

# **Анализ особенностей нейросетевых алгоритмов с позиций теории обнаружения и распознавания сигналов**

АО «НИИ ТП», Москва, 2023 г

- 1. Сегмент нейросетевых приложений переживает взрывной рост - быстро расширяется число задач, решаемых с применением нейросетей (НС). Для ДЗЗ особенно актуальны задачи распознавания объектов на изображениях.**
- 2. Складывается понимание, что для ряда задач применение существующих нейросетевых алгоритмов не обеспечивает эффективного решения.**
- 3. Во многих случаях сложно предвидеть, какие задачи обнаружения / распознавания будут решаться, а какие нет.**

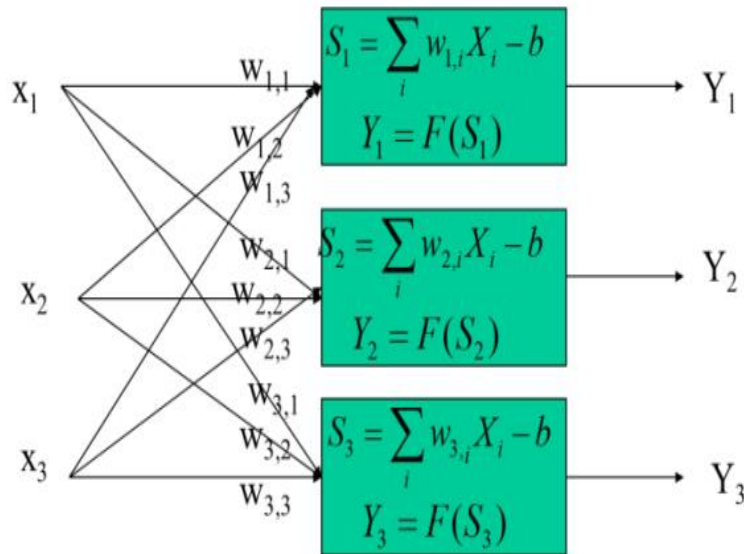
**Поэтому целесообразно провести анализ функционирования нейросетевых алгоритмов с позиций теории обнаружения / распознавания сигналов, поскольку:**

- При обработке сигналов в радиолокации и оптике аналогичные задачи (обнаружение, распознавание) решаются уже длительное время;**
- Получаемые при этом результаты могут быть использованы при разработке и анализе НС.**

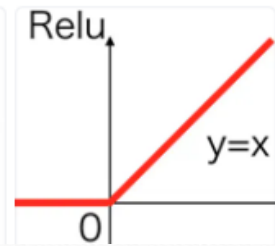
# Функционирование отдельного слоя НС

Входные  
Сигналы

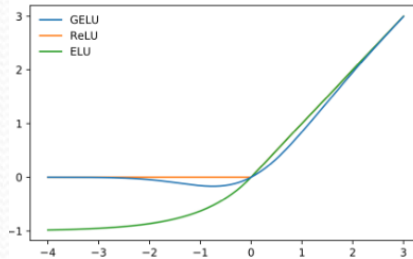
Выходные  
Сигналы



RELU



GELU

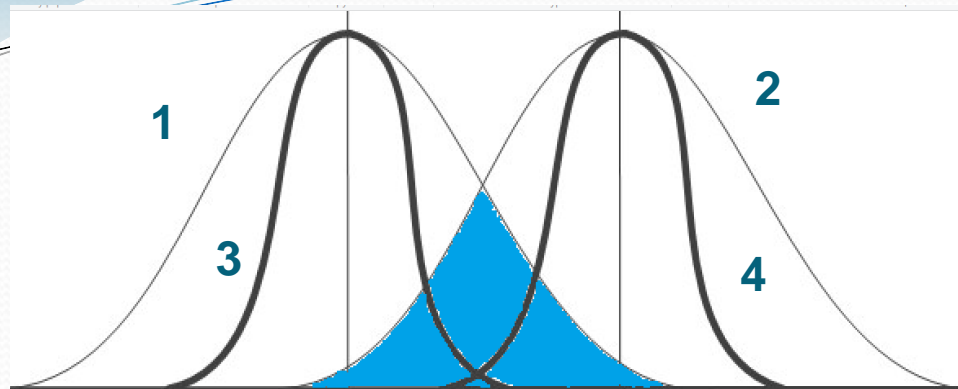


1. Отсчеты входного сигнала  $x_i$  перемножаются с отсчетами весовой (опорной) функции  $w_i$  и затем суммируются.
2. Часто входной набор данных расширяется путем «аугментации», что эквивалентно пространственному сдвигу ( $\tau$ ) маски объекта.
3. Во многих случаях узлы активации (блок  $F(\cdot)$ ) реализуют характеристику «сравнение с порогом + линейный коэффициент усиления».

$$Y_k(\tau) = F(\sum_i w_i x_i(t_0 - \tau) - b)$$

Таким образом сигнал выходного узла отдельного слоя НС реализует алгоритм оптимального обнаружения некоторого сигнала на фоне шума или помехи

## Физический смысл алгоритма обнаружения / распознавания



1, 2 – исходные распределения.  
Выделенная область – вероятность ошибки обнаружения / распознавания.  
3, 4 – распределения после накопления (взвешивания с маской опорной функции).

- После взвешивания дисперсии распределений (и область взаимного пересечения) уменьшаются.
- СКО независимой случайной величины после накопления уменьшается по закону  $\sigma/\sqrt{N}$ .
- Алгоритм позволяет обнаруживать сигналы при любом отношении С/Ш, но соответственно требует высокого уровня накопления.

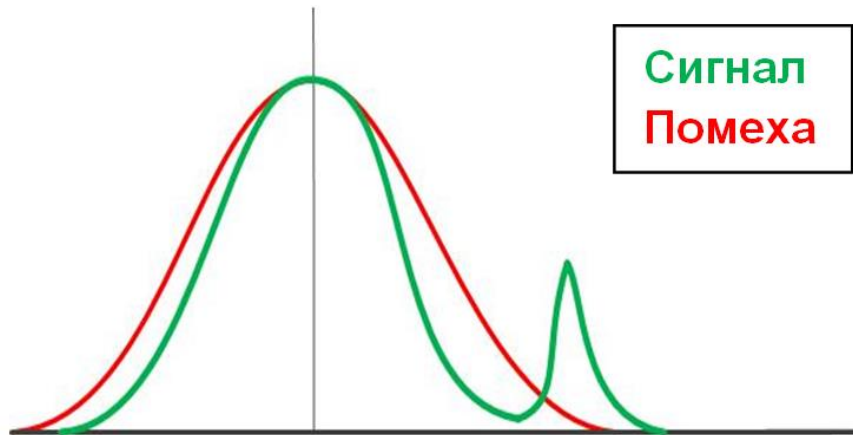
### Проявление в нейросетевых алгоритмах:

- НС хорошо решают задачи распознавания сложных, но разделяющихся классов.
- НС хорошо выделяют крупные площадные объекты (за счет накопления). Объекты малых размеров выделяются хуже.
- Сильное влияние имеет дисперсия сигнала и помехи.

## Обнаружение полезного сигнала на фоне помехи

Если полезный сигнал имеет частотную характеристику  $G_1$ , а сигнал помехи – характеристику  $G_2$ , то для их разделения оптимальным решением (в линейных системах) является применение фильтра Винера с частотной характеристикой:

$$K(\omega) = \frac{G_1(\omega)}{G_1(\omega) + G_2(\omega)} e^{-j\omega t}$$

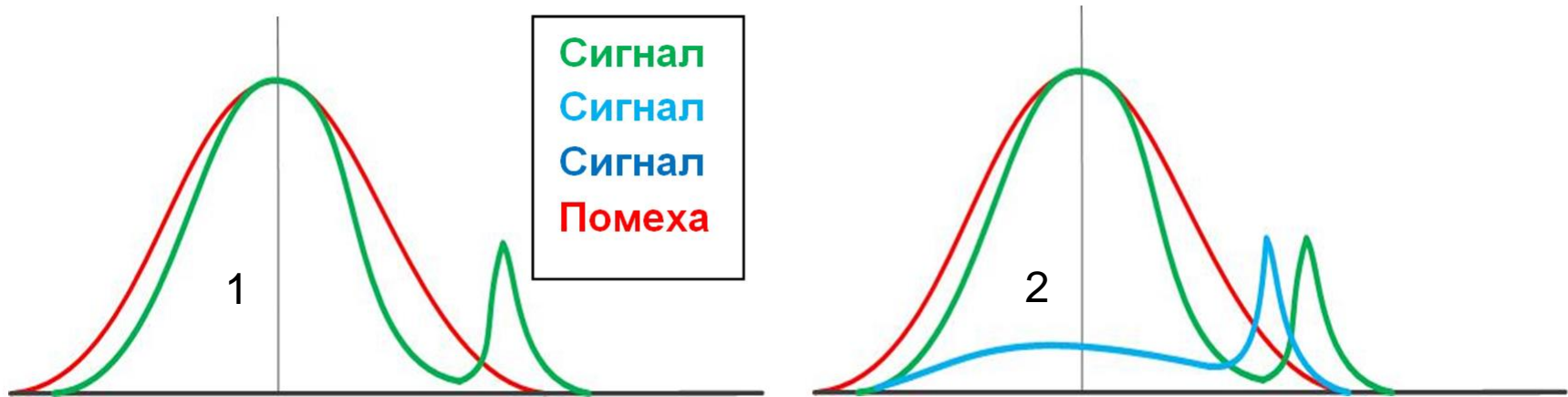


Фильтр Винера пропускает частоты, соответствующие полезному сигналу и подавляет частоты сигналов помехи.

НС в процессе обучения реализует аналогичный алгоритм, минимизирующий ошибку распознавания классов на базе обучающей выборки.

НС предоставляют возможность построения простыми средствами весьма сложных фильтров без необходимости построения частотной характеристики в явном виде.

# Различные условия функционирования фильтра Винера



1, 2 – Низкая вероятность ошибок.

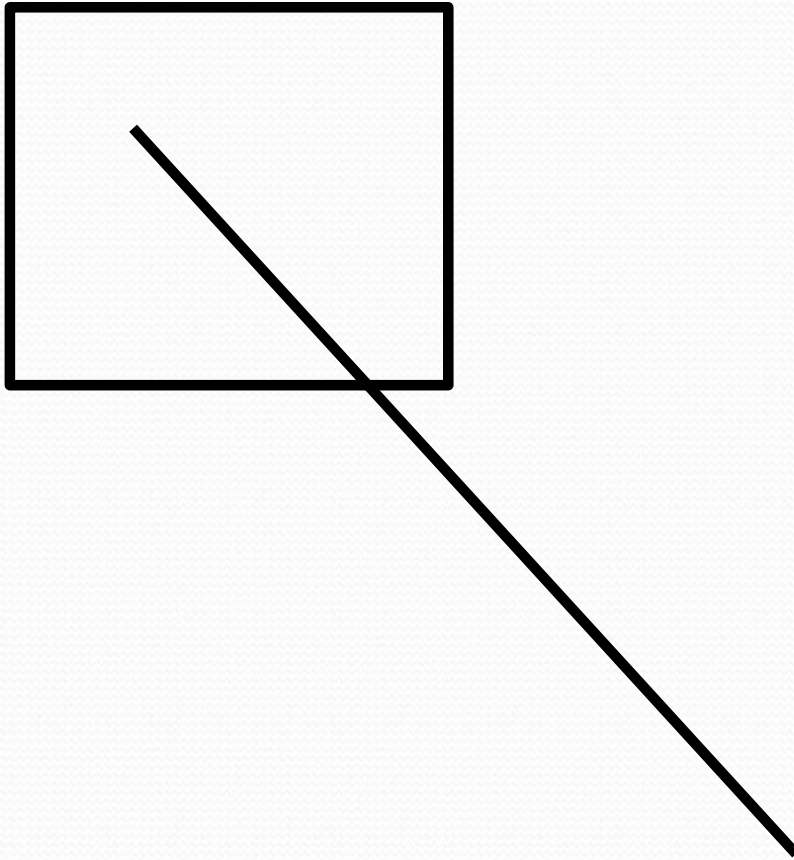


3, 4 – Высокая вероятность ошибок.

3 – ошибки возникают из-за наложения спектров сигналов и помехи.

4 – иллюстрация случая, когда в реальных условиях могут происходить изменения характеристик сигналов.

## Задача обнаружения линейных объектов

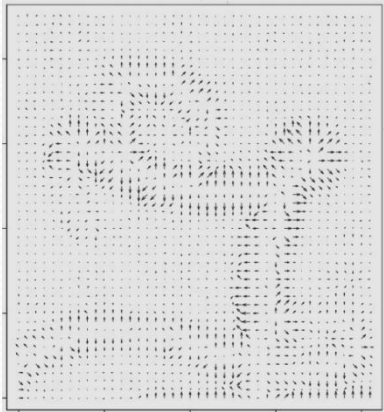


Типичная задача, где НС не показывают высоких результатов – обнаружение линейных объектов (ЛО). В отрезке линии мало отсчетов, она может занимать много разных положений. С увеличением размера фрагмента число отсчетов фона растет быстрее, чем число отсчетов линии.

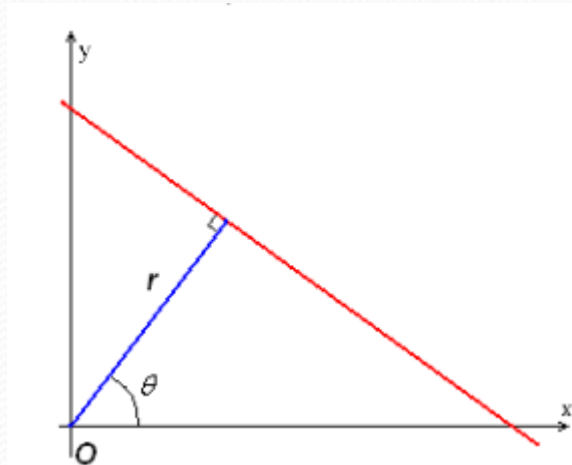
В результате отношение сигнал/помеха остается низким, а вероятность ошибки обнаружения – высокой.

# Задача обнаружения линейных объектов

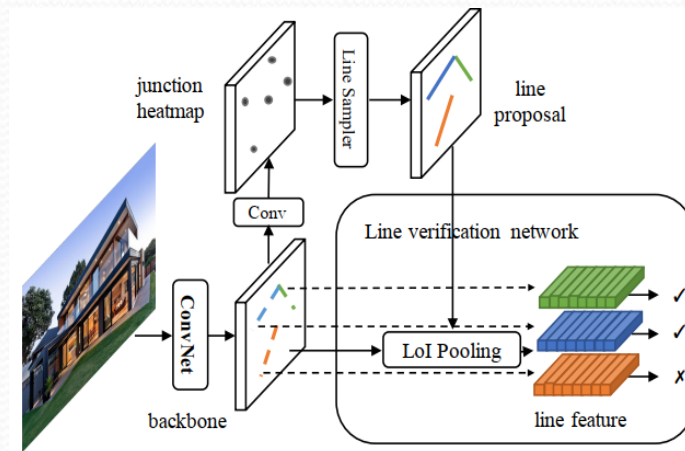
## Детекторы краев (анализ градиента)



## Детекторы на основе преобразования Хо



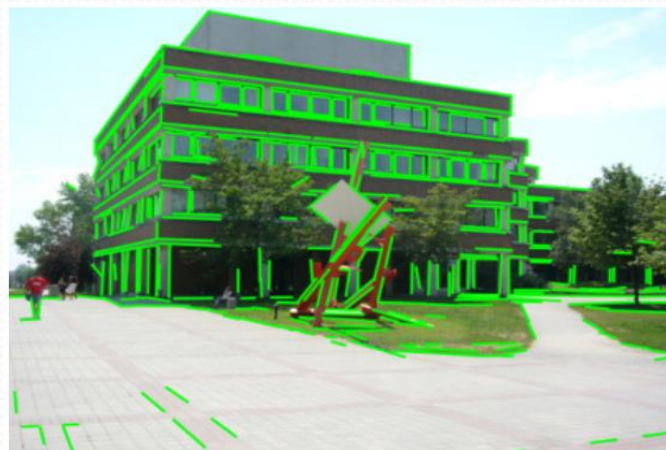
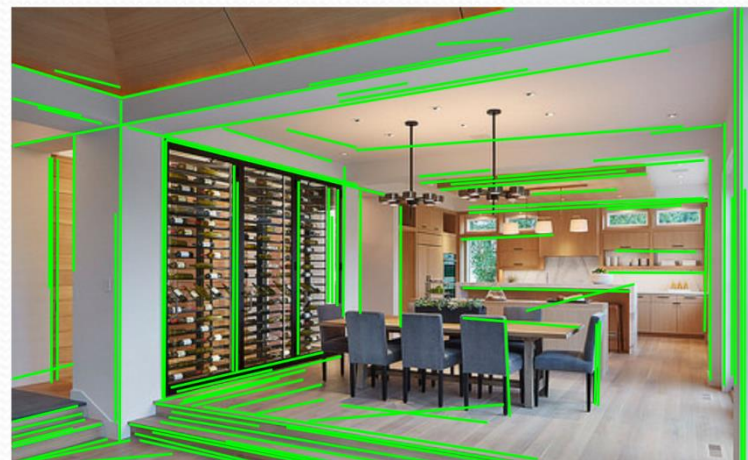
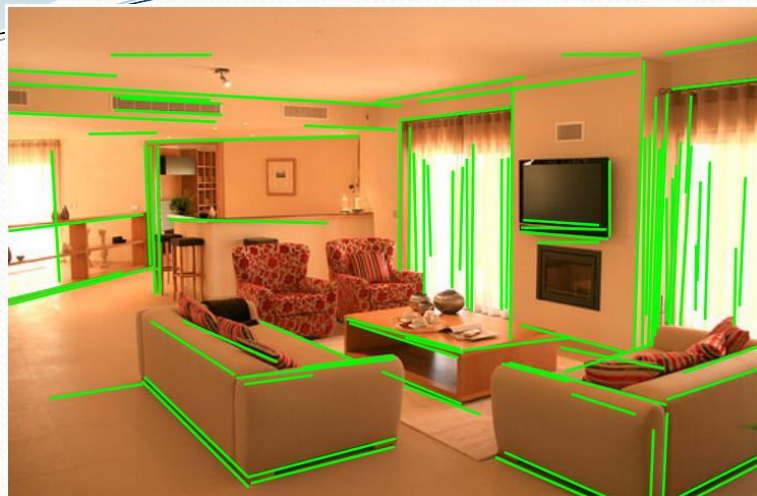
## Применение нейросетевых алгоритмов



В задачах обнаружения линейных объектов до настоящего времени наряду с нейросетевыми алгоритмами используются «эвристические» детекторы



# Обнаружение линейных объектов. Типичные результаты и проблемы

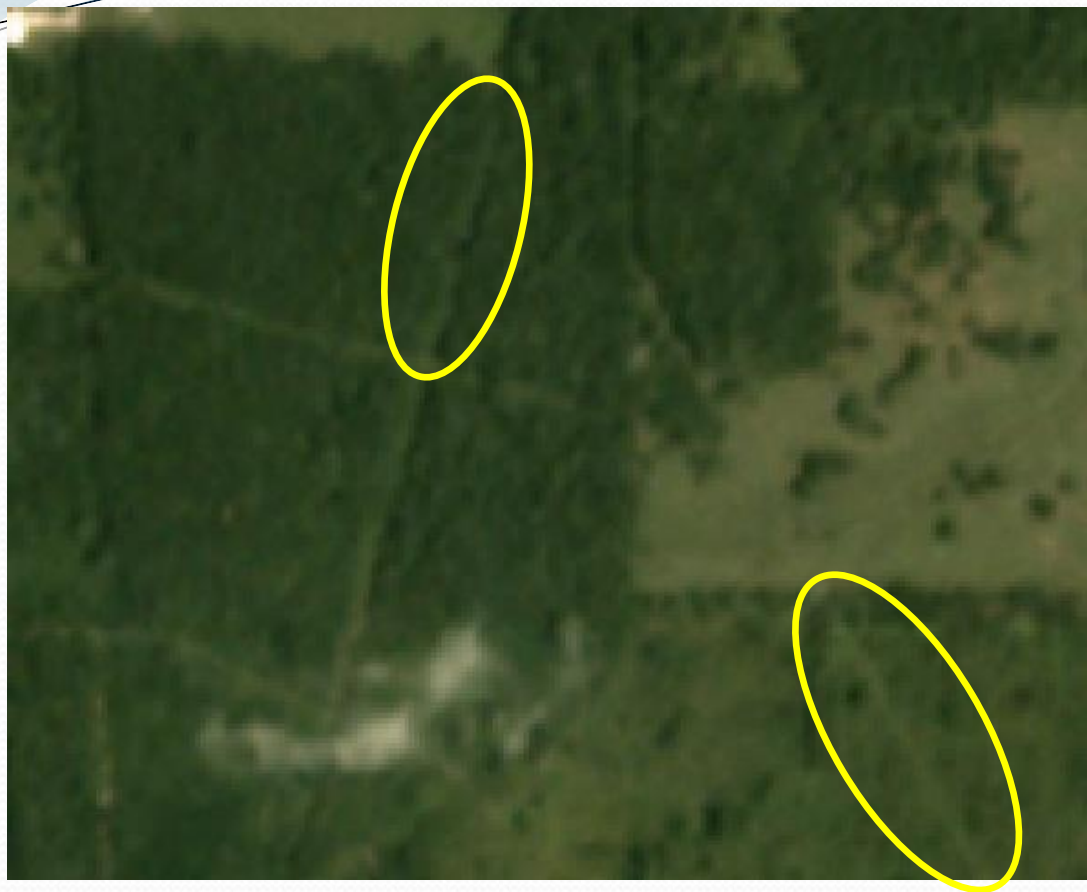


Методы хорошо работают только при высоком отношении сигнал / помеха.

Тенденция: Детекторы на основе НС заметно превосходят «эвристические» детекторы на «своих», или «похожих» выборках .

Но при более разнородных наборах данных это превосходство уменьшается.

## Обнаружение линейных объектов



Радикальным отличием человека - оператора от всех существующих систем машинного зрения является возможность работы при гораздо меньших отношениях сигнал / помеха.

## Обнаружение линейных объектов



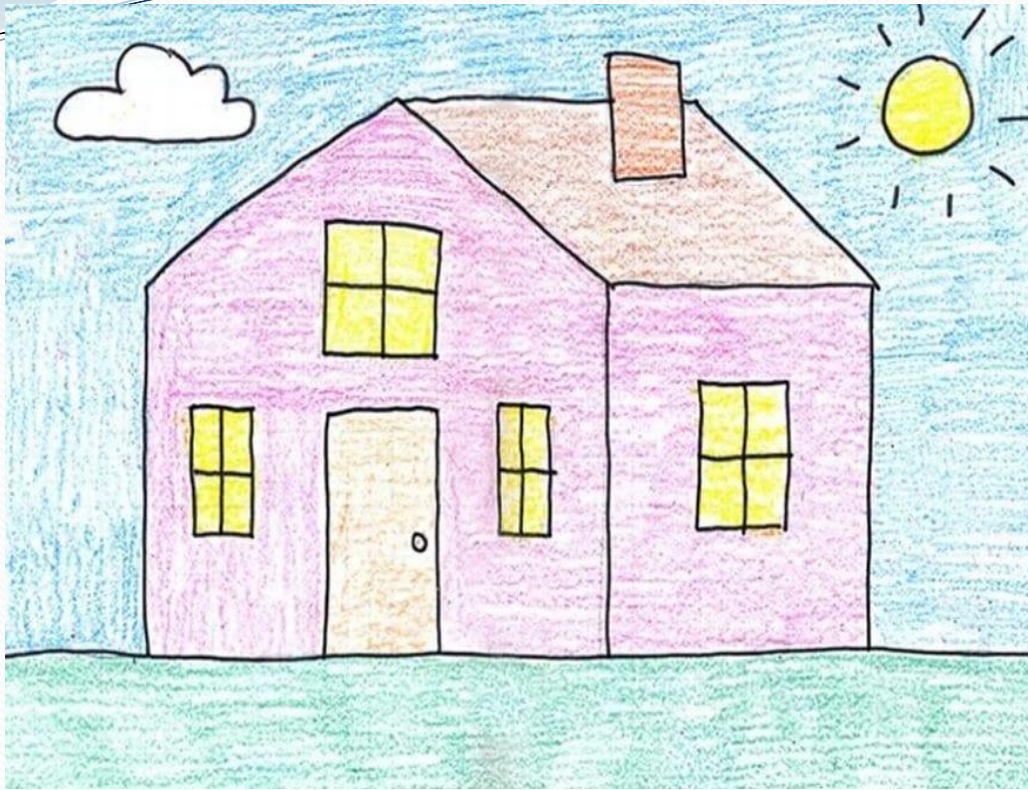
Для того чтобы увеличить отношение сигнал / помеха в природе используется механизм «саккад», известный с 1960х годов.

«Сканирование» ведется как бы вытянутым прямоугольным окном вдоль области перепадов контраста.

Многokrатно сканируются «информативные» участки, а «равномерные» области пропускаются

МОЖНО ПРЕДПОЛОЖИТЬ,  
что выходом механизма «саккад» является  
КОНТУРНОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ОБЪЕКТА

## Обнаружение линейных объектов



детский рисунок «домик»

Контурное представление объекта позволяет формировать описания сложных сцен на основе весьма небольшого набора «базовых» примитивов.

В этом случае задача семантического анализа сцены становится аналогичной задаче анализа текста

Контурное представление объекта также позволяет:

- резко уменьшить объем обрабатываемых данных;
- значительно уменьшить сложность анализа при масштабировании и повороте как отдельных объектов, так и всей сцены.

## Функционирование механизма «саккад»

1. Поле зрения делится на фрагменты, которые параллельно сканируются различными участками зрительной коры. При этом вычисляется большой набор признаков, включая обнаружение линий разной ориентации, а также движущихся линий.
2. Разные участки поля зрения обрабатываются в зрительной коре с различной детальностью.
3. Далее производится общий анализ изображения, на основе которого «программируется», карта «саккад», т.е. карта перемещений зрачка.
4. Анализируются только области контрастов.
5. Когда зрачок перемещается по изображению, производится обработка сигналов и повторное вычисление признаков с наибольшим разрешением (перемещение «точки наилучшего видения»).

**Таким образом просматривается цельный комплекс инженерных решений, направленных на повышение отношения сигнал/помеха при выделении линейных объектов на изображениях**

1. Предварительный анализ. Выделение областей высокого контраста, их классификация (?).
2. Соединение ближайших областей максимальной концентрации контрастов. Построение графа обхода. Классификация графа(?).
3. Обход линий графа (возможно на разных масштабах). Вычисление информативных признаков вдоль направлений линий обхода. Выделение параметров линейных сегментов (длина, направление), точек разветвлений и т.п.
4. Выделение устойчивых сочетаний в последовательностях линейных сегментов (аналог токенов при распознавании текста).
5. Классификация выделенных последовательностей линейных сегментов.

## Заключение

1. Показано, что нейросетевые алгоритмы реализуют методы оптимального обнаружения/ распознавания, исследованные и применяемые в задачах радиолокации и оптики.
2. Эффективность обнаружения/распознавания объектов нейросетями определяется соотношением сигнал/помеха, а также условиями разделяемости классов.
3. Рассмотрена задача выделения линейных объектов, выделены причины сложностей ее решения. Показаны способы решения данной задачи в природе.
4. Предложена общая структура системы выделения линейных объектов, направленная на повышение отношения сигнал/ помеха.

***СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!***