НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ "КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ" ФІЗИКО-ТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ

КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНОЇ БЕЗПЕКИ

	«До захисту допущено»
	Завідувач кафедри
	М. В. Грайворонський (инціали, прізвище) 2017 р.
Дипло	мна робота
освітньо-кваліфів	саційного рівня "магістр"
за спеціальністю 8.04030101 «Прикл на тему «Тема»	падна математика»
Виконав студент 6 курсу групи ФІ-5	1м
Кригін Валерій Михайлович	
Керівник к.т.н., Барановський Олекс	ій Миколайович
Рецензент,	(підпис)
	(підпис)
	Засвідчую, що у цій дипломній роботі
	немає запозичень з праць інших авторів
	без відповідних посилань.
	Студент

РЕФЕРАТ

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

ABSTRACT

KEYWORDS

РЕФЕРАТ

СЛОВА

3MICT

Вступ
1 Теоретичні відомості
1.1 Задача
1.1.1 Bin
1.1.2 Parameters difference
1.1.3 Models difference
1.1.4 Gaussian parameters difference
1.2 Розв'язок
1.2.1 Bin
1.2.2 Gaussian parameters difference
2 Практичні результати
3 Охорона праці
Висновки
Перелік посилань

ВСТУП

Актуальність роботи.

Об'єкт дослідження —

Предмет дослідження —

Мета дослідження.

Завдання наступні:

- 1) Вивчити;
- 2) Розробити.

Практичне значення одержаних результатів.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ВІДОМОСТІ

1.1 Задача

Маємо множину T зображень. Кольори — відтінки сірого, що визначаються лише інтенсивністю від 0 до 1. Введемо множину I пікселів зображення. Зображення $t \in T$ є відображення з множини пікселів на множину їх значень

$$t: I \rightarrow [0; 1]$$
.

Інтенсивність пікселя i в зображенні t позначимо як t_i .

Взагалі кажучи, I — множина матриць однакового розміру. Зазвичай зображення можуть бути розміром від $100\times100=10^4$ пікселів. Проте в середньому це значення досягає мільйона пікселів. Це означає, що при використанні $2^8=256$ градацій сірого маємо приблизно $10^{6\cdot256}=10^{1536}$ різних зображень, тобто неймовірно багато.

Тривимірна модель обличчя визначається набором з n дійсних параметрів. Позначимо їх через x. Множина всіх параметрів $X=\mathbb{R}^n$. Функцією, що перетворює набір параметрів на зображення, є відображення

$$f: X \to T$$
.

Поставимо Байесовську задачу розпізнавання. Для цього потрібно визначитися з функцією витрат [1]

$$W: X \times X \to \mathbb{R}$$

та мінімізувати її математичне очікування

$$R(q) = \sum_{t \in T} \sum_{x \in X} \mathbb{P}(x, q(t)) \cdot W(x, q(t)).$$

Задача

$$q^* = \operatorname*{arg\,min}_q R.$$

Введемо ймовірність того, що дане зображення t було отримано саме з параметрами x. Вважаємо, що на зображенні присутній нормальний шум з дисперсією σ^2

$$\mathbb{P}(x \mid t) = \prod_{i \in I} \frac{\exp\left\{-\frac{(t_i - f_i(x))^2}{2 \cdot \sigma^2}\right\}}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot \sigma^2}}.$$

1.1.1 Bin

$$W(x, x') = \mathbb{1}(x = x')$$

$$q^{*}\left(t\right) = \arg\max_{x} \mathbb{P}\left(x \mid t\right)$$

1.1.2 Parameters difference

$$W(x, x') = ||x - x'|| = \sum_{p \in P} (x_p - x'_p)^2$$

$$q^{*}\left(t\right) = \sum_{x \in X} x \cdot \mathbb{P}\left(x \mid t\right)$$

1.1.3 Models difference

$$M_v(k) = \sum_{p \in P} \alpha_p^v \cdot k_p, \quad v \in V$$

$$W(x, x') = ||M(x) - M(x')|| = \sum_{v \in V} [M_v(x) - M_v(x')]^2 =$$

$$= \sum_{v \in V} \sum_{p \in P} [\alpha_p^v \cdot (x_p - x_p')]^2 = \sum_{p \in P} \left\{ (x_p - x_p')^2 \cdot \sum_{v \in V} (\alpha_p^v)^2 \right\} =$$

$$= \left| \beta_p^2 = \sum_{v \in V} (\alpha_p^v)^2 \right| = \sum_{p \in P} \beta_p^2 \cdot (x_p - x_p')^2$$

$$q^{*}\left(t\right) = M^{-1}\left(\sum_{x \in X} M\left(x\right) \cdot \mathbb{P}\left(x \mid t\right)\right)$$

1.1.4 Gaussian parameters difference

$$\mathbb{P}(x \mid t) = \prod_{i \in I} \frac{\exp\left\{-\frac{(t_i - f_i(x))^2}{2 \cdot \sigma^2}\right\}}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot \sigma^2}} \cdot \prod_{p \in P} \frac{\exp\left(-\frac{x_p^2}{2}\right)}{\sqrt{2 \cdot \pi}}$$
$$c = (2 \cdot \pi)^{\frac{|I| + |P|}{2}} \cdot \sigma^{|I|}$$

$$\mathbb{P}(x \mid t) = c \cdot \exp\left\{-\frac{\|t - f(x)\|}{2 \cdot \sigma^2}\right\} \cdot \exp\left\{-\frac{\|x\|}{2}\right\}$$

$$W(x, x') = ||x - x'|| = \sum_{p \in P} (x_p - x'_p)^2$$

$$q^{*}\left(t\right) = c \cdot \sum_{x \in X} x \cdot \exp\left\{-\frac{\|x\|}{2}\right\} \cdot \exp\left\{-\frac{\|t - f\left(x\right)\|}{2 \cdot \sigma^{2}}\right\}$$

1.2 Розв'язок

1.2.1 Bin

$$\ln \mathbb{P}\left(x \mid t\right) = \sum_{i \in I} \left\{ -\frac{\left(t_i - f_i\left(x\right)\right)^2}{2 \cdot \sigma^2} - \frac{\ln 2 + \ln \pi + 2 \cdot \ln \sigma}{2} \right\} \to \max$$

$$\sum_{i \in I} (t_i - f_i(x))^2 \to \min$$

$$\sum_{i \in I} (t_i - f_i(x))^2 = \sum_{i \in F} (t_i - f_i(x))^2 + \sum_{i \in I \setminus F} (t_i - f_i(x))^2$$

$$\overline{\sigma_F^2} = \frac{\sum_{i \in F} (t_i - f_i(x))^2}{|F - 1|} \Rightarrow \overline{\sigma_F^2} \sim \frac{\sum_{i \in I} (t_i - f_i(x))^2}{|I| - 1}$$

$$\sum_{i \in I} (t_i - f_i(x))^2 \sim (|I| - 1) \cdot \overline{\sigma_F^2} \to \min$$

$$\overline{\sigma_F^2} = \frac{\sum_{i \in F} (t_i - f_i(x))^2}{|F - 1|} \to \min$$

1.2.2 Gaussian parameters difference

$$\overline{\sigma^2} = \sum_{x \in X} \frac{\|f(x) - t\|}{N}, \qquad N = |X| \cdot |I| - 1$$

$$D_t^2(x) = \frac{\|f(x) - t\|}{2 \cdot \overline{\sigma^2}}$$

$$q'(t) = c \cdot \sum_{x \in X} x \cdot \exp\left\{-D_t^2(x) - \frac{\|x\|}{2}\right\}$$

$$\begin{cases} \max_x D_t^2(x) = 0, \\ \min_x D_t^2(x) < \infty, \end{cases} \forall t \in T$$

$$q'(t) \sim q''(t) = c \cdot \int_X x \cdot \exp\left\{-D_t^2(x) - \frac{\|x\|}{2}\right\} dx, \qquad X = \mathbb{R}^{|P|}$$

$$q_i''(t) = c \cdot \int_{\mathbb{R}} x_i \cdot e^{-\frac{x_i^2}{2}} \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{x_1^2}{2}} \cdots \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{x_{i-1}^2}{2}} \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{x_{i+1}^2}{2}} \cdots \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{x_p^2}{2}} e^{-D_t^2(x)} dx$$

$$\max_{f} q_i''(t) = c \cdot \int_{\mathbb{R}} x_i \cdot e^{-\frac{x_i^2}{2}} dx_i \cdot \left(\int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \right)^{|P|-1}$$
$$c \cdot \left(\frac{\pi}{2}\right)^{|P|} = 1 \Longrightarrow c = \left(\frac{\pi}{2}\right)^{-\frac{|P|}{2}}$$

$$|q_i''(t)| \le \left(\frac{\pi}{2}\right)^{-\frac{1}{2}}$$

2 ПРАКТИЧНІ РЕЗУЛЬТАТИ

3 ОХОРОНА ПРАЦІ

висновки

В результаті виконання роботи вдалося.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

 Berger, J.O. Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis / J.O. Berger // Springer Series in Statistics. — Springer New York, 1980.