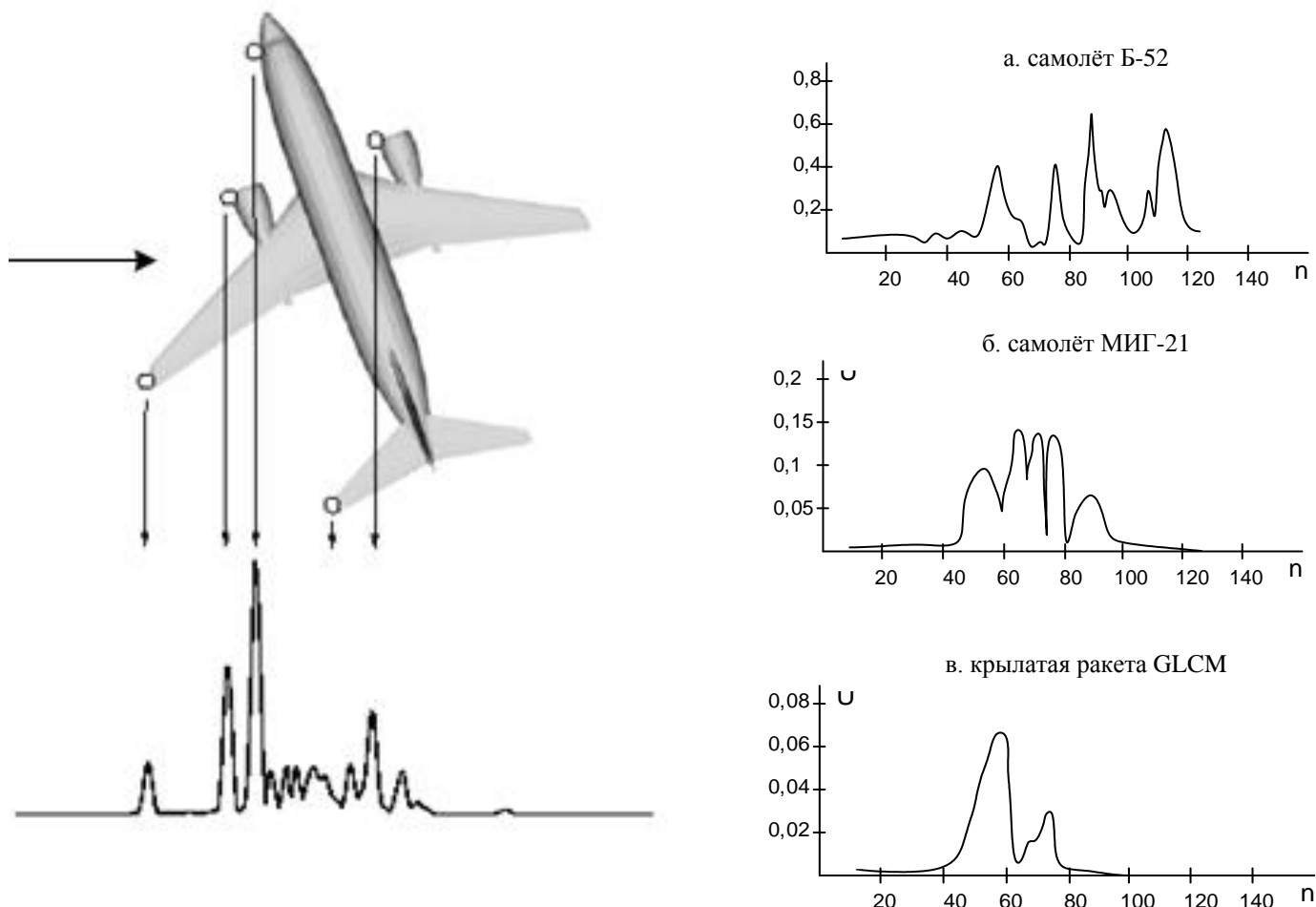
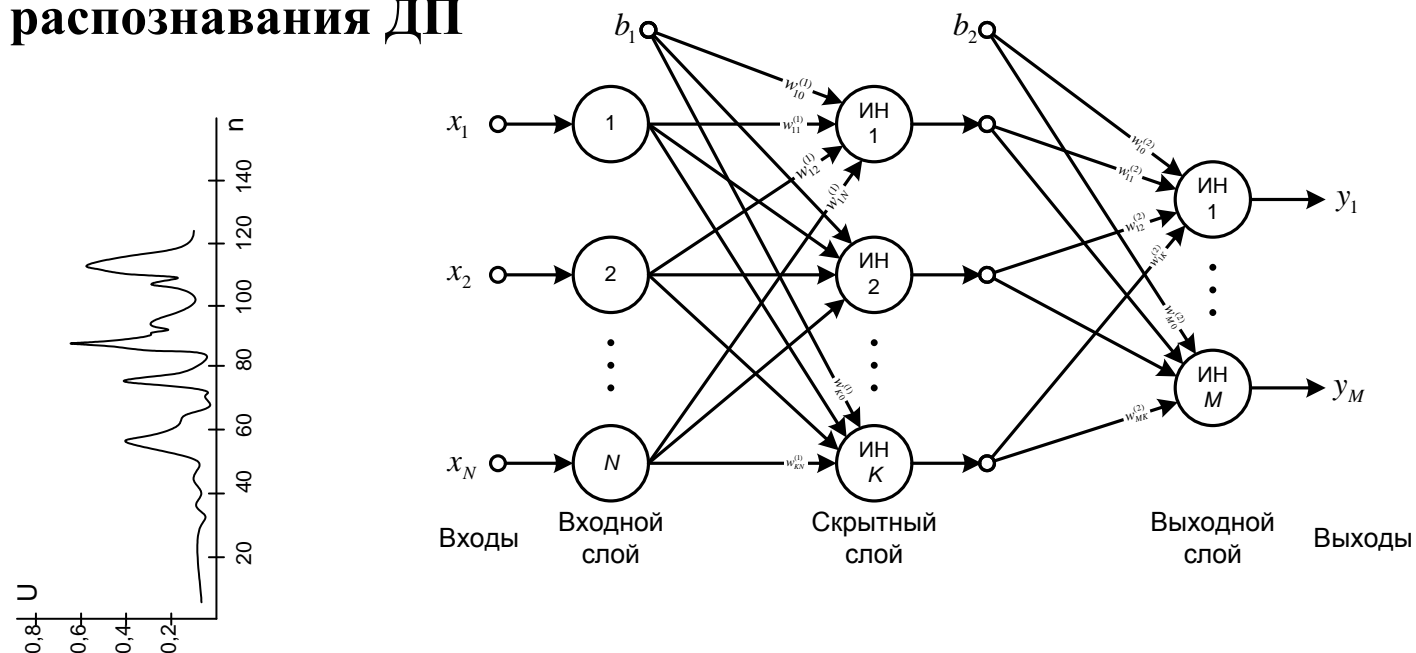


Рис 2.11. Примеры ДП, полученных при зондировании широкополосным сигналом.

### 4. Дальностный портрет и нейронная сеть для распознавания ДП



# **АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ЦЕЛЕЙ**

## **1. Байесовские одноэтапные**

Байесовский алгоритм, по крайней мере в теоретическом плане, позволяет получить оптимальное статическое решение задач распознавания по сигнальным признакам, используя параметрические методы обработки принимаемых сигналов.

К сожалению, он практически неприменим при решении большинства задач РРЦ. Главная причина – это трудности в задании закона распределения вероятностей (ЗРВ). Особенно сложна аналитическая аппроксимация многомерных функций, которые, как правило, многомодальны, их параметры могут существенно изменяться при вариации условий наблюдения целей.

## **2. Непараметрические алгоритмы**

Непараметрические алгоритмы синтезируются эвристически без явного принятия предположений о конкретных статистических распределениях.

Эти алгоритмы можно реализовать при недостаточных априорных сведениях об объектах локации, однако их эффективность обычно далека от потенциально достижимой. Кроме того, некоторые из них довольно сложны в реализации, что ставит под сомнение возможность их применение при распознавании.

## **3. Многоэтапные алгоритмы**

Эти алгоритмы допускают отказ от принятия окончательного решения на первых этапах процедуры распознавания до дополнительного набора признаков.

## **4. Нейрокомпьютерные алгоритмы**

Нейрокомпьютерные алгоритмы отличаются своей заранее заданной универсальной структурой с большим числом неизвестных параметров, уточняемых в процессе адаптации (обучения). Возрастание вычислительных затрат как издержку универсализации компенсируют ростом производительности вычислительных средств.

# **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДАЛЬНОСТНЫХ ПОРТРЕТОВ КАК ВЕКТОРОВ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ**

## **1. Представление признаков как векторов**

- Требования идеальных векторов признака при распознавании
- устойчивость и надежность в присутствии шумов;
  - изменение незначительно при движении цели;
  - способность правильного распознавания цели при неполной информации
  - аппаратно-программная реализация не слишком сложна.

Исходя из этих требований, очевидно, что ЭПР цели не может использоваться в качестве вектора признака, поскольку ЭПР сильно зависит от частоты и от ракурса цели.

ДП представляет собой рассеянное распределение цели по радиальному расстоянию; он содержит информацию о положении и интенсивности рассеяния отражённых точек цели в определенном ракурсе цели. Образ ДП меняется незначительно, если изменения ракурса цели очень маленькие.

Кроме того, скорость, дальность, направление головки и траектория воздушной цели обычно могут быть оценены по профилю дальности с определенной точностью.

## **2. ДП как векторы признака при распознавании**

Следующие основания при выборе ДП в качестве векторов признака:

- ДП содержат информацию о цели, отражающуюся в свойствах электромагнитного поля, рассеянного на объекте.
- ДП устойчивы к ошибкам оценки расстояний.
- Использование ДП может снять проблему калибровки и вращения.

## **3. Методы использования ДП при распознавании**

- Анализ во временной области.
- Анализ в частотной области.
- Комплексный частотно-временной анализ.

# ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ДАЛЬНОСТНЫХ ПОРТРЕТОВ С ВЫСОКИМ РАЗРЕШЕНИЕМ (ДПВР)

## 1. Необходимость предварительной обработки

Предварительная обработка нужна для повышения качества ДПВР, а извлечение признака - необходимый шаг перед классификацией.

## 2. Некогерентное усреднение

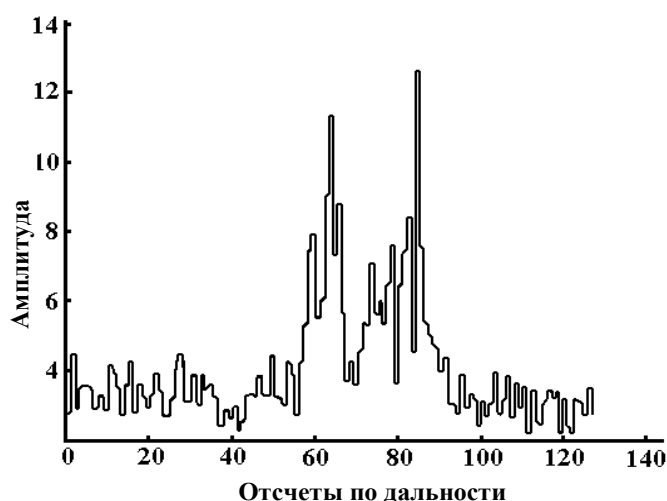


Рис. 4.3. Усредненный ДП, полученный из 30 предварительных ДП.

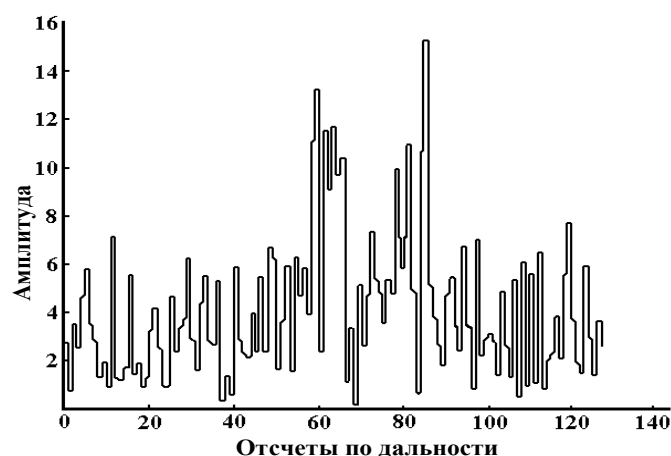


Рис. 4.2. Предварительный ДП, произведенный от 128 выборок комплексной частоты.

Отношение сигнал/шум может быть повышено при использовании обычного некогерентного усреднения по последовательности первичных профилей. При усреднении  $N$  профилей, то увеличение ОСШ будет  $\sqrt{N}$ .

## 3. Нормализация цели

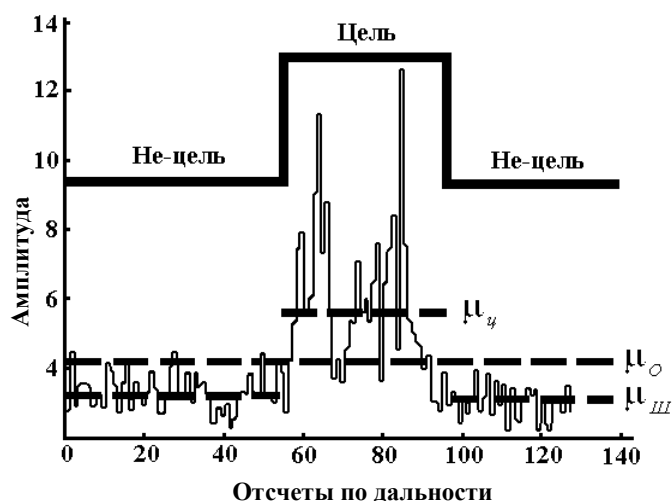


Рис. 4.4. Грубая масса цели для окна по дальности.

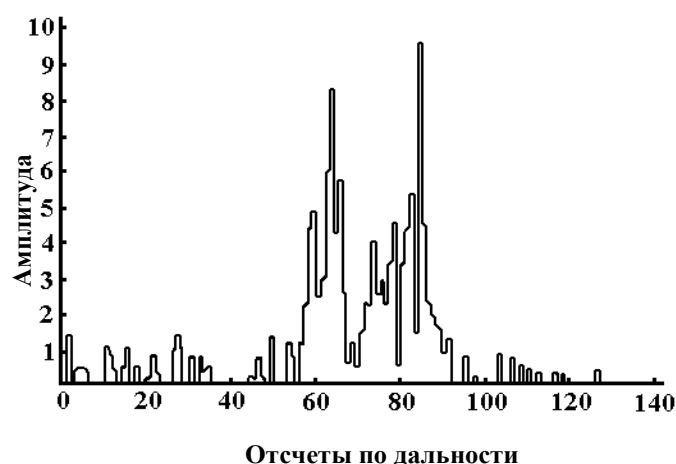


Рис. 4.5. Вид ДП, изображенного на рис. 4.2 при вычитании уровня шума из сигнала.

# ПРИЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ И СТРУКТУРЫ НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНЫХ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ

Структурная схема расположения модуля распознавания

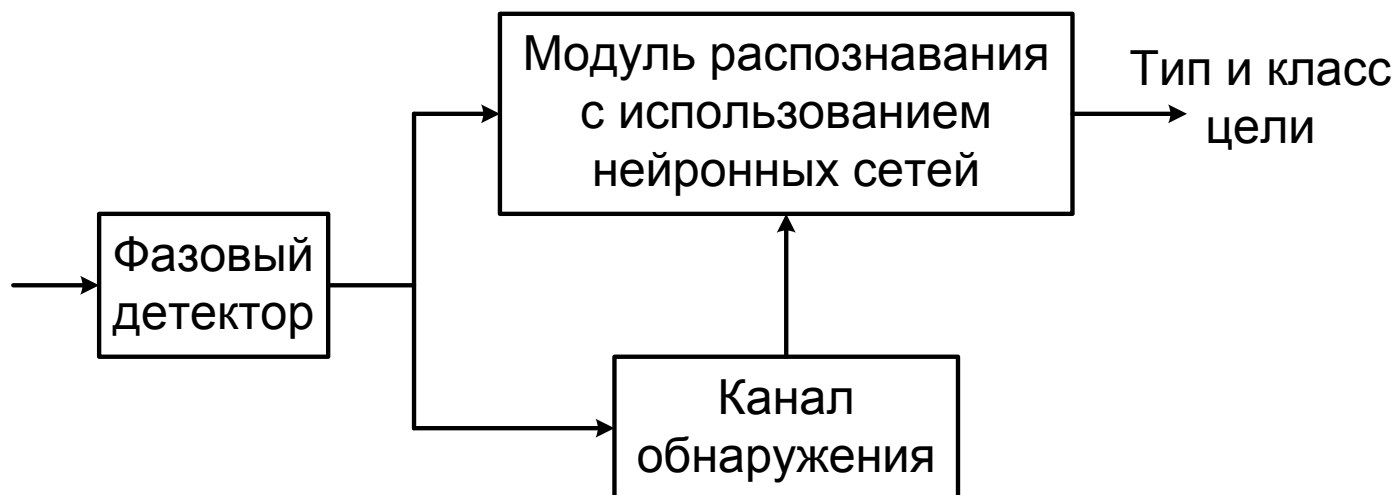
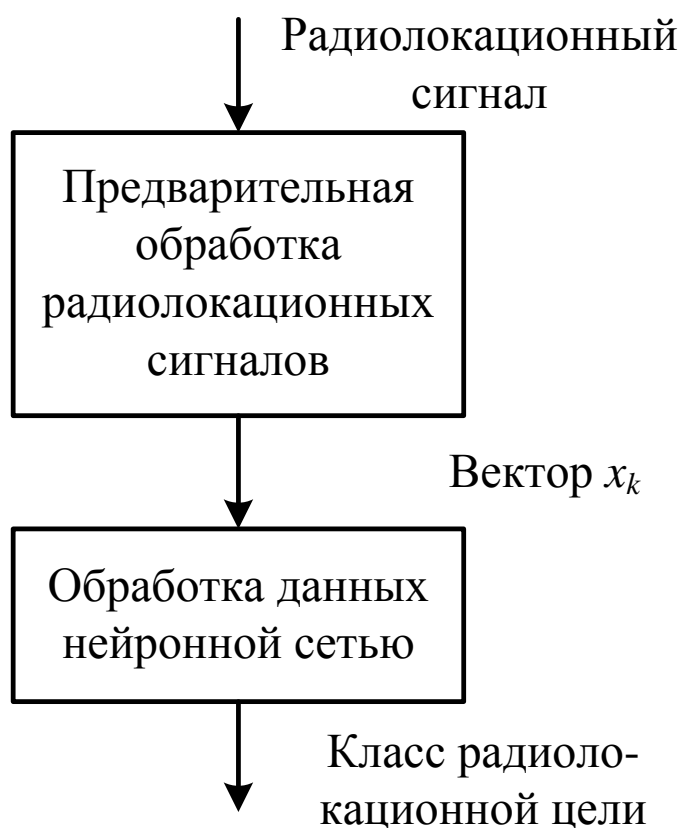


Рис. 10

В процессе распознавания имеются два шага в каждом из вышеупомянутых стадий и на рис. 4.10. представлена структура процесса классификации

- Предварительная обработка радиолокационных сигналов.
- Обработка данных нейронной сетью.



**Рис. 4.10.** Структура процесса классификации



# Структура нейрона и функция активации

## Структура нейрона

Выходной сигнал нейрона

$$a = f\left(\sum_{j=1}^N w_j x_j(t) + w_0\right)$$

Функция  $f(n)$  называется функцией активации

Модель нейрона

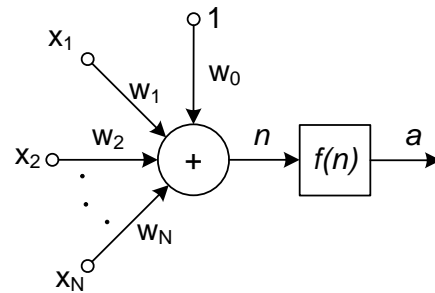
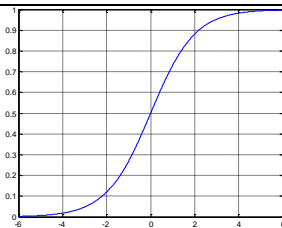


Рис.

## Функции активации

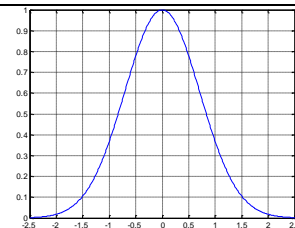
**Сигмоидальная функция**

$$f(n) = \frac{1}{1 + e^{-\beta n}}$$



**Радиально-базисная функция**

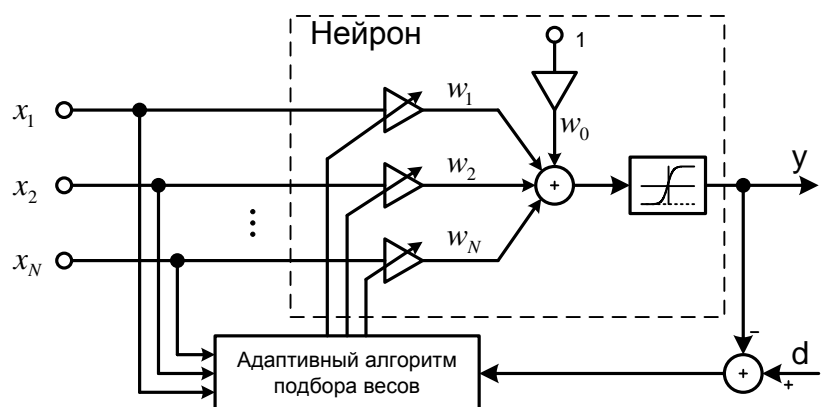
$$f(n) = \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma^2}\right)$$



## Принцип обучения нейрона

Сигмоидальный нейрон обучается с учителем по принципу минимизации целевой функции, которая определяется в виде:

$$E = \frac{1}{2} (y - d)^2$$



Алгоритм обучения НС

# РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ ЦЕЛЕЙ НА БАЗЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

- Описание исходных данных;
- Формирование обучающей выборки. Размерность обучающей выборки будет определять число нейронов во входном слое.
- Определение выходного сигнала НС. Число выходных нейронов равно числу классов алфавита распознавания, в процессе формирования значений целевых сигналов, пользуются следующим принципом: решение о принадлежности к определённому классу задают единичным значением на выходе НС, соответствующему данному классу. Остальные значения устанавливают равными нулями.
- Определение вектора сигнала ошибки НС. Ошибка НС определяется разностью между целевыми значениями и фактическими, полученными в результате моделирования.
- Формирование целевой функции НС. Чаще всего в качестве критерия качества обучения оценивается сумма квадратов ошибок.
- Выбор конкретной структуры НС. Структура НС определяется классом решаемой задачи, размерностями входных и выходных векторов. Для решения задачи распознавания используется сеть с прямой передачей сигнала, и её функция активации - сигмоидальные и радиально-базисные функции.
- Выбор метода обучения НС. Метод обучения выбирают эвристически, учитывая особенности структуры НС, а также вычислительные ресурсы, находящиеся в распоряжении разработчика.
- Формирование алгоритма обучения НС. В современных нейропакетах, предназначенных для моделирования НС алгоритмы обучения представляют собой отдельные модули.

Формирование тестирующей выборки. Тестирующая выборка необходима для предупреждения переобучения НС, т.е. потери свойства обобщения информации;

# ПРОЦЕСС МОДЕЛИРОВАНИЯ

## 1. Выбор программных средств

Выбран Neural Network Toolbox системы Matlab 6.5 потому, что:

- простота создания и обучения НС;
- простота подготовки обучающей выборки;
- возможность использования наиболее популярных алгоритмов обучения НС;

## 2. Условия моделирования

### Входные параметры моделирования целей

The screenshot shows a software interface for radar simulation with two main tabs: 'Target' and 'Radar'. The 'Target' tab is active, displaying two sub-sections: 'Flight mode parameters' and 'Research mode parameters'.  
**Flight mode parameters:**  
- Weather: A dropdown menu set to 'No atmospheric influence'.  
- Initial azimuth (degree): Input field with value 0.  
- Initial Range (km): Input field with value 15.  
- Altitude (meters): Input field with value 8000.  
- Initial course (degree): Input field with value 95.  
- Velocity (km/h): Input field with value 800.  
- Observation time (sec): Input field with value 10.28.  
**Research mode parameters:**  
- Target orientation: A table with 'Initial' and 'Finish' columns.  
 - Course aspect (degree): Initial 180, Finish 200.  
 - Roll aspect (degree): Initial 3, Finish 3.  
 - Pitch aspect (degree): Initial 3, Finish 3.  
- Radial velocity (km/h): Input field with value 0.  
- Number of realizations: Input field with value 100.  
- JET modulation: A checked checkbox.

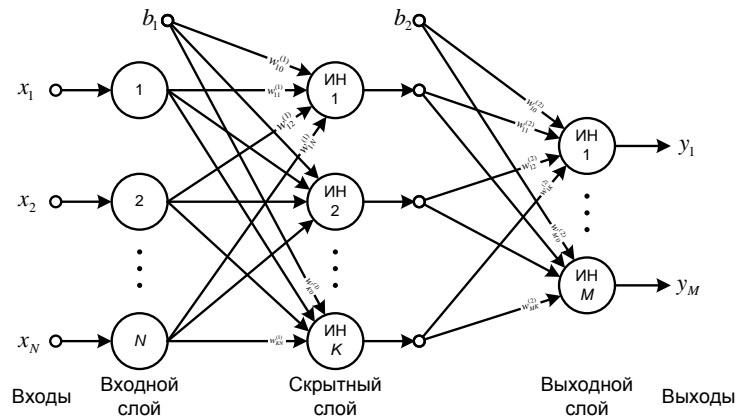
Рис 5.1

### Параметры РЛС.

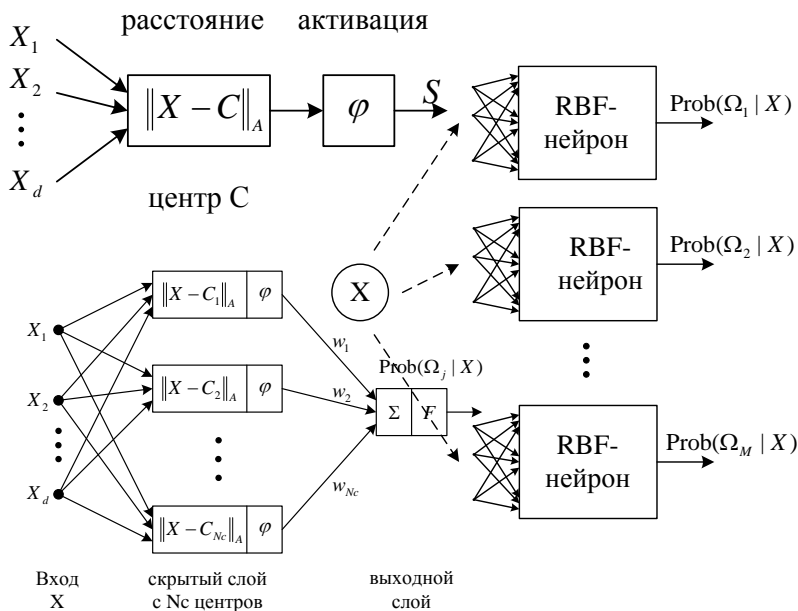
The screenshot shows the 'Radar' tab of the simulation interface. It contains several sub-sections for configuring radar parameters.  
**Signal:** Radio buttons for 'Pulse', 'Chirp pulse (rectangular)', 'Chirp pulse (gaussian)' (selected), and 'Stepped frequency'.  
**Stepped frequency signal:** Input fields for Bandwidth (MHz) = 100, Number of frequencies = 50, PRF (Hz) = 1000, and Number of pulses per frequency = 1.  
**Polarization:** A dropdown menu set to 'Horizontal'.  
**Pulse duration ( $\mu$ s):** Input field with value 30.  
**Pulse bandwidth (MHz):** Input field with value 160.  
**Wavelength (cm):** Input field with value 3.  
**PRF (Hz):** Input field with value 1000.  
**Surveillance Radar:** A checked checkbox.  
**Scan parameters:**  
- Amplitude distribution: A graph showing a bell-shaped curve.  
- Antenna pattern: A graph showing a bell-shaped curve with numerical values 32, 1.15, 9, and 0.333 at specific points.  
- Amplitude distribution: Radio buttons for 'Cos' (selected) and 'Gaussian'.  
- Field level on the aperture edge (%): Input field with value 40.  
- Aperture dimension (m): Input field with value 6.  
- Scan rate (DPS): Input field with value 36.  
- Scan period (s): Input field with value 10.  
**Tracking:**  
- Dimension (m): Input field with value 60.  
- Number of samples: Input field with value 120.  
- Range tracking: Radio buttons for 'On' (selected) and 'Off'.

Рис 5.2.

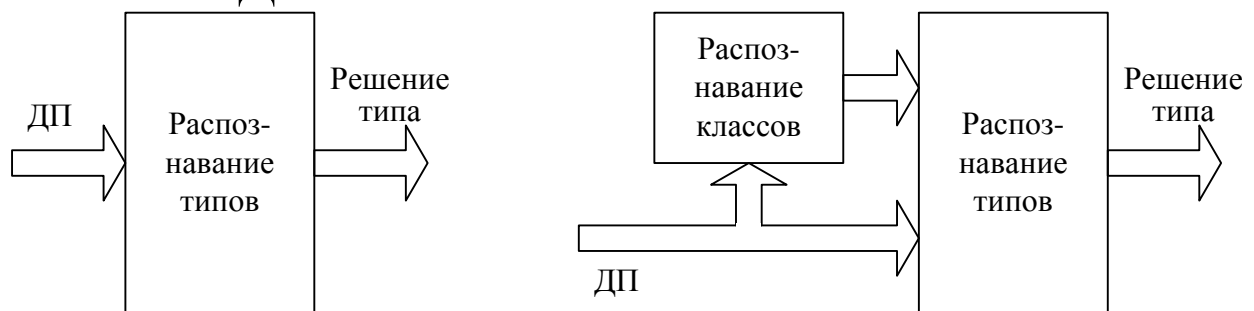
# СХЕМА СТРУКТУРЫ МНОГОСЛОЙНЫХ ПЕРСЕПТРОНОВ



# СТРУКТУРА RBF-СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ЦЕЛЕЙ ПО ДП



# ВАРИАНТЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ДАЛЬНОСТНОГО ПОРТРЕТА



а. одноэтапное распознавание.

б. двухэтапное распознавание.

## Схема структуры при создании данных для обучения и проверки НС

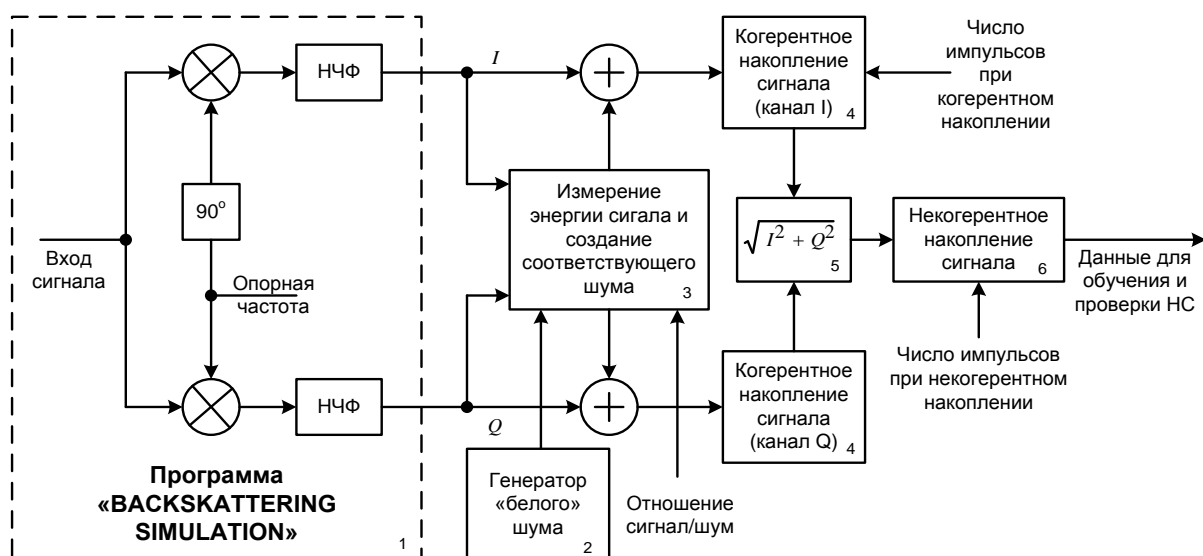


Рис 5.3.

Представление сигнала самолета (ТУ-16), полученного из программы «BACKSKATTERING SIMULATION».

Амплитуда

Дальность (м)

Рис. 5.4.

# ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ

*Обучение в присутствии шума.* Для того, чтобы создать нейронную сеть, которая может обрабатывать зашумлённые векторы входа, следует выполнить обучение, как на идеальных, так и на зашумлённых векторах.

Чтобы спроектировать нейронную сеть, не чувствительную к воздействию шума обучим её с применением идеальных и зашумлённых векторов с ОСШ равным 30 дБ до 16 дБ. Это обучает нейрон правильно распознавать зашумлённые векторы входа и в тоже время хорошо распознавать идеальные векторы.

*Эффективность обучения с разными ОСШ.* Для оценки эффективности функционирования системы рассмотрим структуры нейронной сети, которые обучаются с разными ОСШ. Проверку функционирования проведём на 500 векторах входа при разных ОСШ.

**На рис. 20 представлено сравнение эффективности распознавания НС, обучающихся при разных ОСШ.**

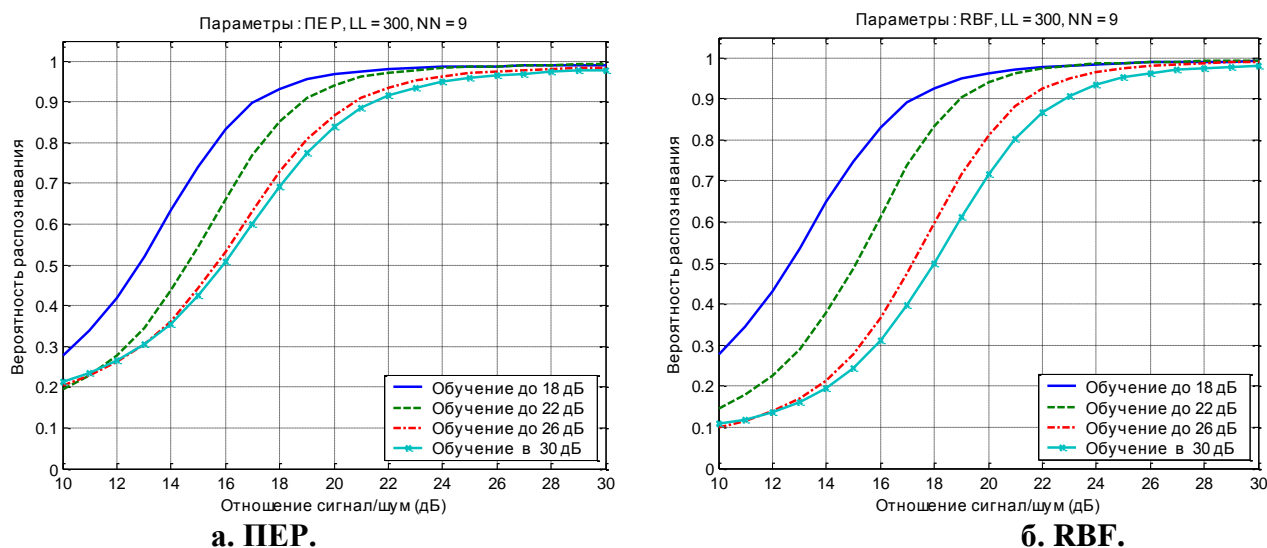


Рис. 5.5.

# РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ РАСПОЗНАВАНИЯ

## Результаты одноэтапного распознавания

Вероятность распознавания каждой из всех 9-и целей нейронных сетей ПЕР и RBF.

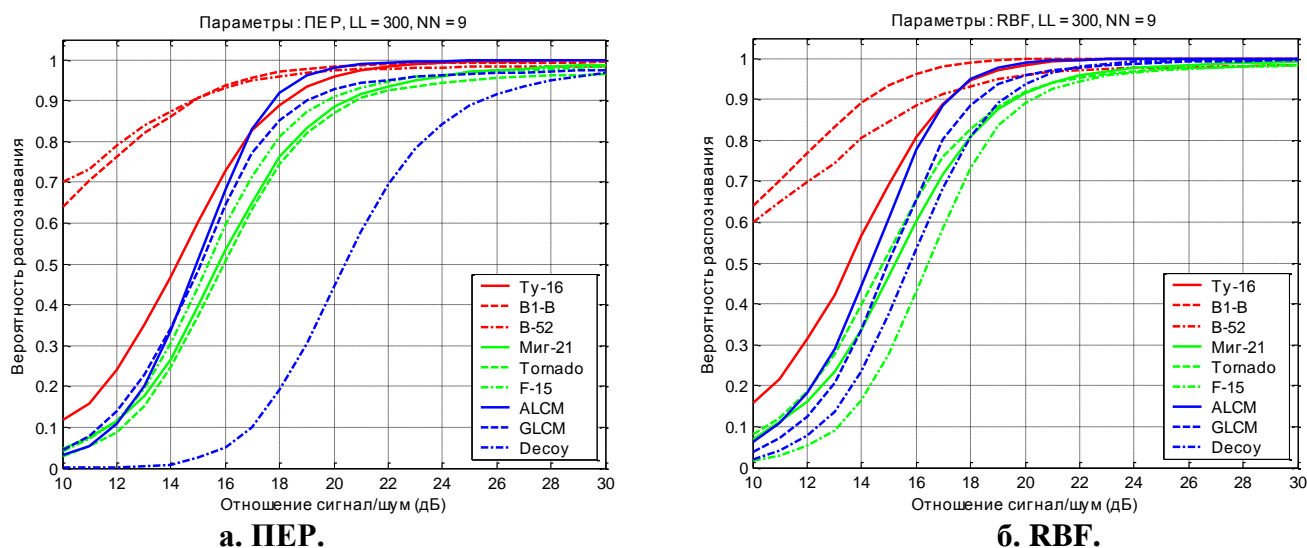


Рис 5.6.

## Сравнение вероятности распознавания НС ПЕР и RBF

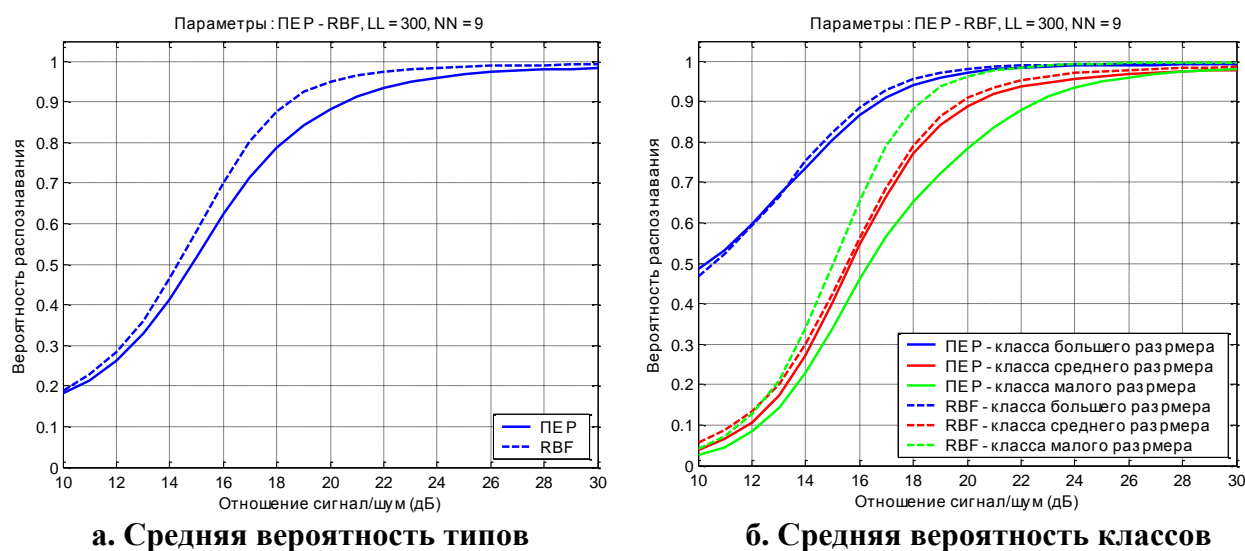
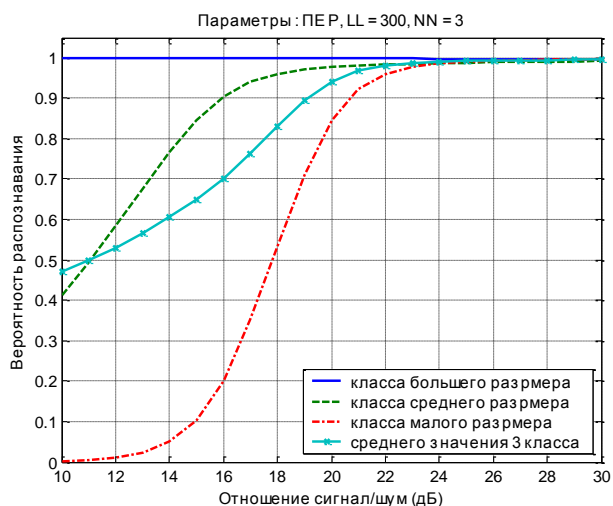
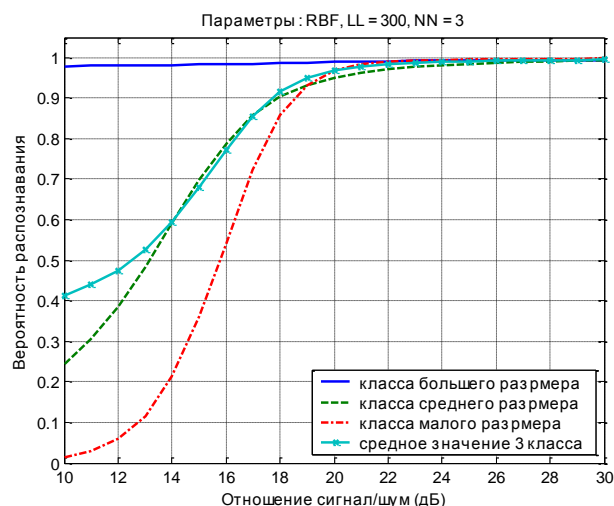


Рис 5.7

# РЕЗУЛЬТАТЫ ДВУХЭТАПНОГО РАСПОЗНАВАНИЯ

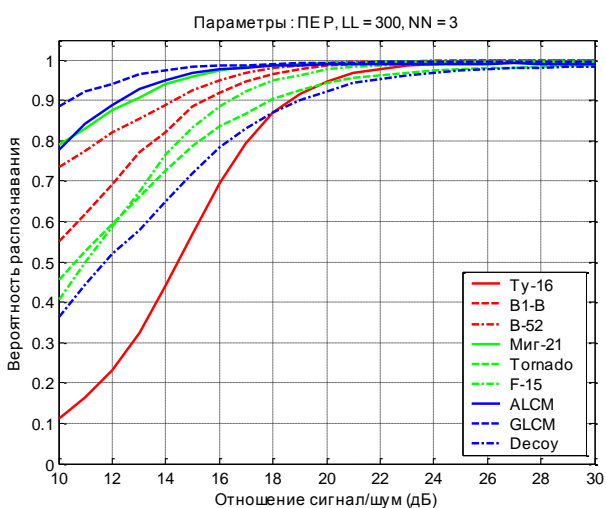


а. ПЕР

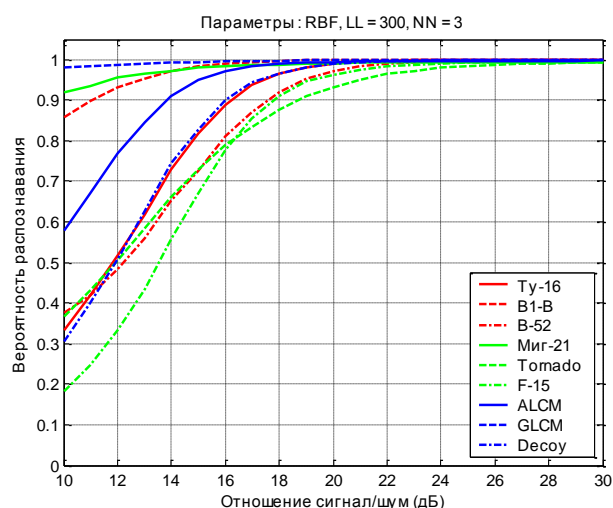


б. RBF

Рис 5.8. Вероятность распознавания классов целей НС ПЕР и RBF.

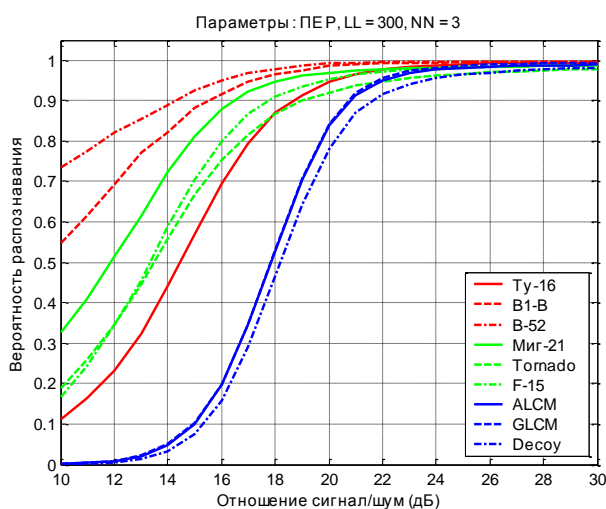


а. ПЕР

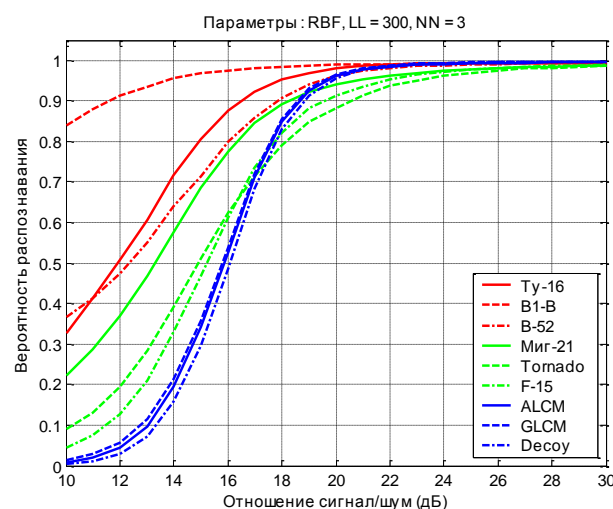


б. RBF

Рис. 5.9. Вероятность двухэтапного распознавания типов целей НС ПЕР и RBF.



а. ПЕР



б. RBF

Рис. 5.10. Вероятность распознавания целей при 2 этапе.



# СРАВНЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ОДНОЭТАПНОГО И ДВУХЭТАПНОГО РАСПОЗНАВАНИЯ

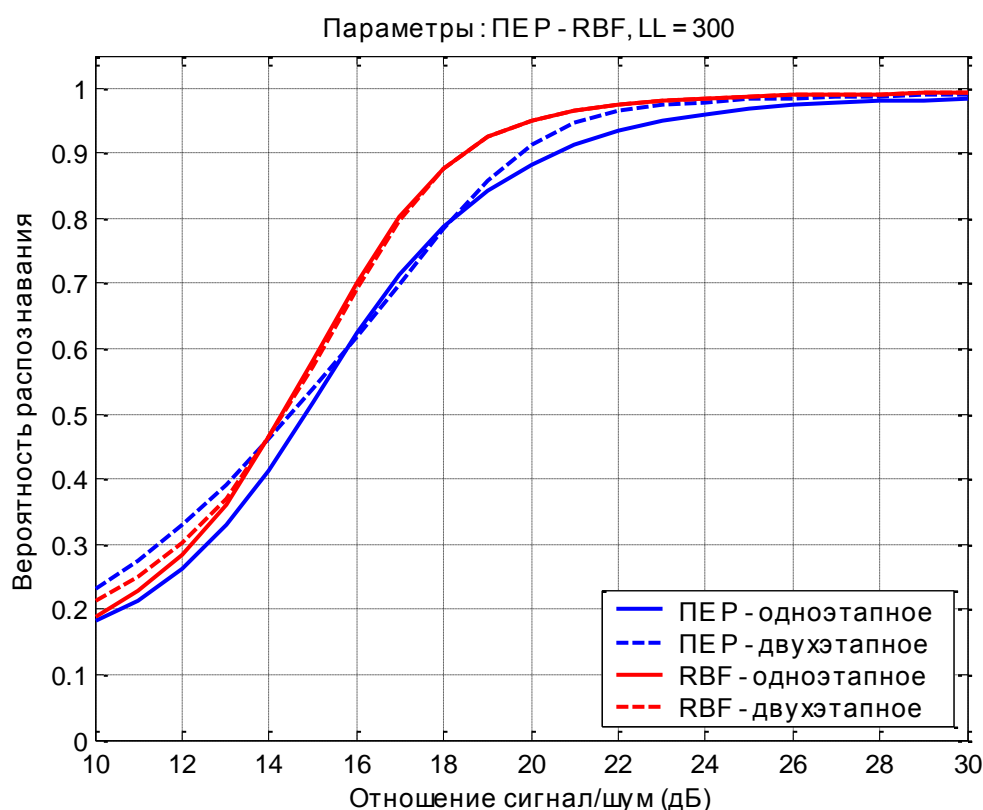


Рис. 5.12. Сравнение результатов одноэтапного и двухэтапного распознавания.

На рис. 5.12 представлено сравнение результатов одно- и двухэтапного распознавания. Из результатов на рис. 5.12 мы замечаем, что без использованием дополнительных признаков способность распознавания между одно- и двухэтапным является аналогичной. Мы знаем, что вероятность распознавания класса цели сильно зависит от и ОСШ, и размера цели, поэтому использование дополнительных признаков (например, ЭПР) для повышения эффективности распознавания класса цели необходимо.

# РЕЗУЛЬТАТЫ ОДНОЭТАПНОГО РАСПОЗНАВАНИЯ С НАКОПЛЕНИЕМ СИГНАЛОВ

а. При некогерентном накоплении (некогерентном усреднении) на рис. 23 представлена вероятность распознавания целей при некогерентном накоплении.

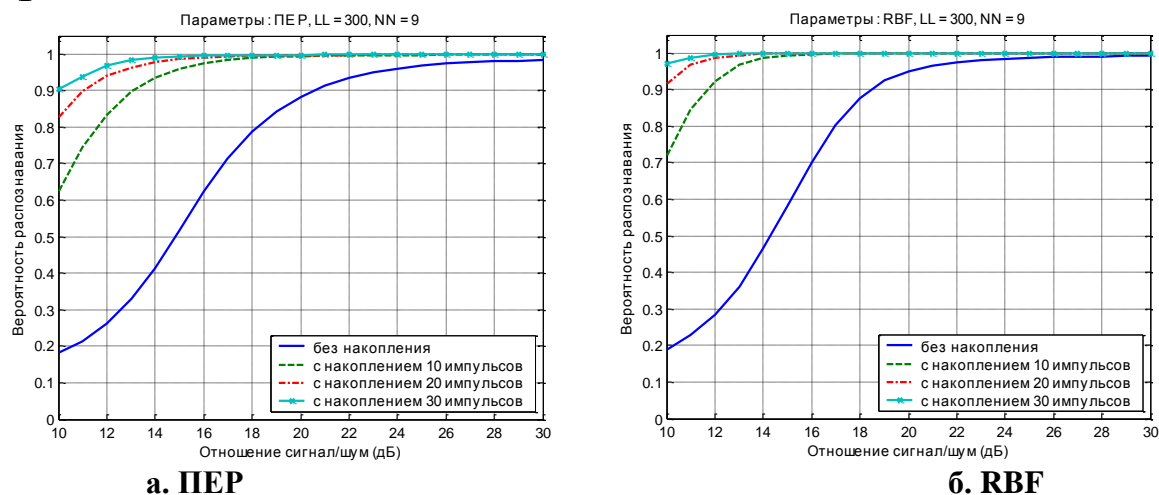


Рис 5.13.

б. На рис. 23 представлена вероятность распознавания целей при когерентном накоплении

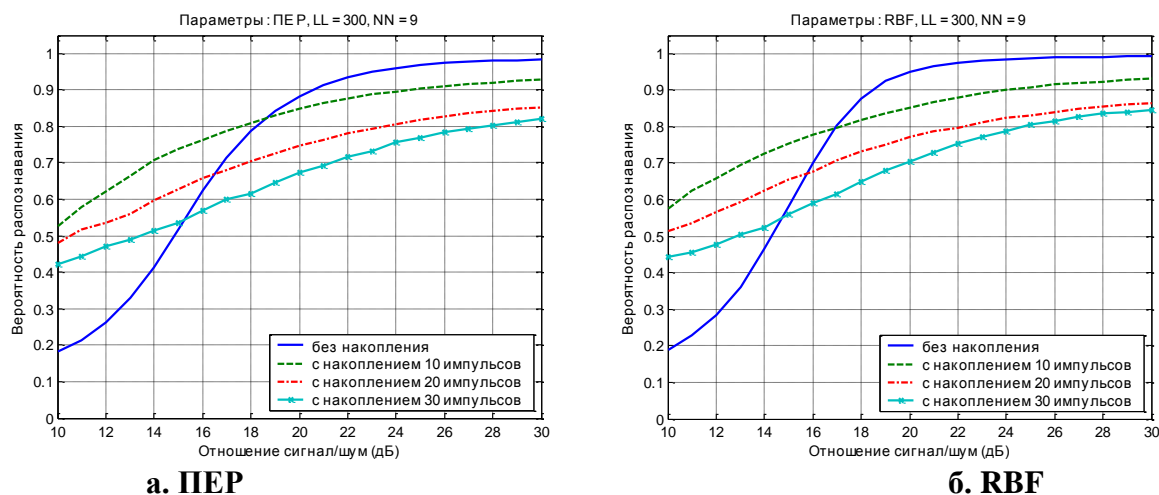


Рис 5.14.

- в. Сравнение эффективности распознавания при накоплении
- Эффективность распознавания при некогерентном накоплении лучше, чем при некогерентном накоплении.
  - при распознавании необходимо накопление. В процессе обработки радиолокационного сигнала, накопление – важный метод для повышения качества распознавания.

