

# Проектирование человеко-машинных интерфейсов

Лекция 7.

Распознавание образов

- **Распознавание образов** — раздел кибернетики, развивающий теоретические основы и методы классификации и идентификации объектов, которые характеризуются конечным набором некоторых свойств и признаков.

# Что такое «образ» (в контексте систем распознавания)?

- Набор сигналов, поступающих из внешнего мира в интеллектуальную систему
  - Визуальные образы,
  - Образы с других датчиков (слуховые, тактильные и т.п.)
  - Смешанные

# Образы

- Пространственные
  - 2D-образы
  - 3D-образы
  - Многомерные образы
- Темпоральные (временные)
- Пространственно-временные

# Примеры образов при человеко-машинном взаимодействии

- Жесты,
- Позы,
- Лица,
- Эмоции,
- Объекты,
- Ситуации

# Формальная постановка задачи распознавания

$\Omega$  – множество объектов распознавания (пространство образов).

$\omega : \bar{\omega} \in \Omega$  – объект распознавания (образ).

$g(\omega) : \Omega \rightarrow M, M = \{1, 2, \dots, m\}$  – индикаторная функция, разбивающая пространство образов на  $\Omega$  на  $m$  непересекающихся классов  $\Omega^1, \Omega^2, \dots, \Omega^m$ . Индикаторная функция неизвестна наблюдателю.

$X$  – пространство наблюдений, воспринимаемых наблюдателем (пространство признаков).

$x(\omega) : \Omega \rightarrow X$  – функция, ставящая в соответствие каждому объекту  $\omega$  точку  $x(\omega)$  в пространстве признаков. Вектор  $x(\omega)$  – это образ объекта, воспринимаемый наблюдателем. В пространстве признаков определены непересекающиеся множества точек  $K_i \subset X, i = 1, 2, \dots, m$ , соответствующих образам одного класса.

$\hat{g}(x) : X \rightarrow M$  – решающее правило – оценка для  $g(\omega)$  на основании  $x(\omega)$ , т.е.  $\hat{g}(x) = \hat{g}(x(\omega))$ .

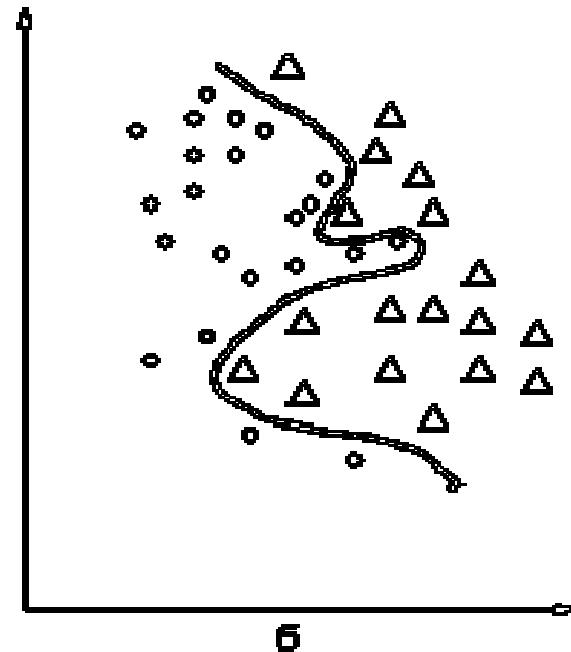
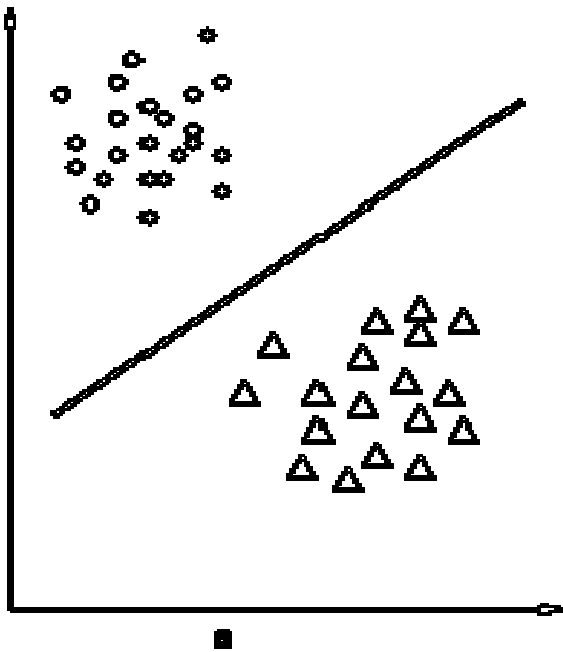
Пусть  $x_j = x(\omega_j), j = 1, 2, \dots, N$  – доступная наблюдателю информация о функциях  $g(\omega)$  и  $x(\omega)$ , но сами эти функции наблюдателю неизвестны. Тогда  $(g_j, x_j), j = 1, 2, \dots, N$  – есть множество прецедентов.

## Формальная постановка задачи распознавания (2)

Задача заключается в построении такого решающего правила  $\hat{g}(x)$ , чтобы распознавание проводилось с минимальным числом ошибок.

Обычный случай – считать пространство признаков евклидовым, т.е.  $X = R^l$ . Качество решающего правила измеряют частотой появления правильных решений. Обычно его оценивают, наделяя множество объектов  $\Omega$  некоторой вероятностной мерой. Тогда задача записывается в виде  $\min P\{\hat{g}(x(\omega)) \neq g(\omega)\}$ .

# Разделение классов образов в пространстве признаков гиперповерхностью



На сложность разделения влияют компактность точек-представителей одного класса и удаленность друг от друга точек представителей разных классов



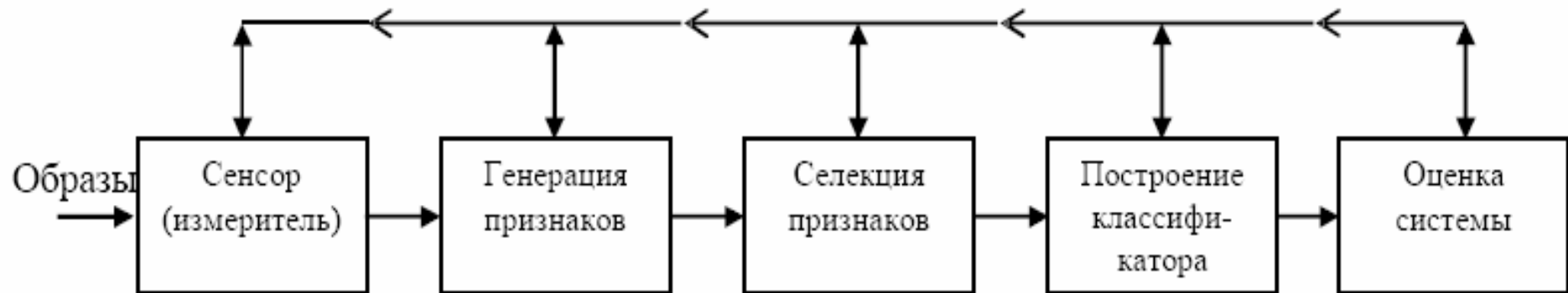
# Подходы к распознаванию образов

- Геометрический
  - Разделение в пространстве признаков (с помощью вероятностных методов, алгоритмов кластеризации или нейронных сетей)
- Структурный (лингвистический)
  - Распознается структура изображения, подобно тому как распознается синтаксис (структура) предложения. Например, Сначала выделяется набор исходных понятий — типичных фрагментов, встречающихся на изображениях, и характеристик взаимного расположения фрагментов — "слева", "снизу", "внутри" и т. д. Строится фрейм или семантическая сеть, описывающая образ. Распознавание заключается в сравнении фрейма с образцами-типичными представителями классов и выборе наиболее сопоставимого.

# Способы определения классов объектов

- 1. Перечисление.** Каждый класс задаётся путём прямого указания его членов. Такой подход используется в том случае, если доступна полная априорная информация о всех возможных объектах распознавания. Предъявляемые системе образы сравниваются с заданными описаниями представителей классов и относятся к тому классу, которому принадлежат наиболее сходные с ними образцы. Такой подход называют методом *сравнения с эталоном*. Он, к примеру, применим при распознавании машинопечатных символов определённого шрифта. Его недостатком является слабая устойчивость к шумам и искажениям в распознаваемых образах.
- 2. Задание общих свойств.** Класс задаётся указанием некоторых признаков, присущих всем его членам. Распознаваемый объект в таком случае не сравнивается напрямую с группой эталонных объектов. В его первичном описании выделяются значения определённого набора признаков, которые затем сравниваются с заданными признаками классов. Такой подход называется *сопоставлением по признакам*. Он экономичнее метода сравнения с эталоном в вопросе количества памяти, необходимой для хранения описаний классов. Кроме того, он допускает некоторую вариативность распознаваемых образов. Однако, главной сложностью является определение полного набора признаков, точно отличающих членов одного класса от членов всех остальных.
- 3. Кластеризация.** В случае, когда объекты описываются векторами признаков или измерений, класс можно рассматривать как кластер. Распознавание осуществляется на основе расчёта расстояния описания объекта до каждого из имеющихся кластеров. Если кластеры достаточно разнесены в пространстве, при распознавании хорошо работает метод оценки расстояний от рассматриваемого объекта до каждого из кластеров. Сложность распознавания возрастает, если кластеры перекрываются. Обычно это является следствием недостаточности исходной информации и может быть разрешено увеличением количества измерений объектов. Для задания исходных кластеров целесообразно использовать процедуру обучения.

# Основные элементы построения системы распознавания образов (классификации)



# В процессе разработки необходимо решить следующие вопросы:

1. Как выбрать вектора признаков? *Задача генерации признаков* – это выбор тех признаков, которые с достаточной полнотой (в разумных пределах) описывают образ
2. Какие признаки наиболее существенны для разделения объектов разных классов? *Задача селекции признаков* – отбор наиболее информативных признаков для классификации.
3. Как построить классификатор? *Задача построения классификатора* – выбор решающего правила, по которому на основании вектора признаков осуществляется отнесение объекта к тому или иному классу.
4. Как оценить качество построенной системы классификации? *Задача количественной оценки системы* (выбранные признаки + классификатор) с точки зрения правильности или ошибочности классификации.

# Парадигмы нейрокомпьютинга

- Коннекционизм (важность связей между узлами)
- Локальность и параллелизм вычислений
- Программирование: обучение, основанное на данных
- Универсальность обучающих алгоритмов

# Типы обучения НС

<i>Вид обучения:</i>	<i>С "учителем"</i>	<i>С "подкреплением"</i>	<i>Без "учителя"</i>
Что подается в качестве обучающих примеров	Набор пар входов-выходов $\{x^\alpha, y^\alpha\}$	Оценка выходов сети $\{x^\alpha, y(x^\alpha)\}$	Только набор входных значений $\{x^\alpha\}$
Что требуется от сети	Найти функцию, обобщающую примеры, в случае дискретных $y^\alpha$ - классифицировать входы. В целом - научиться реагировать схожим образом в схожих ситуациях.	Научиться заданной "правильной" линии поведения.	Найти закономерности в массиве данных, отыскать порождающую данные функцию распределения, найти более компактное описание данных.

# Классификация нейронных сетей

- Прямое распространение
  - Однослойный персептрон
  - Многослойный персептрон (MLP)
  - Радиально-базисные сети (RBF)
- Рекуррентные (с обратной связью)
  - Сети Элмана-Джордана
  - Соревновательные сети (победитель получает все)
  - Самоорганизующиеся карты Кохонена (SOM)
  - Модель Хопфилда
  - Модели Адаптивного резонанса (ART)

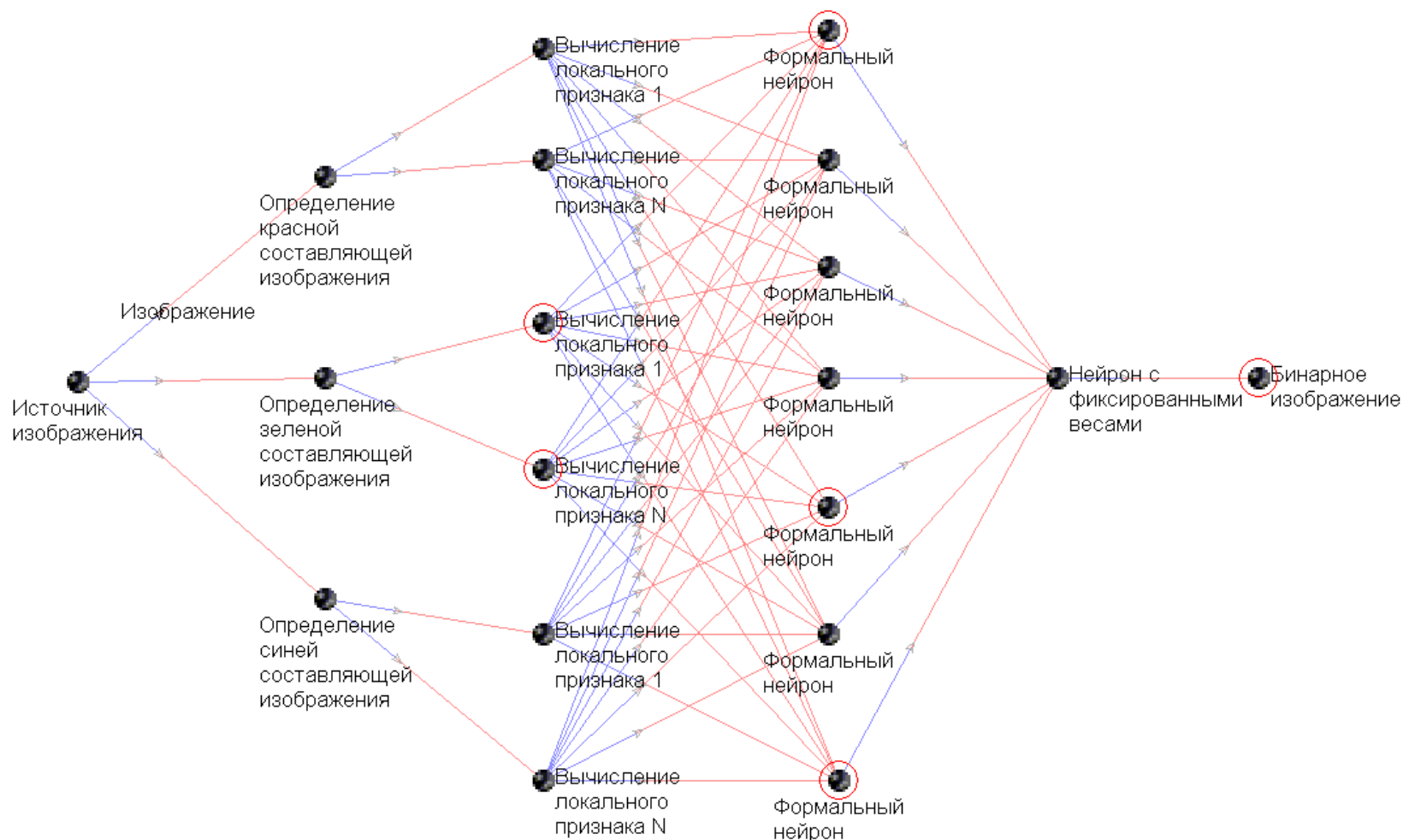
# Схема получения сегментированного изображения на основе нейронной сети



**Исходное изображение - полутонное**



# Схема получения сегментированного изображения на основе нейронной сети



**Исходное изображение - цветное**

# ***Процедура предъявления обучающих выборок***

- ***фиксированная выборка*** - построение правил классификации по единственному обучающему множеству, предъявляемому до начала классификации;
- ***последовательная выборка*** - коррекция правила классификации с каждой новой предъявляемой выборкой на основе оценки критерия качества распознавания (самообучение, автоподстройка).

# Примеры признаков

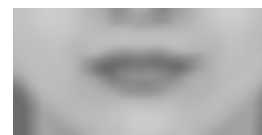
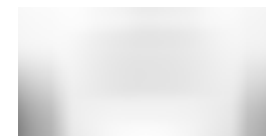
Исходное



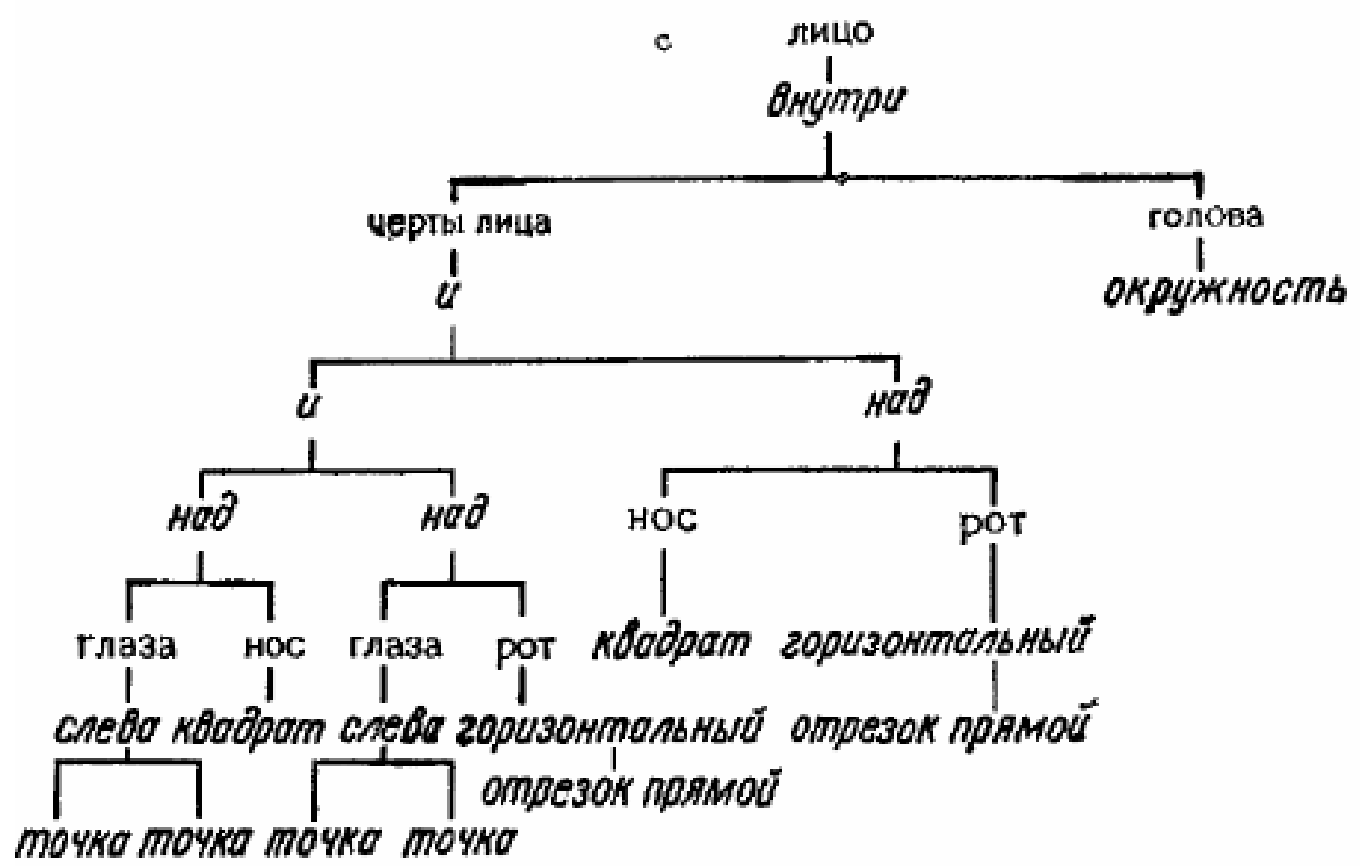
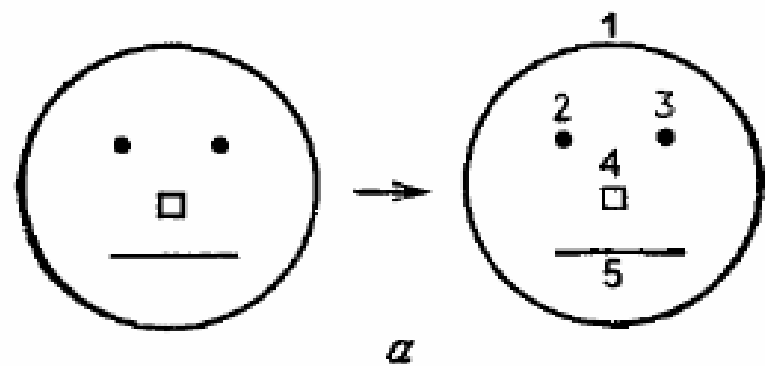
Цель



Признаки



Пример  
структурного  
описания  
изображения  
(грамматика  
Эванса)

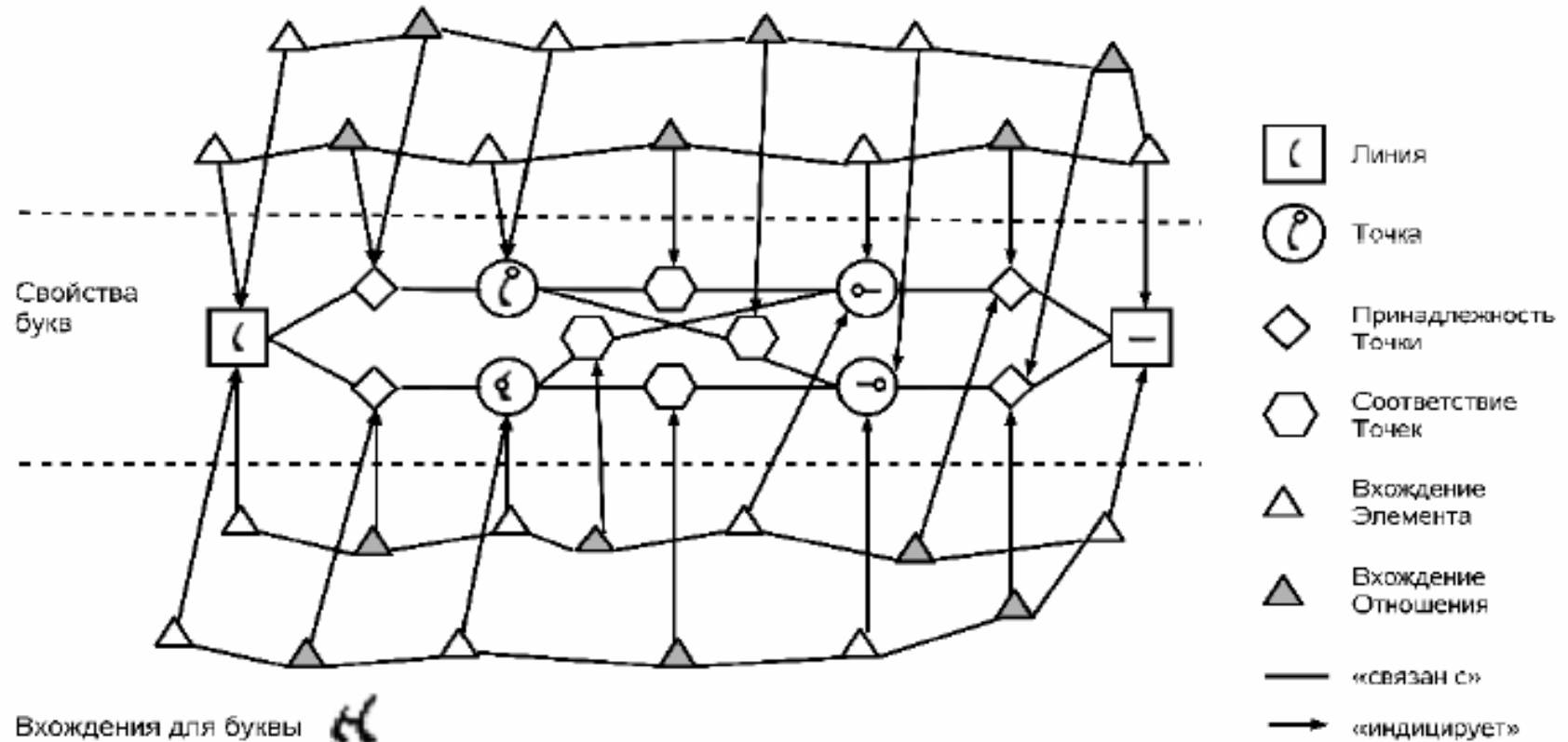


# Пример модели описания структуры букв в виде фреймовой сети

- Структуру изображения буквы можно определить с помощью следующих типов непроеизводных элементов:
  - линии различных видов, соответствующие росчеркам пишущего инструмента;
  - точки пересечения линий;
  - пространственные отношения (выше-ниже, слева-справа, больше-меньше);
  - отношения принадлежности точек линиям;
  - отношения соответствия (совпадения) точек на изображении;
  - маркеры вхождения элементов и отношений в фрейм конкретной буквы.

# Пример модели описания структуры букв в виде фреймовой сети (2)

Вхождения для буквы **т**



# Литература

1. А.Б. Барский. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. – М.: Финансы и статистика, 2004.
2. А.В.Гаврилов. Системы искусственного интеллекта. – Метод. указания для заочников АВТФ, Новосибирск: НГТУ, 2004. **(Эл. версия)**
3. Хант Э. Искусственный интеллект. М.: Мир, 1978.
4. Фу К. Структурные методы в распознавании образов. М.: Мир, 1977
5. Ту Дж, Гонсалес Р.. Принципы распознавания образов. М.: Мир, 1978.
6. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. Пер. с англ. Ю.А.Зуев, В.А. Точенов, 1992.
7. А.А. Ежов, С.А. Шумский. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе, М., 1998 **(Эл. версия)**
8. В.В.Круглов, В.В.Борисов. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. - М.: Горячая линия - Телеком, 2001. **(Эл. версия)**
9. А.В.Назаров, А.И.Лоскутов. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – СПб: Наука и техника, 2003.
10. Р. Калан. Основные концепции нейронных сетей. М.: Вильямс, 2001.
11. Мински М. Фреймы для представления знаний. Пер. с англ. 1979.
12. Журавлёв Ю.И. Распознавание. Классификация. Прогноз. Математические методы и их применение. Вып.2. М.: Наука, 1989.