

# Компьютерное зрение '2014

Who? Александр Вахитов

When? April 25, 2014

# План лекции

Трекинг  
объекта

Линейная модель динамической системы

Сегментация  
изображений

Основные понятия  
Байесовский подход  
Поиск минимума  
Примеры

Геометрия

3x мерная геометрия  
Проективная камера  
Изображение плоскости

## Модель линейной эволюции

$$x_n = A_n x_{n-1} + w_n$$

$x_n$  - вектор состояния системы,  $n$  - момент времени,  
 $w_n \in N(0, \Sigma_w)$  - гауссовский вектор помехи  
состояния

Пример

Движение точки с координатами  $(i, j)$  с постоянной  
скоростью  $(v_i, v_j)$ :

$$x_n = (i, j, v_i, v_j)^T, \quad A_n = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

## Модель наблюдения

$$z_n = H_n x_n + v_n,$$

$z_n$  - вектор наблюдений (измерений),  $v_n \in N(0, \Sigma_v)$  -  
гауссовский вектор помехи наблюдения, у нас

$$z_n = x_n + v_n$$

## Основные понятия

Наблюдаемость - можно ли по наблюдениям восстановить состояния?

Наблюдаемость эквивалентна  
 $\text{rank} (H, HA, H^2 xA, \dots, H^{q-1} A)^T = q$ , где  $q$  - размерность состояния.

## Фильтр Калмана

Обозначим  $P_{n|k} = \text{cov}(x_{n|k}, x_{n|k})$  Экстраполяция:

$$\hat{x}_{n|n-1} = A_n \hat{x}_{n-1|n-1}, \quad P_{n|n-1} = A_n P_{n-1|n-1} A_n^T + \Sigma_w$$

Коррекция:

$$y_n = z_n - H_n \hat{x}_{n|n-1}, \quad S_n = H_n P_{n|n-1} H_n^T + \Sigma_v,$$

$$K_n = P_{n|n-1} H_n^T S_n^{-1}$$

$$\hat{x}_{n|n} = \hat{x}_{n|n-1} + K_n y_n$$

$$P_{n|n} = (I - K_n H_n) P_{n|n-1}$$

Начальные данные:  $\hat{x}_0$  - начальное приближение, трактуемое как случайная величина,  $P_{0|0}$  - ковариация ошибки начального приближения

## Основной источник

Simon Prince. Computer Vision Models, Learning, and Inference. 2012

## Марковское случайное поле

### Определение

- Марковское случайное поле (MRF) - тройка:  
множество позиций (напр., пикселей)  
 $S = \{1 \dots N\}$
- множество случайных величин  $w_n$ , по одному для каждой позиции  
 $\{w_n\}_{n=1}^N$
- множества соседей  $\{\mathcal{N}_n\}_{n=1}^N$  для каждой позиции

$$m \in \mathcal{N}_n \Leftrightarrow (m, n) \in C$$

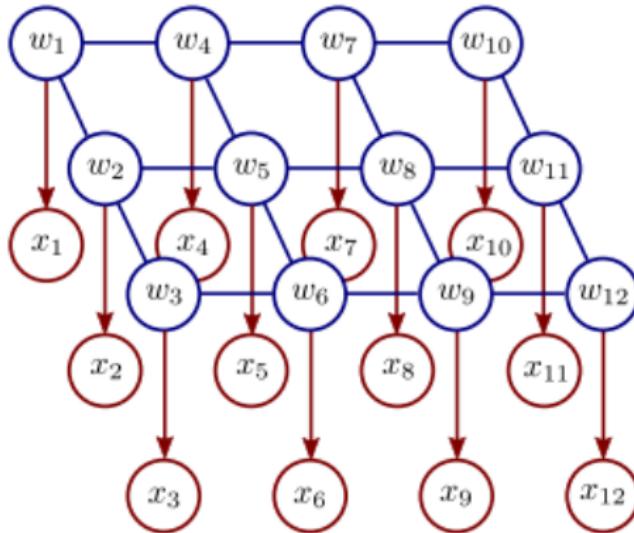
Основное свойство:

$$P(w_n | \mathbf{w}_{S \setminus n}) = P(w_n | w_{\mathcal{N}_n})$$

## Наблюдения и параметры

Пусть в марковском случайном поле к каждой позиции привязан неизвестный случайный параметр  $w_n$  и наблюдение  $x_n$ .

Например,  $w_n$  - истинное значение пикселя,  $x_n$  - наблюдаемое значение, искаженное шумом.



## Формула Байеса

Обозначим  $w$  - вектор параметров,  $x$  - вектор наблюдений.

Формула Байеса:

$$P(w|x) = \frac{P(x|w)P(w)}{P(x)}$$

При этом,

$$\operatorname{argmax}_w P(w|x) = \operatorname{argmax}_w P(x|w)P(w)$$

## Байесовский подход к марковскому полю

Потенциальная функция  $\phi_j(\cdot)$  - вероятность совместного появления значений на связанных позициях марковского поля. Сопоставим потенциальную функцию каждой позиции, при этом

$$\phi_j(w_n) = P(w_{\mathcal{N}_n})$$

Тогда априорная вероятность  $P(\mathbf{w})$  формулируется как

$$P(\mathbf{w}) = \prod_{n=1}^N \phi_n(w_{\mathcal{N}_n})$$

В то же время,

$$P(\mathbf{x}|\mathbf{w}) = \prod_{n=1}^N P(x_n|w_n)$$

Пример марковского поля  
4 пикселя 1,2,3,4,

$$C = \{(1, 2), (2, 3), (3, 4), (4, 1)\}$$

$w_{1\dots 4}$	$Pr(w_{1\dots 4})$	$w_{1\dots 4}$	$Pr(w_{1\dots 4})$
0000	0.47176	0100	0.00471
0001	0.00471	0101	0.00005
0010	0.00471	0110	0.00471
0011	0.00471	0111	0.00471

$w_{1\dots 4}$	$Pr(w_{1\dots 4})$	$w_{1\dots 4}$	$Pr(w_{1\dots 4})$
1000	0.00471	1100	0.00471
1001	0.00471	1101	0.00471
1010	0.00005	1110	0.00471
1011	0.00471	1111	0.47176

# Логарифмирование вероятности

Ищем

$$\hat{w} = \operatorname{argmax} P(\mathbf{w}|\mathbf{x})$$

Обозначим

$$U_n(w_n) = -\log P(x_n|w_n), \quad \psi(w_m, w_n) = -\log P(w_m, w_n).$$

$$\operatorname{argmax} P(\mathbf{w}|\mathbf{x}) = \operatorname{argmax} \prod_{n=1}^N \{P(x_n|w_n)\} \prod_{n=1}^N \phi_n(\mathbf{w}_{\mathcal{N}_n})$$

$$= \operatorname{argmax} \sum_{n=1}^N \log P(x_n|w_n) - \sum_{(m,n) \in C} \psi(w_m, w_n) =$$

$$= \operatorname{argmin} \sum_{n=1}^N U_n(w_n) + \sum_{(m,n) \in C} \psi(w_m, w_n).$$

## Минимальный разрез и максимальный поток

Пусть имеется направленный ациклический взвешенный граф. Пусть в нем выделены вершина-исток и вершина-сток. Разрезом называется набор ребер, при удалении которых более не существует пути из истока в сток.

Трактуем вес ребра как пропускную способность. Для каждого пути из истока в сток пропускная способность есть минимум из пропускных способностей ребер в пути. В каждом пути есть ребро, на котором достигается минимум (насыщенное).

Разрезая последовательно насыщенные ребра, получим разрез графа. Разрез будет минимальным по сумме весов ребер, в него входящих.

## Поиск минимума

Для простоты, считаем  $w_n$  распределенным по Бернулли (принимает 0 или 1 с вероятностями  $\rho$  и  $1 - \rho$ ).

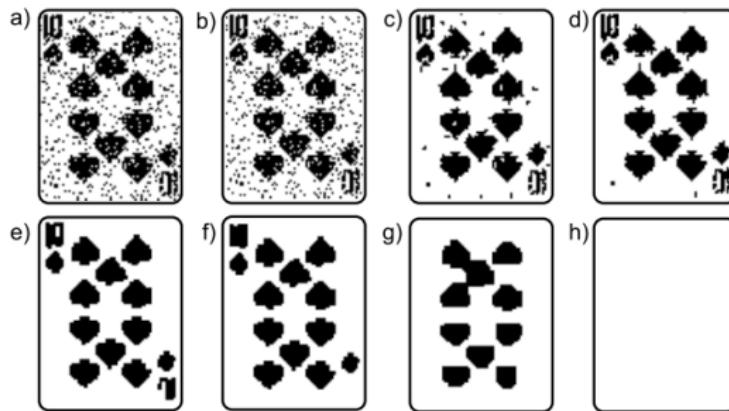
Пусть задан граф  $\mathbf{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ . Зададим специальную вершину - исток и вершину - сток, а также  $N$  вершин (по числу позиций).

Соединим ребрами вершины  $m, n$  если  $(m, n) \in C$ .  
Если отношение симметрично, получим  
ненаправленный граф.

Каждому ребру - вес: для ребер из истока  $U_n(0)$ , для ребер в сток  $U_n(1)$ , для ребра  $m, n$  -  $\psi(m, n)$ .

Найдем минимальный разрез - это и будет решение задачи.

## Пример: удаление шумов



Пример: удаление шумов, метод  
расширения



## Реальные приложения

- Стереоизрение
- Сегментация (фон-передний план, или сложнее)
- Разность с фоном

## 3D геометрия

$$x \in \mathbb{R}^3$$

Евклидово преобразование - сохраняет расстояние между всеми точками.

Нетрудно получить, что любое евклидово преобразование - это

$$x' = Rx + t,$$

где  $R \in M_{3 \times 3}$  - матрица,  $|det R| = 1$ , ортогональная,  $t \in \mathbb{R}^3$

При этом, если  $det R = 1$ , то это матрица поворота, иначе - поворота с отражением.

## Параметризация вращений

Формула Родрига задает результат поворота вектора  $v$  на угол  $\theta$  вокруг оси  $k$ ,  $\|k\| = 1$

$$v_{rot} = v \cos \theta + (k \times v) \sin \theta + k(k \cdot v)(1 - \cos \theta)$$

Позволяет получить по оси и углу матрицу поворота и обратно

Ось и угол кодируются в  $\mathbb{R}^3$  как

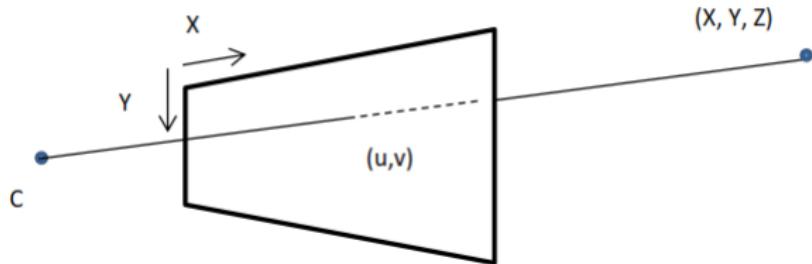
$$\hat{\theta} = k\theta \in \mathbb{R}^3$$

## Другие преобразования

Аффинное: наклон, растяжение

Проективное

## Проективная камера с единичным фокусом



Начало координат - точка  $C$ , фокусное расстояние (от  $C$  до плоскости изображения) равно 1

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix}, \quad \lambda = \frac{1}{Z}$$

## Проективная камера (2)

Пиксельные координаты в плоскости изображения сонаправлены с осями  $CX$ ,  $CY$ . Начало отсчета пиксельных координат  $O_I$ , проекция  $C$  на плоскость изображения  $(c_x, c_y)$ . Пиксель квадратный и имеет размер  $p \times p$ , тогда фокус в пиксельных единицах  $f_p = p^{-1}f$ . Пусть фокус равен  $f$ .

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p^{-1}u + c_x \\ p^{-1}v + c_y \\ 1 \end{pmatrix} =$$
$$= \lambda \begin{pmatrix} f_p & 0 & c_x \\ 0 & f_p & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix}$$

## Однородные координаты

$$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \implies \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ 1 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n+1}$$

Определение

Отношение эквивалентности:

$$\forall a, b \in \mathbb{R}^{n+1} : a \equiv b \Leftrightarrow \exists k \in \mathbb{R}^n : a = kb$$

Проективное пространство  $\mathbb{P}^n$  определяется как фактор-множество

$$\mathbb{P}^n = \mathbb{R}^{n+1} / \equiv$$

Пример

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \in \mathbb{P}^2$$

## Евклидово преобразование в однородных координатах

$$\begin{aligned} \mathbf{x}' &= R\mathbf{x} + \mathbf{t} \\ \left( \begin{array}{c} \mathbf{x}' \\ 1 \end{array} \right) &= (R \mid \mathbf{t}) \left( \begin{array}{c} \mathbf{x} \\ 1 \end{array} \right) \end{aligned}$$

Если координаты точки заданы в глобальной системе  $OX_0Y_0Z_0$ , и евклидово преобразование от  $OX_0Y_0Z_0$  к  $CXYZ$  есть  $R, \mathbf{t}$ , то

$$\left( \begin{array}{c} x \\ y \\ 1 \end{array} \right) \equiv \left( \begin{array}{ccc} f_p & 0 & c_x \\ 0 & f_p & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{array} \right) (R \mid \mathbf{t}) \left( \begin{array}{c} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{array} \right)$$

## Матрица камеры

$$K = \begin{pmatrix} f_p & 0 & c_x \\ 0 & f_p & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$P = K(R | t)$$

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \equiv P \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix}$$

Внутренняя калибровка камеры:  $f_p, c_x, c_y$ , внешняя  
калибровка камеры:  $R, t$

## Поправка на дисторсию

Коэффициенты радиальной дисторсии

$K_1, K_2, K_3 \in \mathbb{R}$ ;

тангенциальной дисторсии  $P_1, P_2, P_3 \in \mathbb{R}$

$$\bar{x} = x - c_x, \quad \bar{y} = y - c_y,$$

$$r^2 = \bar{x}^2 + \bar{y}^2,$$

$$x' = x + \bar{x}(K_1 r^2 + K_2 r^4 + K_3 r^6 + \dots) +$$

$$+ [P_1(r^2 + 2\bar{x}^2 + 2P_2\bar{x}\bar{y})[1 + P_3r^2 + \dots]],$$

$$y' = y + \bar{y}(K_1 r^2 + K_2 r^4 + K_3 r^6 + \dots) +$$

$$+ [2P_1\bar{x}\bar{y} + P_2(r^2 + 2\bar{y}^2)][1 + P_3r^2 + \dots]],$$

## Примеры: проекция с искажением



Дисторсированное (слева) и проективное (справа)  
изображения

В реальности, дисторсия зависит от расстояния до  
объекта и фокуса в метрах (для различных уровней  
зума - отличается дисторсия)

## Точка на бесконечности

Точки прямой:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_a \\ Y_a \\ Z_a \end{pmatrix} + t \begin{pmatrix} X_b \\ Y_b \\ Z_b \end{pmatrix}$$

Изображение точек прямой

$$f \frac{X}{Z} = f \frac{X_a + tX_b}{Z_a + tZ_b} \rightarrow_{t \rightarrow \inf} f \frac{X_b}{Z_b}$$

Не зависит от  $X_a, Z_a \implies$  параллельные прямые  
сходятся на изображении  
Исключения?

# Точка на бесконечности в проективных координатах

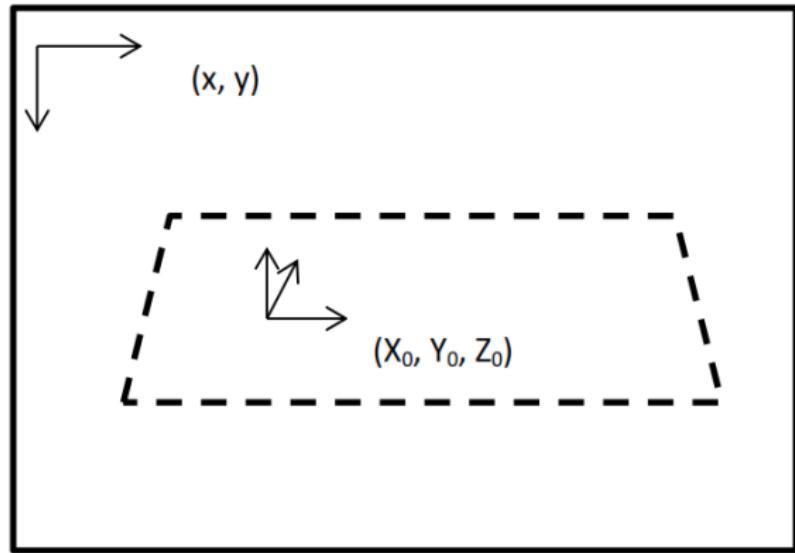
Точки прямой:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_a + tX_b \\ Y_a + tY_b \\ Z_a + tZ_b \\ 1 \end{pmatrix} \equiv$$

$$\equiv \begin{pmatrix} X_a/t + X_b \\ Y_a/t + Y_b \\ Z_a/t + Z_b \\ 1/t \end{pmatrix} \xrightarrow{t \rightarrow \inf} \begin{pmatrix} X_b \\ Y_b \\ Z_b \\ 0 \end{pmatrix}$$

Например, прямая с  $X_b = 1, Y_b = 0, Z_b = 0$  сходится к  $(1, 0, 0, 0)^T$

## Изображение плоскости



$$R = (\mathbf{r}_1 \mid \mathbf{r}_2 \mid \mathbf{r}_3); \quad \mathbf{r}_1 = (R \mid t) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

## Изображение плоскости (2)

$$r_1 = (R \mid t) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad v_1 \equiv Kr_1 = P \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Как по матрице  $P$  определить  $v_1$ ?

Определение

$v_1, v_2, v_3$  - исчезающие точки, точки на бесконечности (зенита или надира для ортогонального плоскости направления, горизонта - для направления в плоскости)