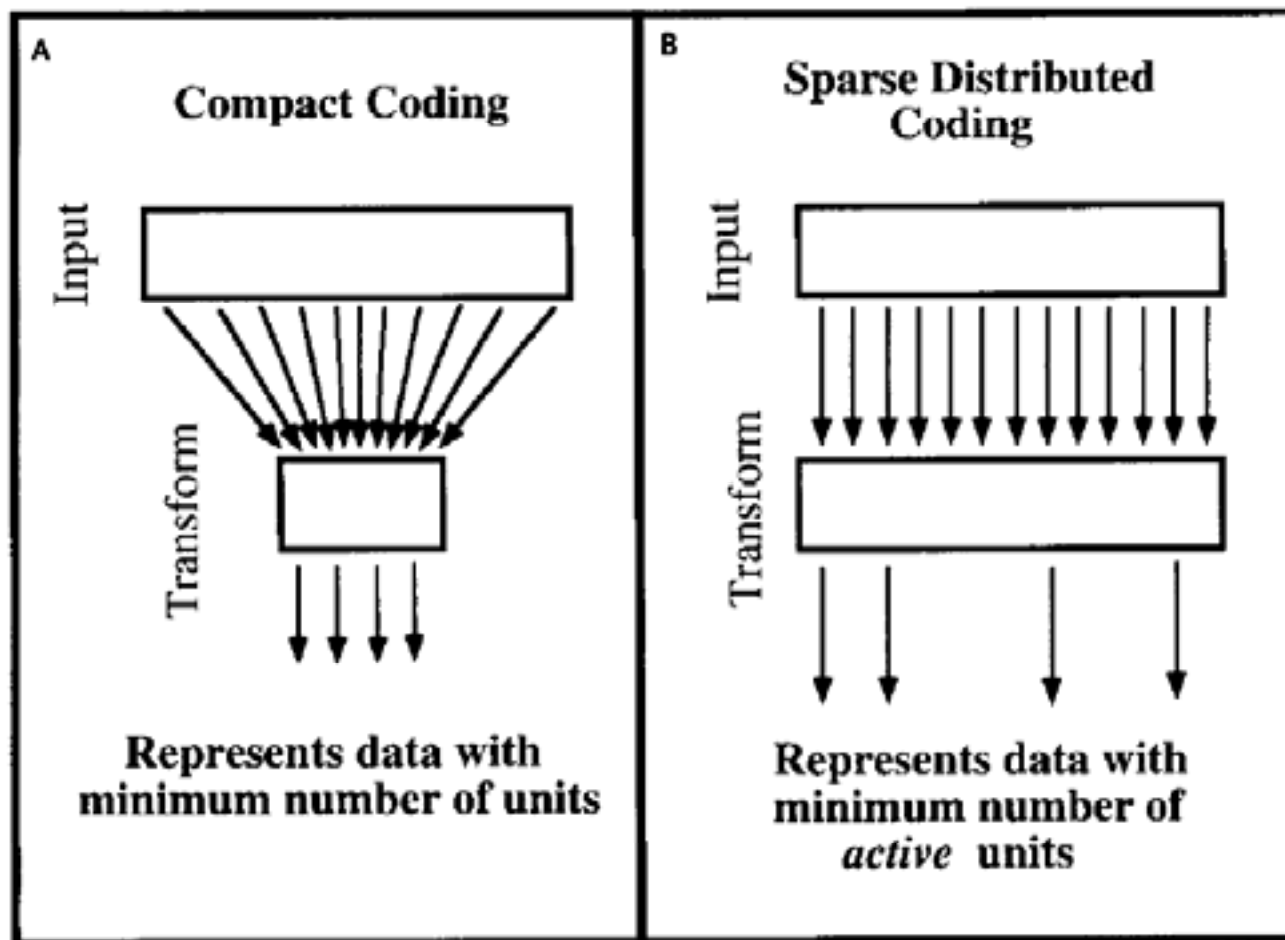




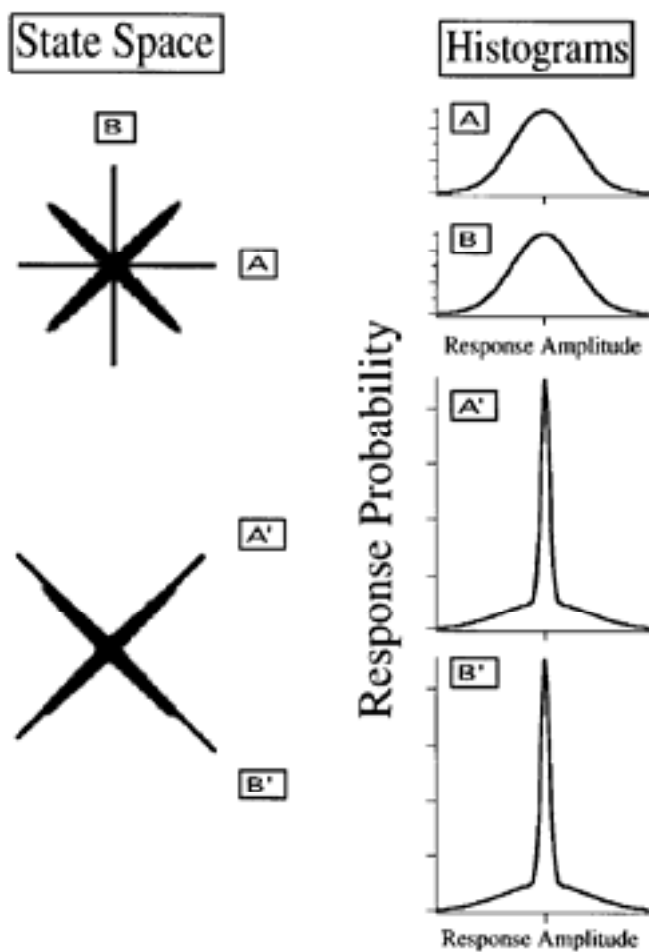
# Опять признаки: “Compact” vs “Sparse”



D. J. Field, “What is the goal of sensory coding?,” *Neural Computation*, vol. 6, no. 4, pp. 559–601, 1994.



# Разреженное кодирование





# Биологические причины

---

- **Поиск особенностей и сопоставление**
  - Вероятность отклика каждой отдельной клетки (переменной) низка
  - Вероятность случайного (ложного) повторения того же самого шаблона тоже низка
- **Хранение данных в ассоциативной памяти**
  - Если данных разрежены (sparsified), то сети позволяют хранить больше данных, и извлекать их быстрее



# Формализация

---

$y \in \mathbb{R}^m$  - сигнал     $x \in \mathbb{R}^n$  - представление     $D \in \mathbb{R}^{n \times m}$

$$y = Dx$$

$$\|x\|_0 < L$$

- 0-норма – «псевдонорма», равна количеству ненулевых элементов вектора  $x$
- Поскольку точного равенства достичь нельзя, ищем минимум нормы  $\|Dx - y\|$  при условии разреженного представления  $x$



# Свойства простых клеток

---

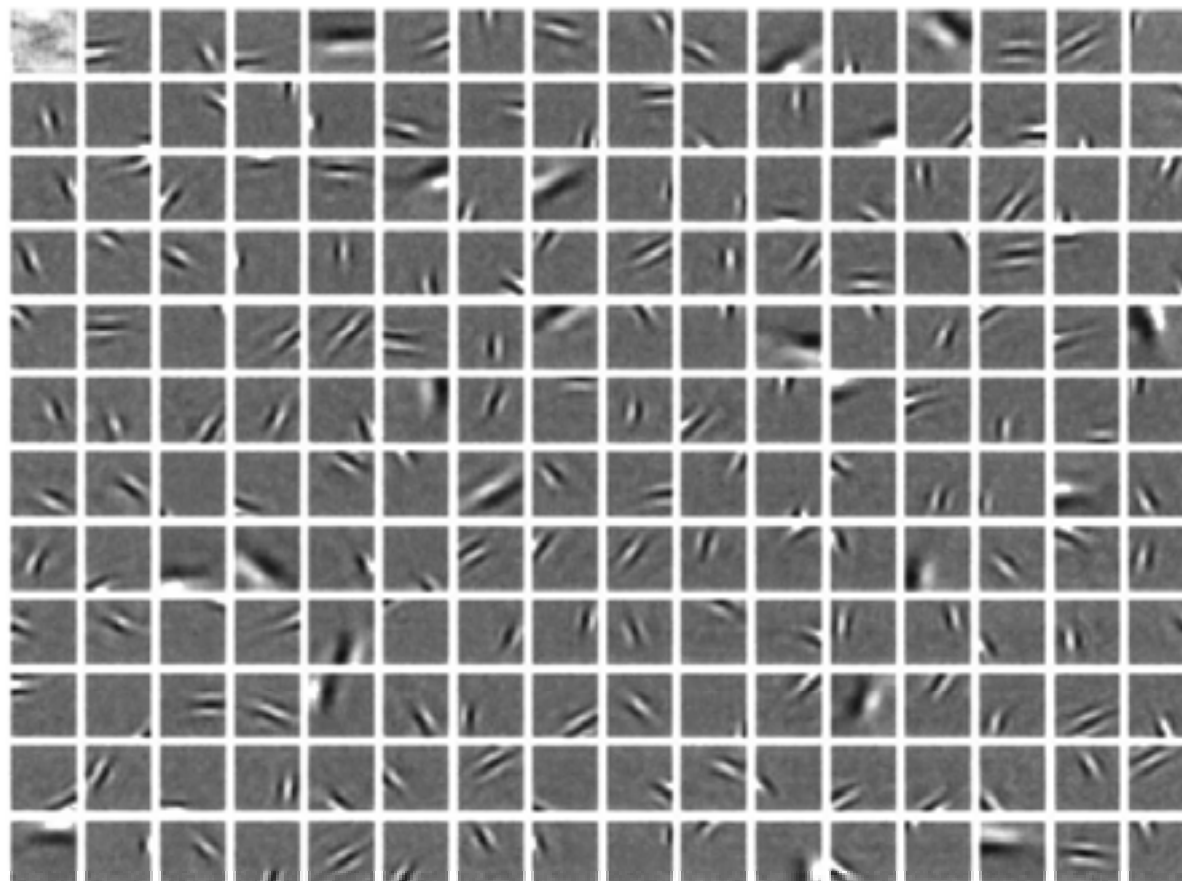
- Рецептивные поля простых клеток в визуальной коре головного мозга обладают следующими свойствами
  - Пространственно локализованные
  - Ориентированные
  - Заданная полоса частот (bandpass)
    - Чувствительны к структуре на определенном пространственном масштабе
- Гипотеза: стратегия кодирования сигнала, максимизирующая разреженность, достаточна для объяснения этих свойств

V.A. Olshausen and B.J. Field, *Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images*, *Nature*, 381 (1996), pp. 607–609.



# Разреженное представление

---

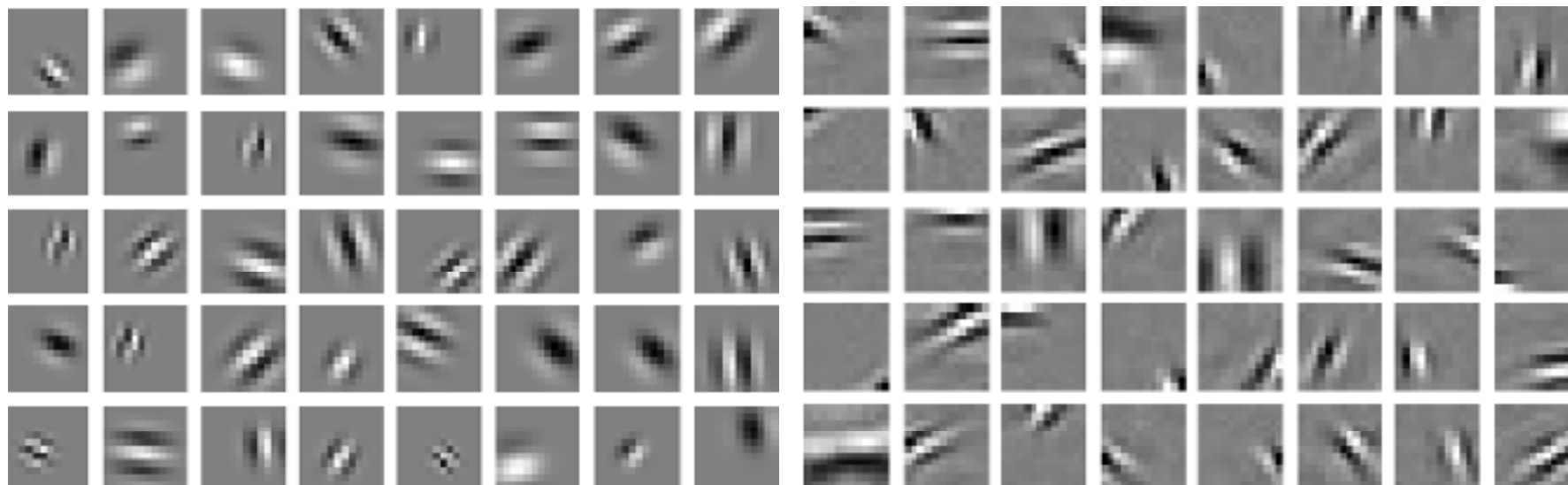


- Словарь, полученный с помощью обучения без учителя (кластеризации), с учётом предположения (условия) разреженности представления



# Сравнение с фильтрами Габора

---



Фильтры  
Габора

Обученный «словарь»



# Алгоритмы выбора $x$

---

$$y = Dx \quad \|x\|_0 < L$$

- В общем случае при 0-норме задача NP-сложная
- Разработан ряд приближенных жадных **МЕТОДОВ**
  - Basis Pursuit
  - Matching Pursuit
  - Orthogonal Matching Pursuit
  - LARS-Lasso

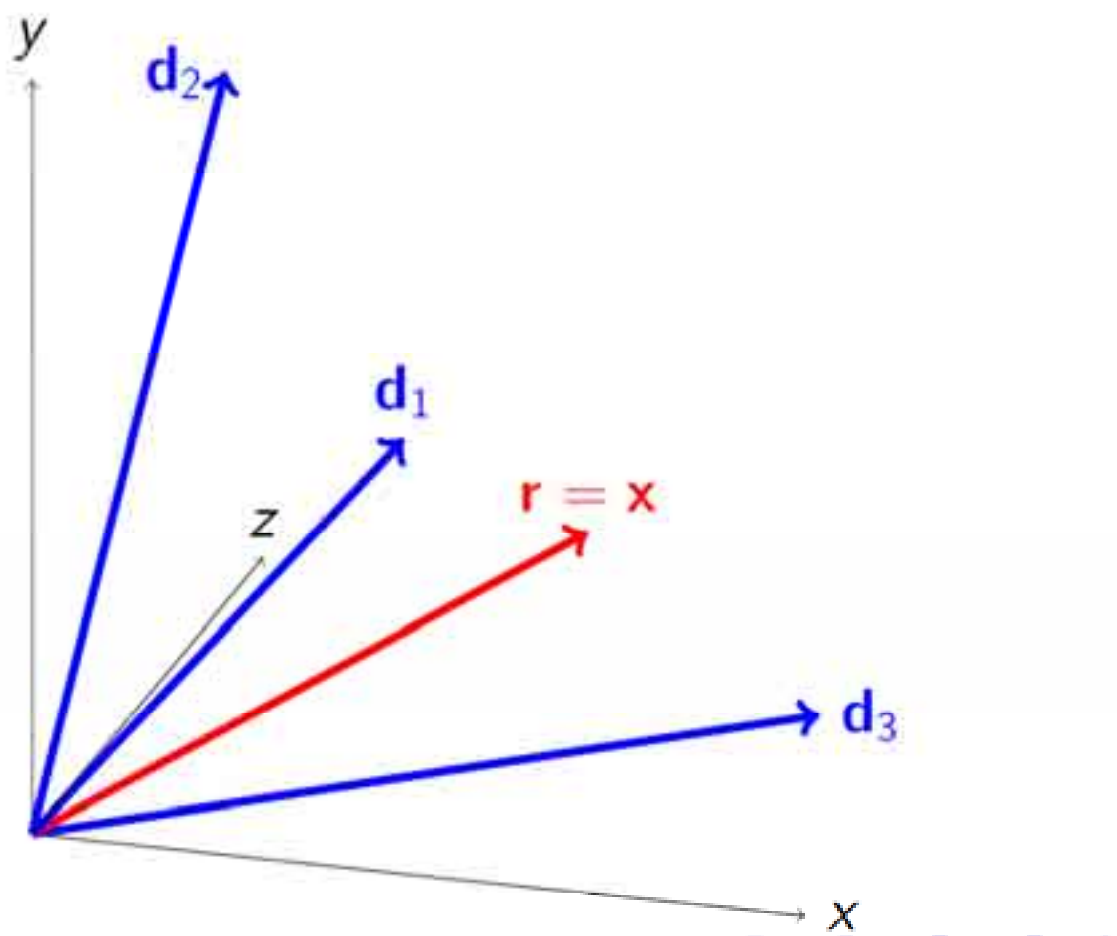




# Matching Pursuit

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0, 0)$$

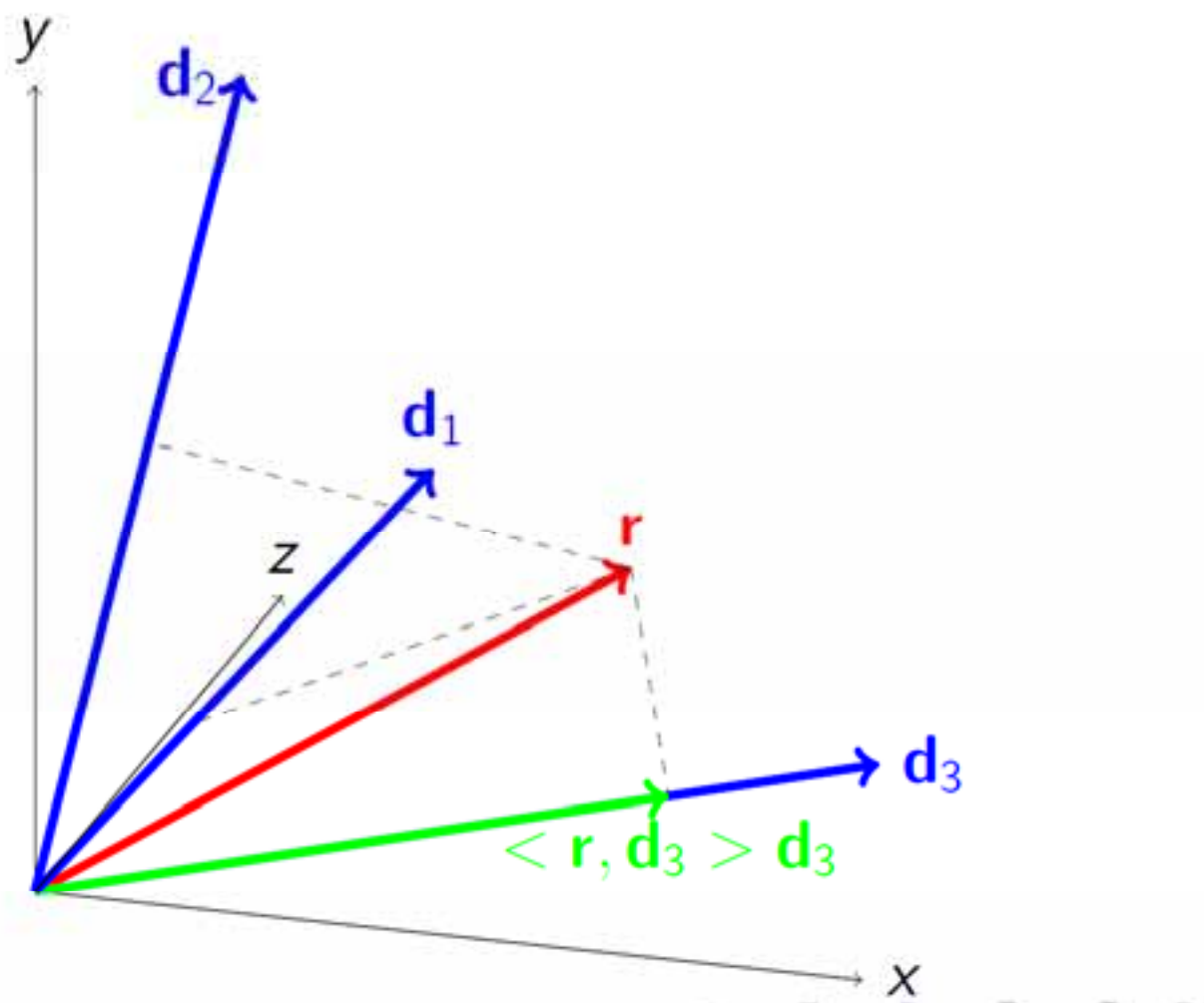




# Matching Pursuit

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0, 0)$$

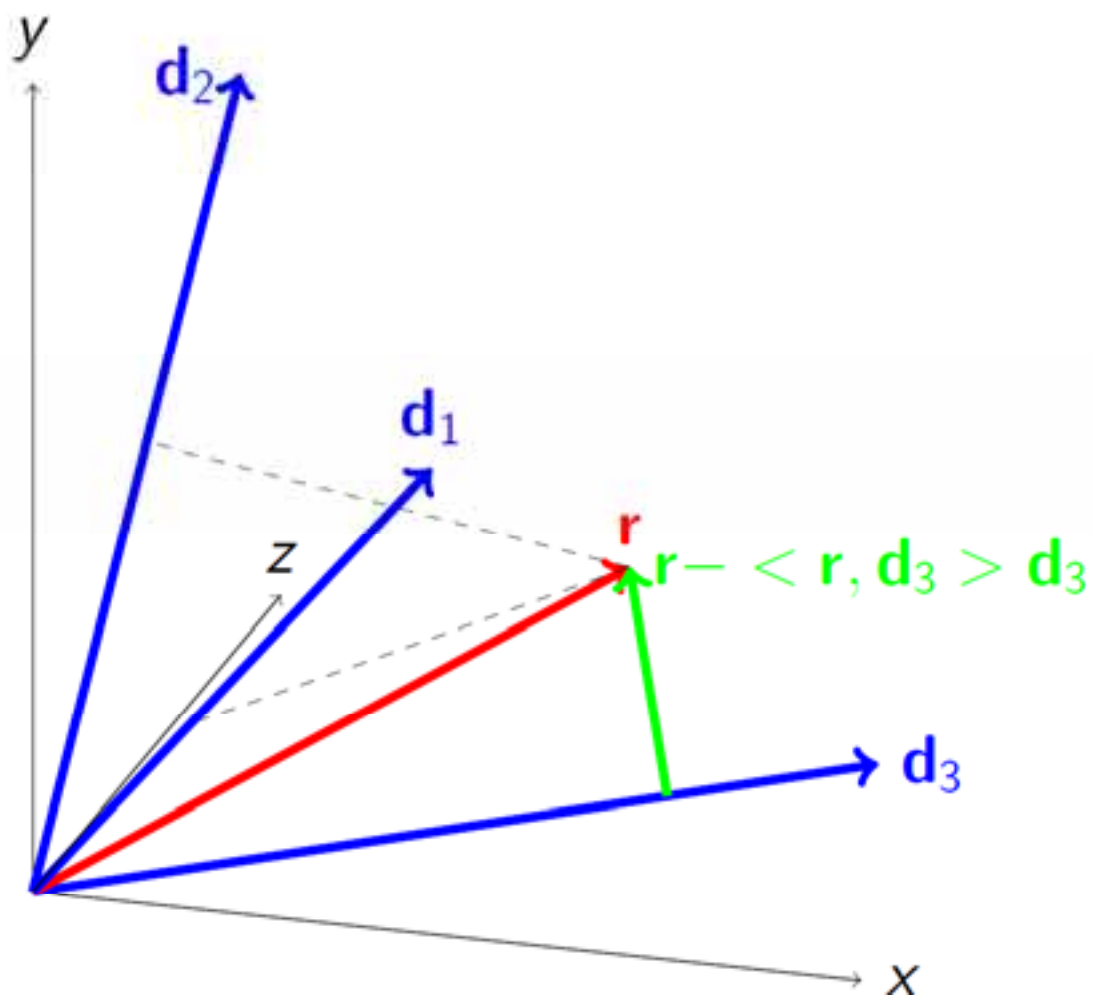




# Matching Pursuit

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0, 0)$$



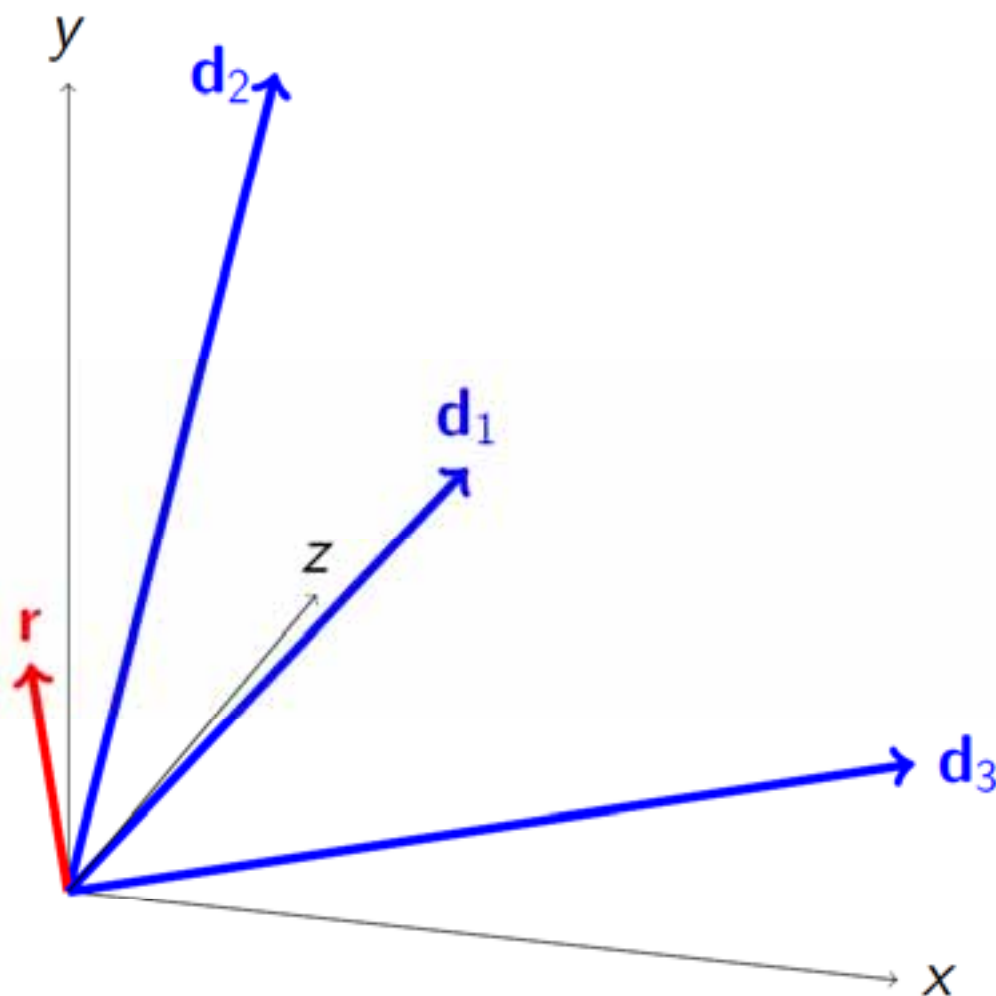


# Matching Pursuit

---

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0, 0.75)$$

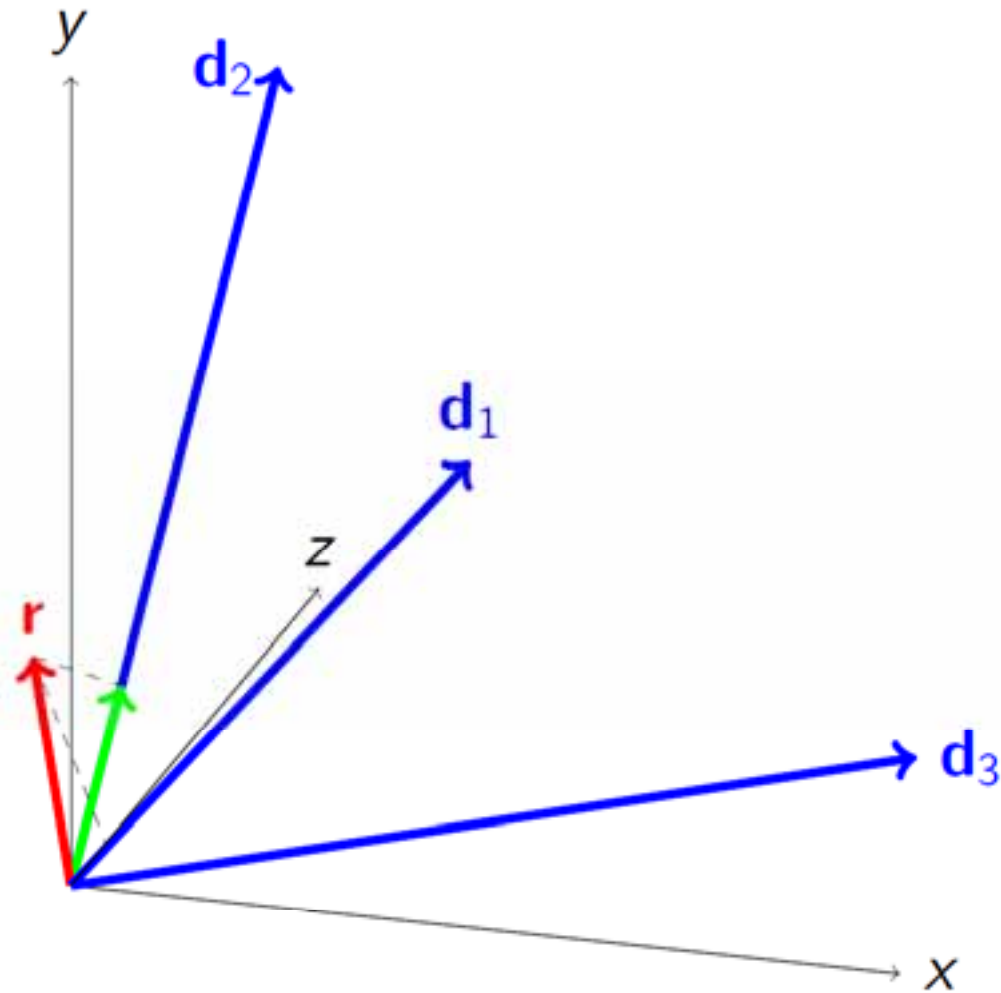




# Matching Pursuit

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0, 0.75)$$

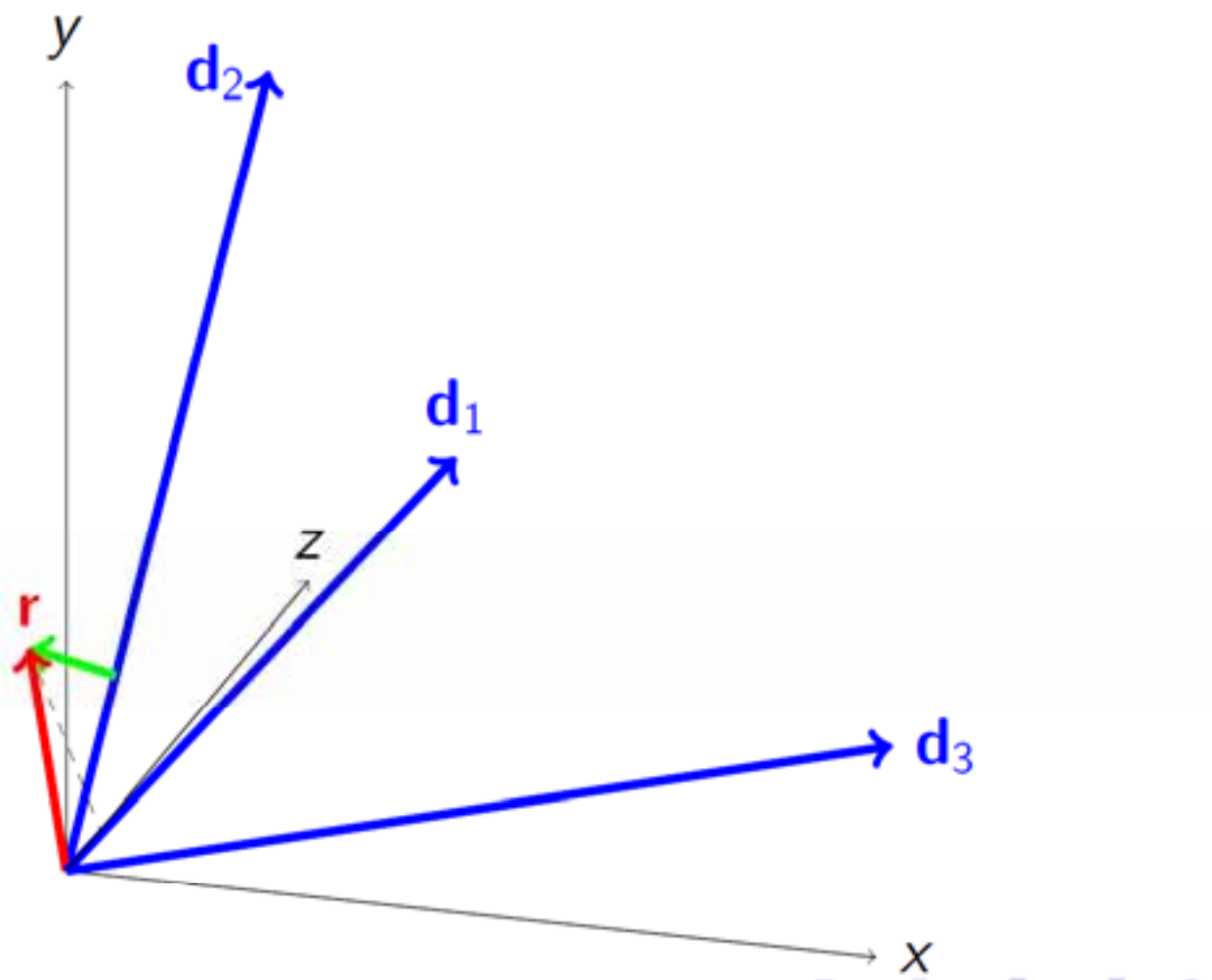




# Matching Pursuit

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0, 0.75)$$

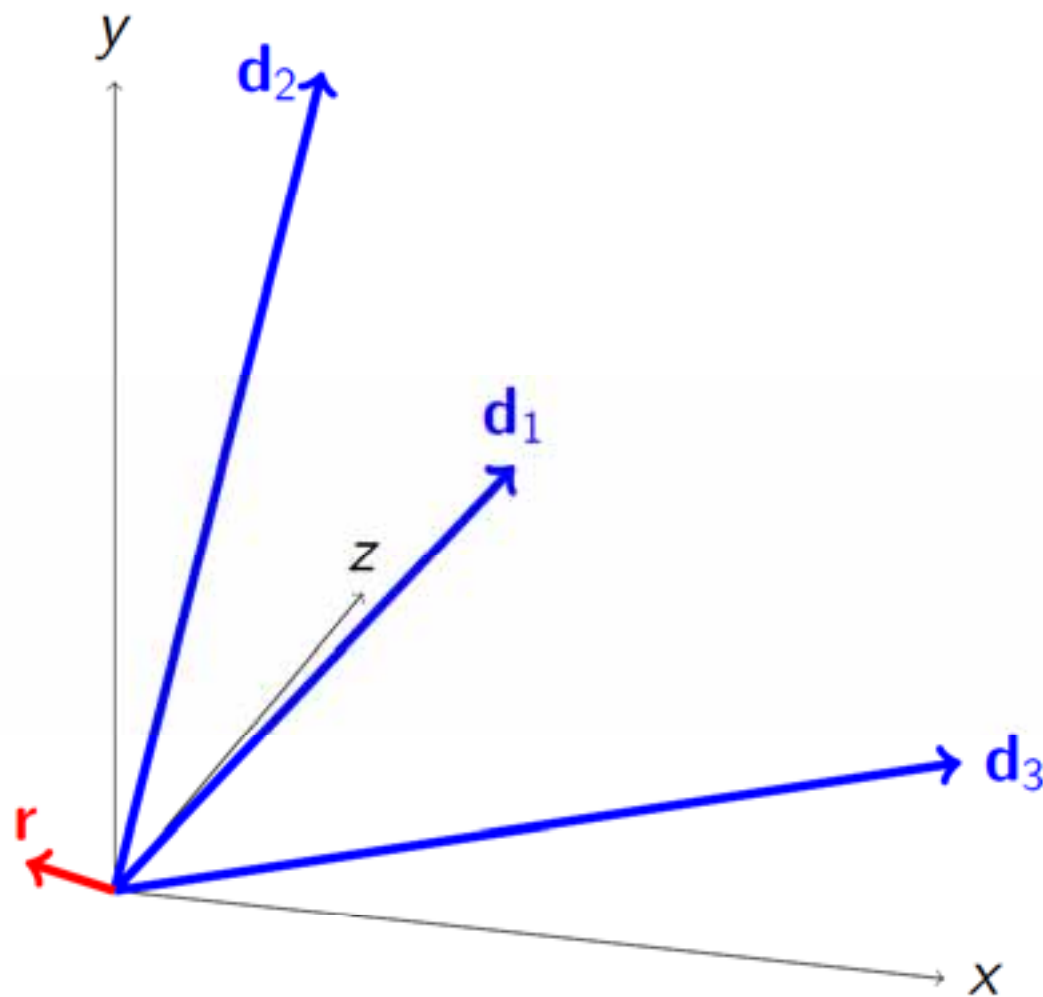




# Matching Pursuit

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0.24, 0.75)$$



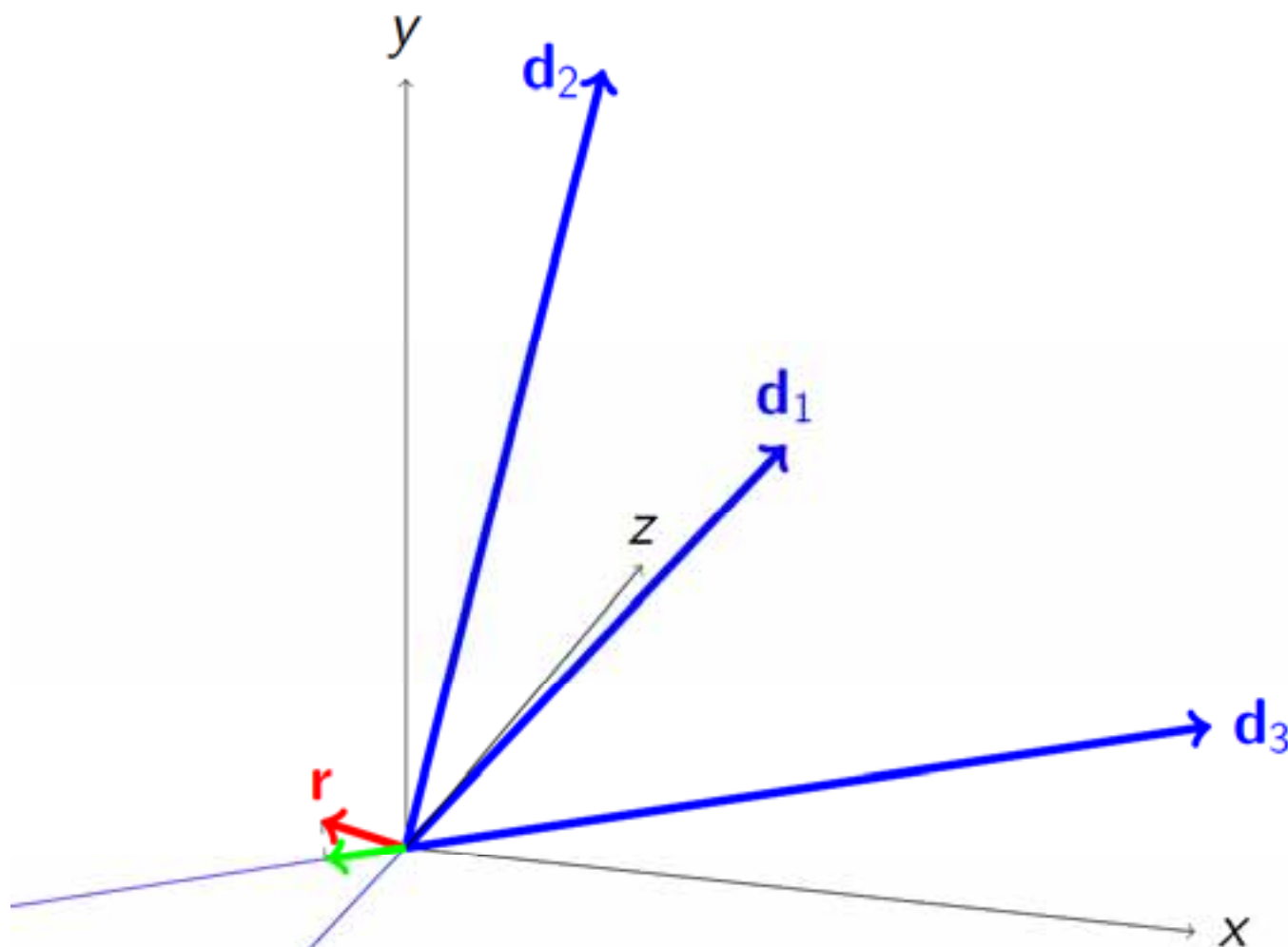


# Matching Pursuit

---

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0.24, 0.75)$$





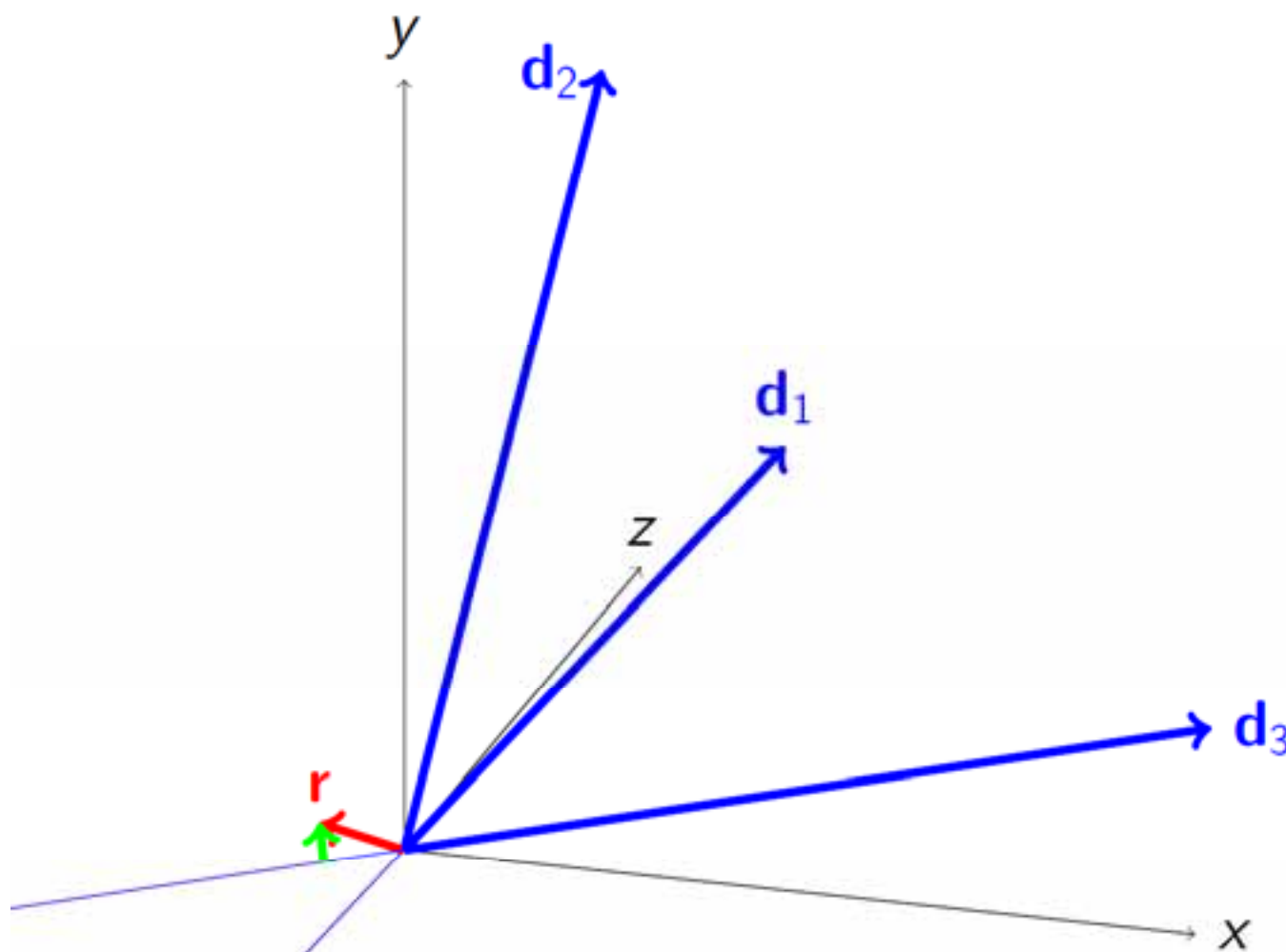


# Matching Pursuit

---

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0.24, 0.75)$$

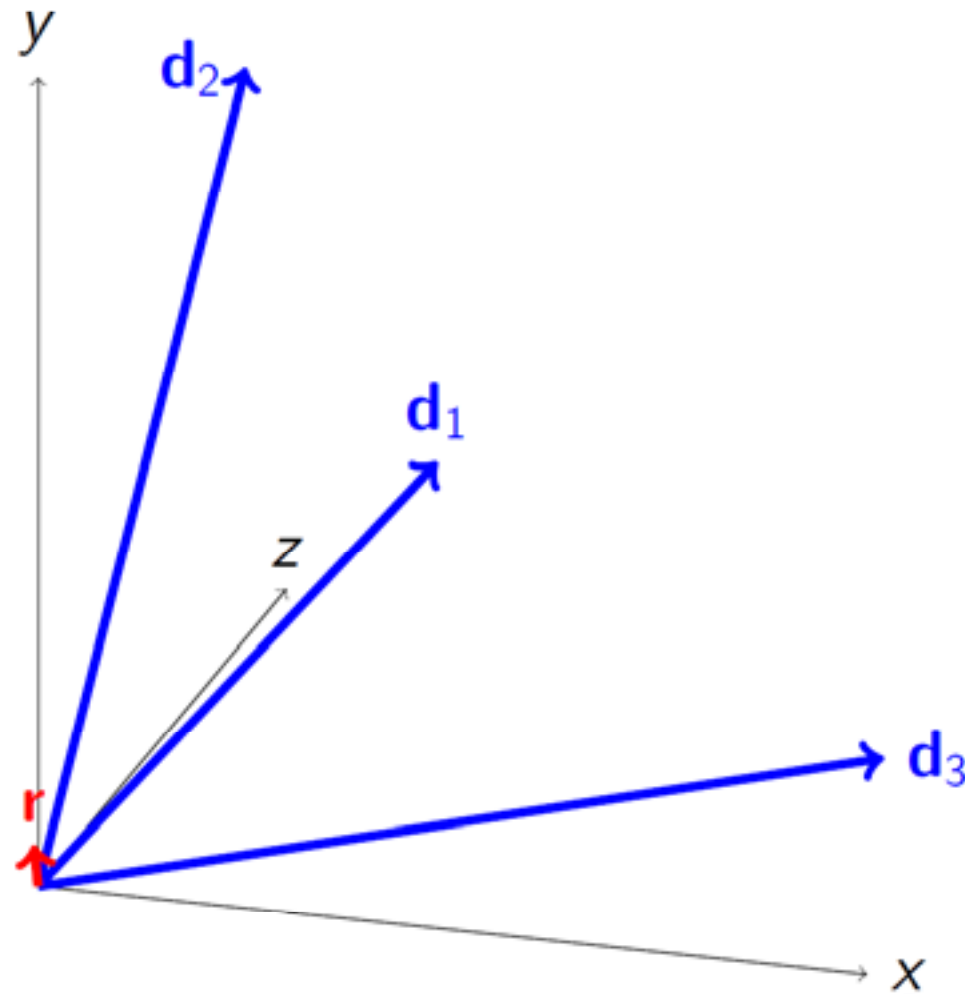




# Matching Pursuit

Matching Pursuit

$$\alpha = (0, 0.24, 0.65)$$





# Matching Pursuit

---

$$\min_{\alpha \in \mathbb{R}^p} \underbrace{\|\mathbf{x} - \mathbf{D}\alpha\|_2^2}_{\mathbf{r}} \quad \text{s.t.} \quad \|\alpha\|_0 \leq L$$

- 1:  $\alpha \leftarrow 0$
- 2:  $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{x}$  (residual).
- 3: **while**  $\|\alpha\|_0 < L$  **do**
- 4:     Select the atom with maximum correlation with the residual

$$\hat{i} \leftarrow \arg \max_{i=1, \dots, p} |\mathbf{d}_i^T \mathbf{r}|$$

- 5:     Update the residual and the coefficients

$$\begin{aligned} \alpha[\hat{i}] &\leftarrow \alpha[\hat{i}] + \mathbf{d}_{\hat{i}}^T \mathbf{r} \\ \mathbf{r} &\leftarrow \mathbf{r} - (\mathbf{d}_{\hat{i}}^T \mathbf{r}) \mathbf{d}_{\hat{i}} \end{aligned}$$

- 6: **end while**



# K-SVD

---

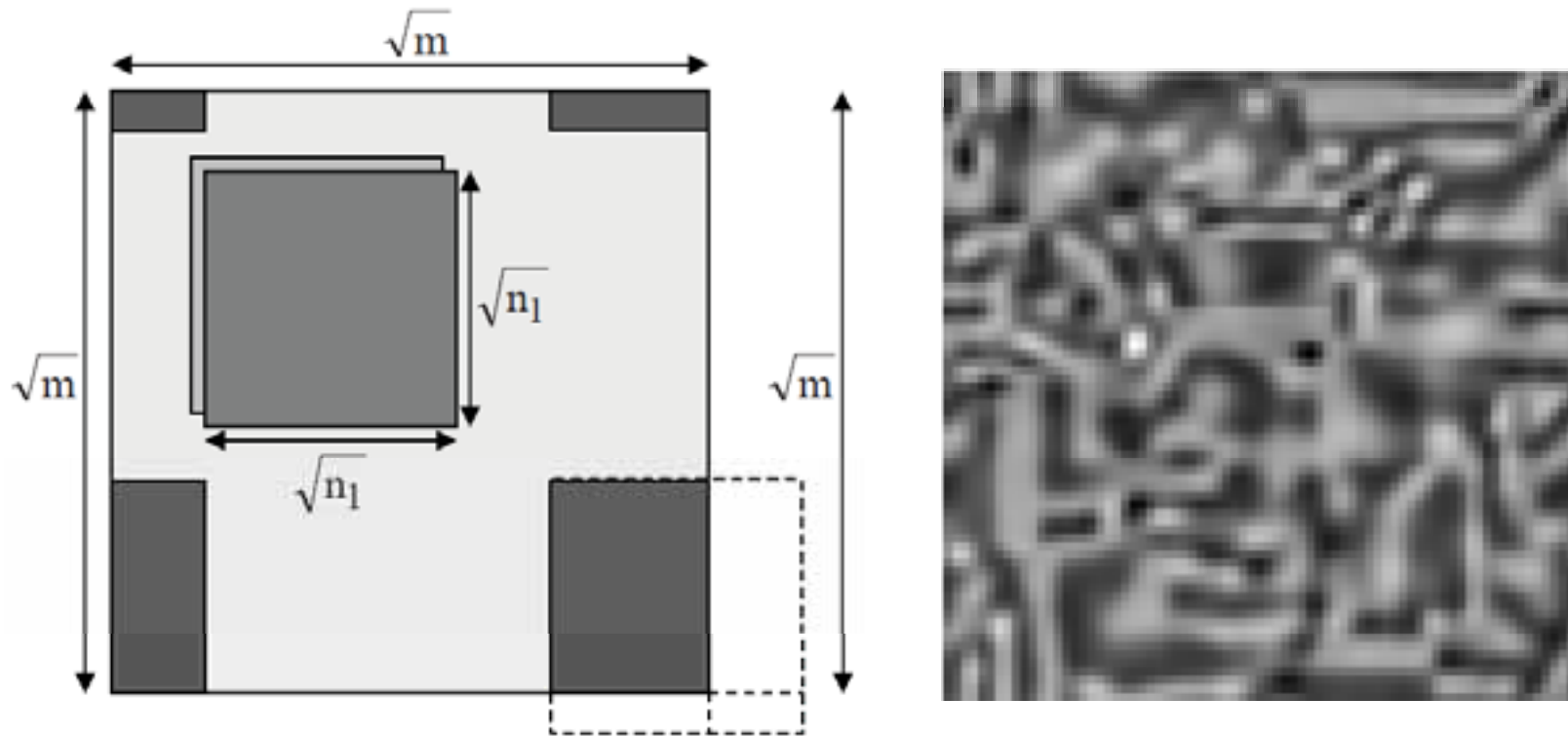
- Обобщение метода K-средних для обучения словаря
- Задача:  $\min_{\mathbf{D}, \mathbf{X}} \left\{ \|\mathbf{Y} - \mathbf{DX}\|_F^2 \right\} \quad \forall i, \|\mathbf{x}_i\|_0 \leq T_0$
- Итеративный алгоритм:
  - Инициализация словаря
  - Повторяем:
    - Получаем разреженное представление X по D, Y
      - » Orthogonal matching pursuit
    - Для каждого  $k=1, K$ 
      - » Обновляем атом  $\mathbf{d}_k$  с помощью SVD разложения

M. Aharon, M. Elad, and A. M. Bruckstein, "The K-SVD: an algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 54, no. 11, pp. 4311–4322, 2006.



# Image-Signature Dictionary

---



M. Aharon and M. Elad, "Sparse and redundant modeling of image content using an image-signature-dictionary," *SIAM Journal on Imaging Sciences*, vol. 1, no. 3, pp. 228–247, 2008.



# Применение

---

- Шумоподавление, реконструкция изображений, распознавание
- Схема шумоподавления:
  - Построение словаря
    - По исходному изображениям (или даже по зашумленным!)
    - Примеры: ISD размером 75x75, патчи 8x8, L=2, 110000 примеров
  - Кодирование
    - Использование OMP
    - Добавляем атомы, пока ошибка не превысит  $1.1 * \sigma$
    - $\sigma$  – оценка шума в исходном изображении



# Пример

Noisy images



PSNR=24.61dB



PSNR=24.61dB

ISD results



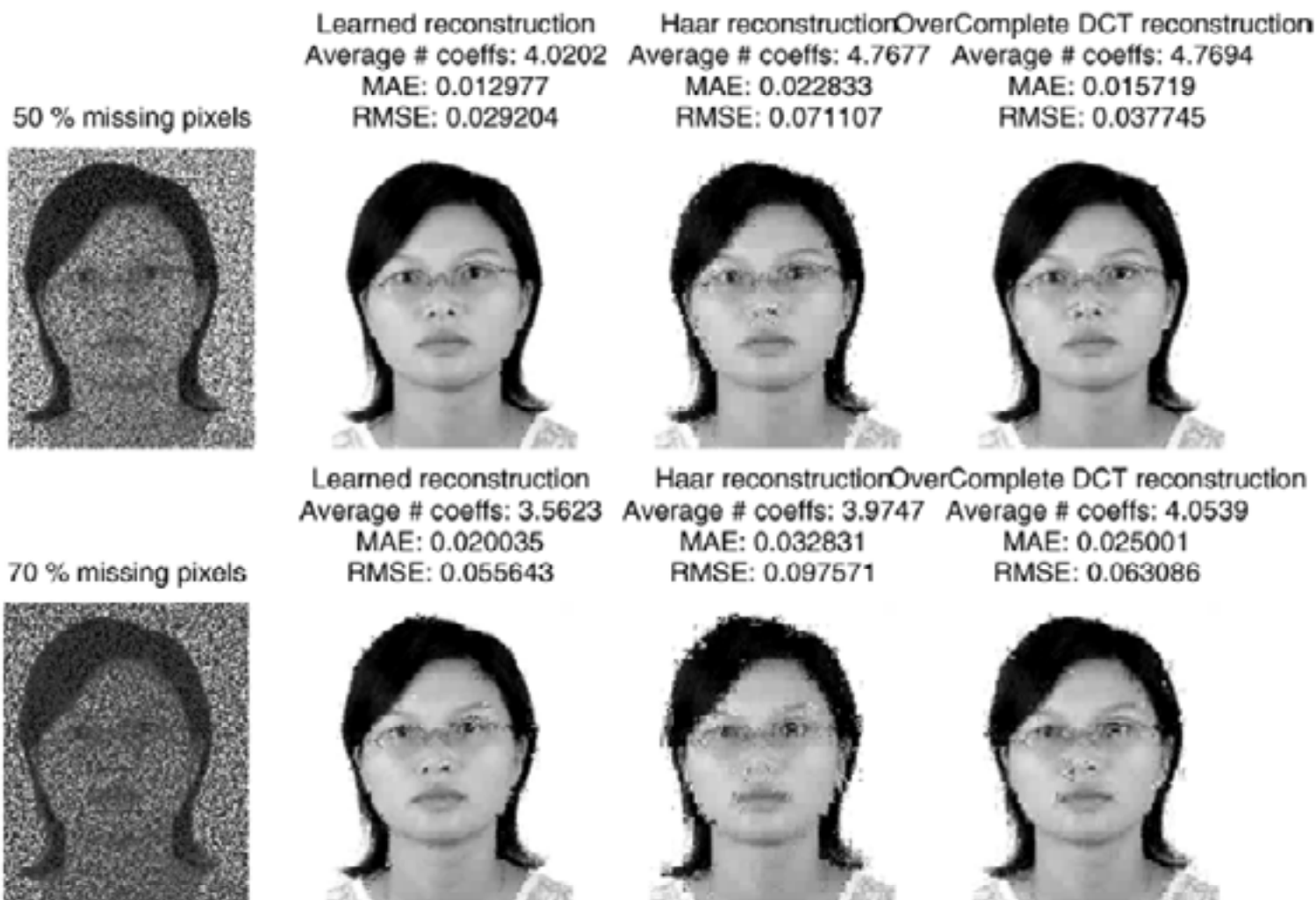
PSNR=33.64dB



PSNR=32.22dB



# Реконструкция







# Реконструкция изображений

---





# Реконструкция изображений

---





# Использование для классификации

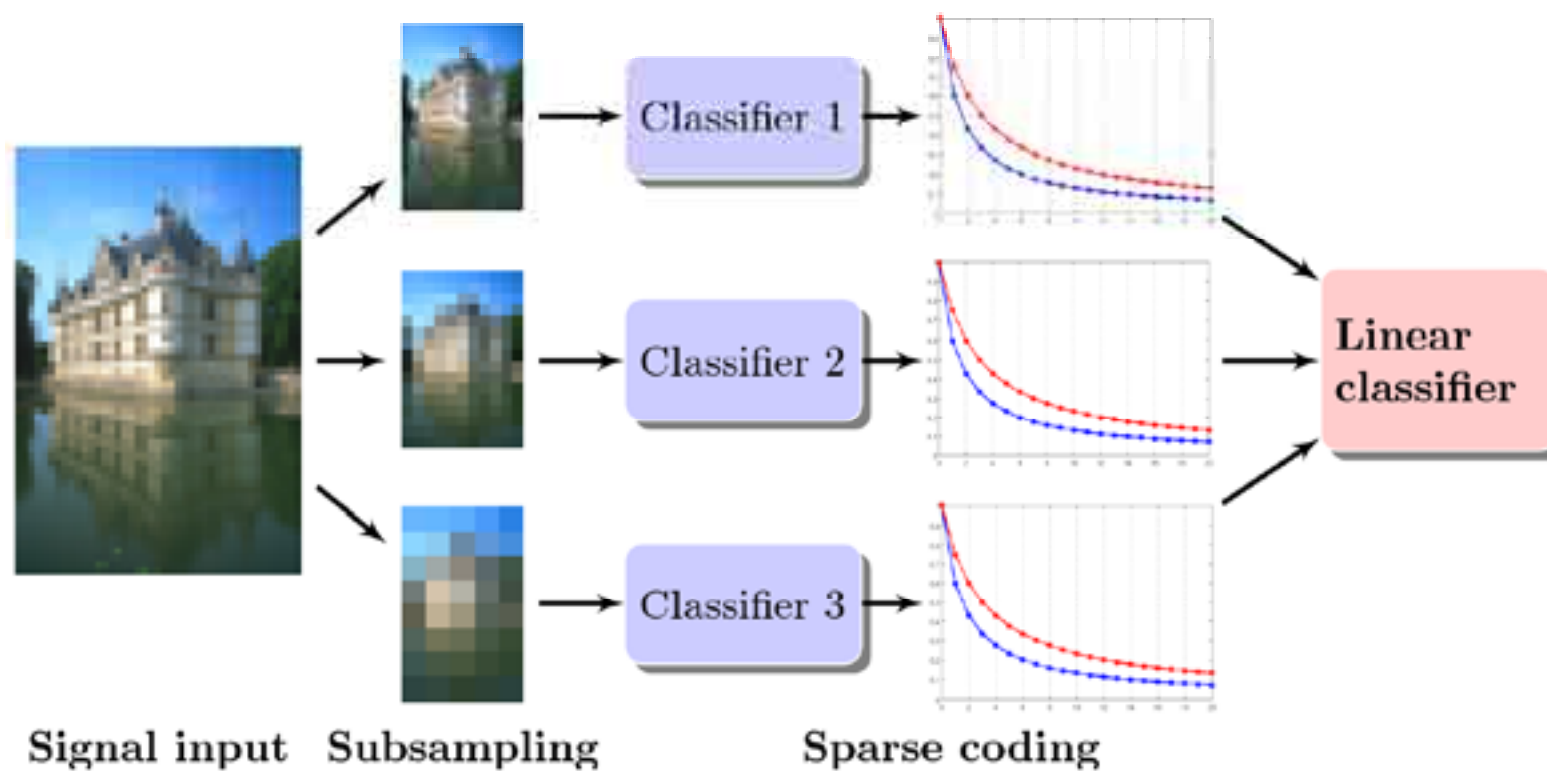
---

- **Идея:**
  - Обучим по словарю для каждого класса объектов
  - Новому сигналу назначим класс, реконструкция по которому наиболее точная
- **Детали:**
  - Построим ROC-кривую по параметру  $L$  для реконструкции по каждому словарю
  - Построим словари для разных разрешений и разных классов
  - Набор ROC-кривых составит вектор-признак для классификации

J. Mairal, M. Leordeanu, F. Bach, M. Hebert, and J. Ponce. Discriminative sparse image models for class-specific edge detection and image interpretation. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2008b

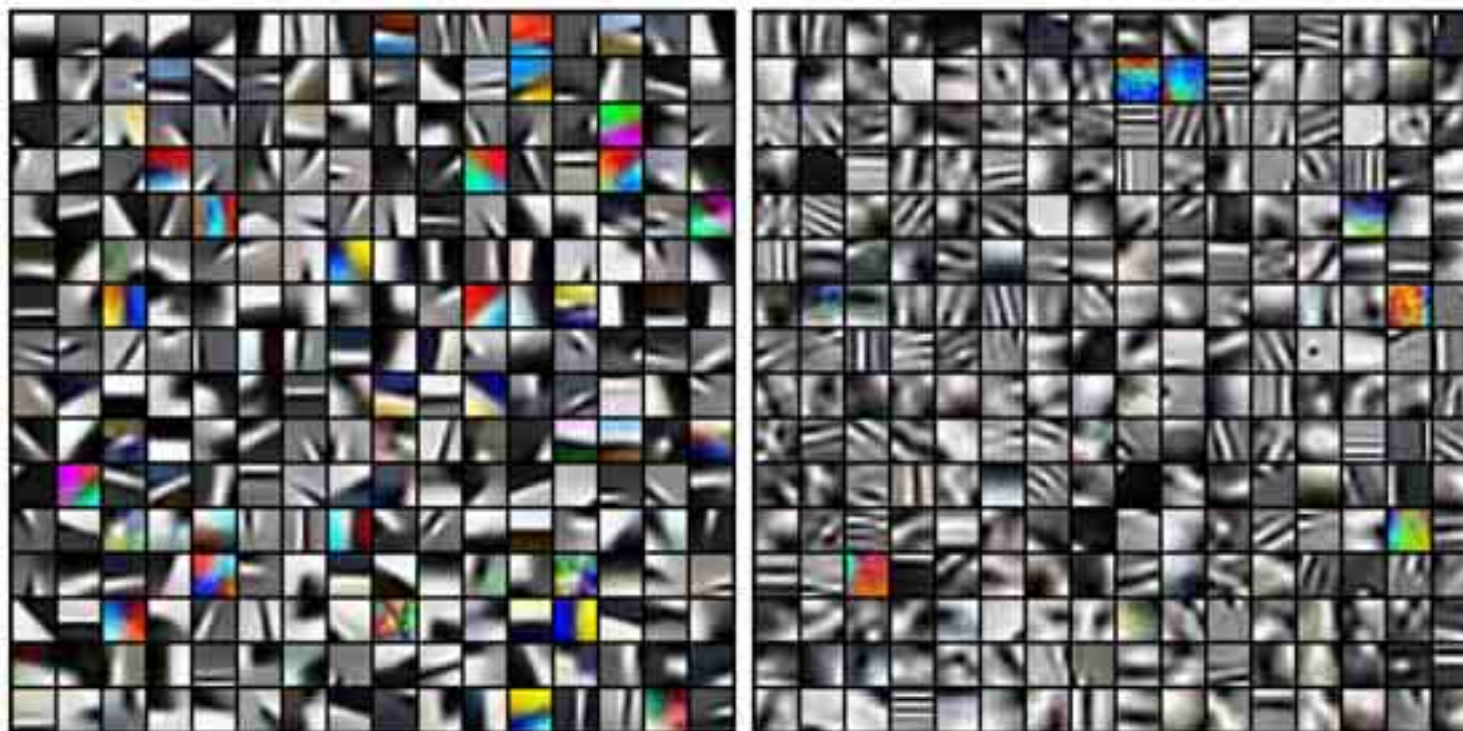


# Многомасштабный классификатор





# Поиск краёв



Good edges

Bad edges

- Обучающая выборка – результат Canny, выбор хороших/плохих краёв по отсегментированным пользователем изображениям
- 14 классификаторов, 7 размеров фрагментов, 2 разрешения (макс и половина),  $k=256$ , по 150000 фрагментов для хороших / плохих краёв,  $L=6$



# Поиск краев

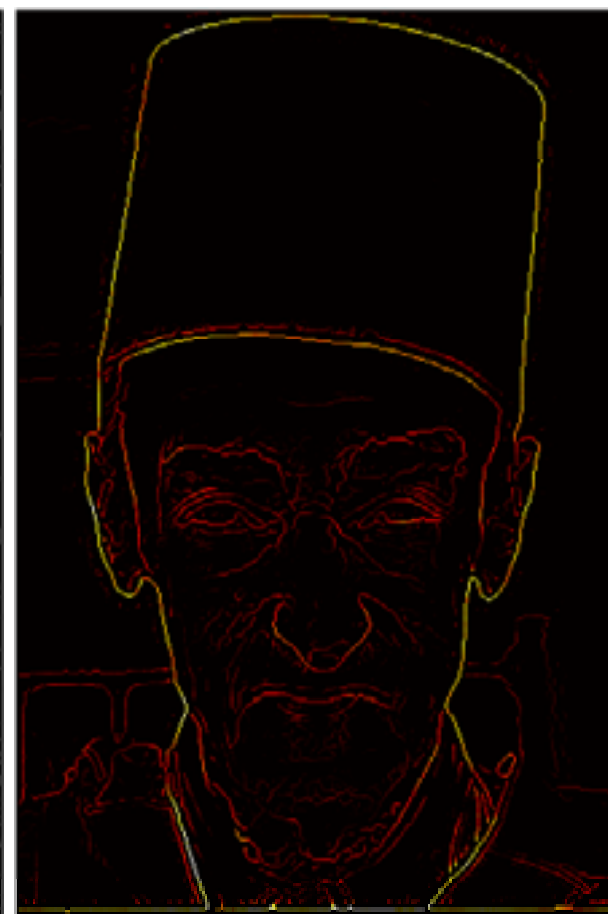
---



Исходное  
словарю



Канни



По



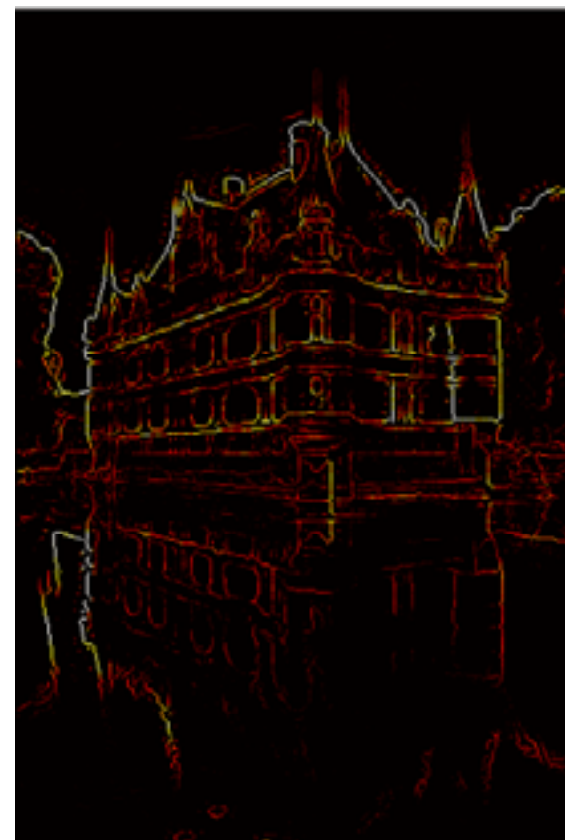
# Поиск краев



Исходное



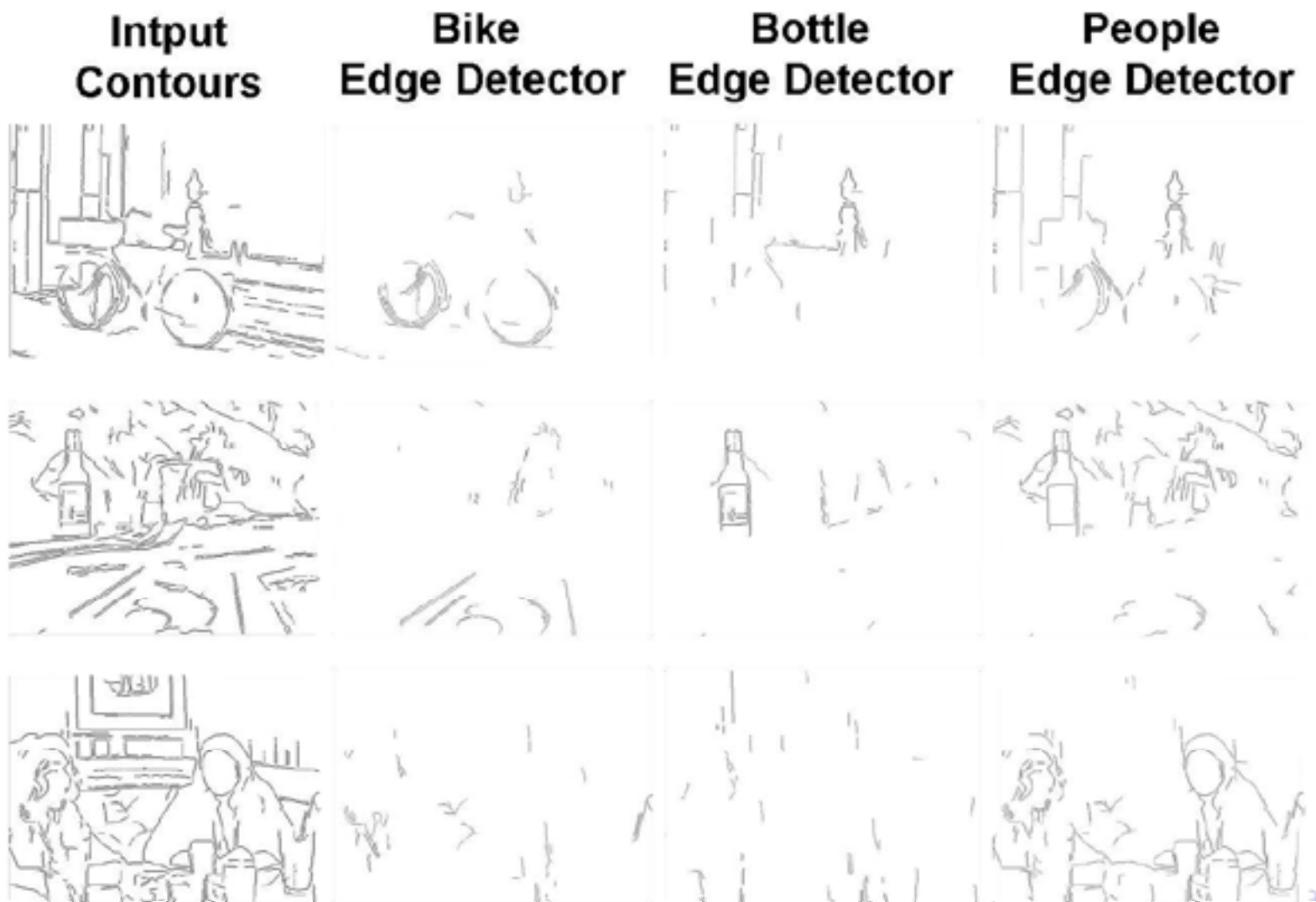
Канни



По словарю



# Детектор краёв для класса



One vs All классификатор





# Аутентификация картин

---



J. M. Hugues, D. J. Graham, and D. N. Rockmore. Quantification of artistic style through sparse coding analysis in the drawings of Pieter Bruegel the Elder. *Proceedings of the National Academy of Science, TODO USA*, 107(4):1279-1283, 2009



# Аутентификация картин

---





# Аутентификация картин

---

Authentic



Fake



Fake



# Аутентификация картин

---

Authentic



Fake



Authentic