

статті проведено аналіз можливості створення системи правил визначення повноважень по використанню різних операцій з персональними даними.

1. Мельников Ю.И. Защита информации в компьютерных системах. / Ю.И. Мельников. Финансы и статистика, – М.: Электроинформ., 1997.
2. Петров А.А. Компьютерная безопасность. /А.А Петров. Криптографические методы защиты.– М.: ДМК, 2000.
3. Половко А.М. Основы теории надёжности. / С.В Гуров – СПб.: БХВ Петербург, 2006.
4. Демидова Л.А., Пылькин А.Н., Скворцов С.В., Скворцова Т.С. Гибридные модели прогнозирования коротких временных рядов. / С. В. Скворцов, Т. С. Скворцова – М.: Горячая линия – Телеком, 2012.
5. Лукацкий А.В. Обнаружение атак. / А.В. Лукацкий – СПб.: БХВ Петербург, 2001.

Поступила 21.9.2015р.

УДК 004.9

О.В.Тимченко^{7,8}, Р.О.Кульчицький⁸

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ РЕКОНСТРУКЦІЇ ОБ'ЄМНОГО ЕЛЕМЕНТУ З ОДНОЇ ФОТОГРАФІЇ НА ОСНОВІ МАРКІВСЬКИХ СИСТЕМ

На даний момент існує велика кількість методів реконструкції об'ємних елементів. Умовно, методики відновлення поділяють на активні (впливають на атомарну структуру об'єкта, нагрівають чи руйнують його) та пасивні (дослідження легкими частинками, наприклад фотонами). Відновлене зображення можна одержати з допомогою алгоритмів обробки серії фото, лазерного, ультразвукового, мікрохвильового сканування чи електронного бомбардування досліджуваного об'єкта. Особливої уваги заслуговують проблеми реконструкції зображення з однієї фотографії, які на даний момент активно досліджуються. У даний роботі побудовано загальну структурну схему реконструкції об'ємного елементу, визначено задачу у математичній формі, описано існуючі шляхи вирішення даної проблеми та визначено недоліки даних підходів.

Ключові слова: 3D реконструкція, реконструкція з одної фотографії.

Currently, there are many methods for reconstruction of three-dimensional elements. Conventionally, recovery techniques are divided into active (affecting the atomic structure of the object, heated or destroy it) and passive (study of light particles, such as photons). Refurbished image can be obtained using a series of

⁷ Uniwersytet Warmińsko-Mazurski w Olsztynie

⁸ Українська академія друкарства

© О.В.Тимченко, Р.О.Кульчицький

algorithms for processing images, laser, ultrasonic, microwave or scanning electron bombardment of the object. Particularly noteworthy are the problems of image reconstruction from a single image that is currently actively investigated. In this paper we built a general block diagram of the reconstruction volume element defined problem in mathematical form, describes current ways to solve the problem and identified the shortcomings of these approaches.

Keywords: 3D reconstruction, reconstruction of one photo.

Вступ. Загальну структурну схему реконструкції об'ємних елементів можна поділити на такі основні блоки: застосування моделі Ізінга для визначення площин, вибір матриці Гауса для “підкреслення” границь об'єкту відносно фону, вибір алгоритму сегментації зображення, розбиття на суперпікселі, врахування монокулярних властивостей, перевірка на колінеарність та копланарність. Поставлена задача вирішується методами лінійного програмування з мінімізацією по похибці відстані.

Метою роботи є розробка математичного опису задачі реконструкції тривимірної моделі з одного фото.

Постановка задачі. Суттєвим недоліком існуючих моделей реконструкції об'єкту із серії фото (двох та більше) є відсутність алгоритмів розпізнавання “глибини” зображення. Модель MRF дає змогу включити даний параметр, що дозволяє відновлювати об'ємні моделі з одного фото.



Рис.1. Приклад реконструкції зображення за допомогою моделі MRF

У задачі реконструкції з одного фото поняття похибки глибини є одним з визначальних [1]. Відносна похибка в глибині визначається як

$$(\hat{d} - d)/\underline{d} = \hat{d}/d - 1,$$

де d - фактична глибина, \underline{d} - розрахункова глибина .

Для врахування відмінностей між одержаним зображенням та реальним об'єктом, а також для включення таких характеристик як компланарність, колінеарність та зв'язність застосовують наступну формулу MRF:

$$P(\alpha | X, v, y, R, \theta) = \frac{1}{Z} \prod_i f_1(\alpha_i | X_i, v_i, R_i, \theta) \prod_{i,j} f_2(\alpha_i, \alpha_j | y_{ij}, R_i, R_j)$$

де: α_i - параметр площини для суперпікселя i ,

s_i - точки суперпікселя i ,

$X_i = \{x_{i,s_i} \in \mathbb{R}: s_i = 1, \dots, S_i\}$,

v - параметр, який показує наскільки добре локальна площа співставляється з параметром глибини.

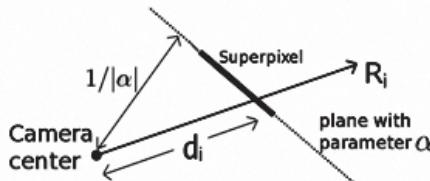


Рис. 2. 2D ілюстрація площинного параметру α і променів R , які виходять з камери

Перший множник f_1 пов'язує площинні параметри з особливостями зображення x_{i,s_i} . Знаючи, що

$$R_{i,s_i} \alpha_i = 1/d_{i,s_i},$$

де R_{i,s_i} - промінь що зв'язує камеру з точкою s_i ,

можемо визначити розрахункову глибину

$$\widehat{d}_{i,s_i} = x_{i,s_i}^T \theta_r.$$

Тоді, відносну похибку можемо визначити наступним чином:

$$\frac{\widehat{d}_{i,s_i} - d_{i,s_i}}{d_{i,s_i}} = \frac{1}{d_{i,s_i}} (\widehat{d}_{i,s_i}) - 1 = R_{i,s_i}^T \alpha_i (x_{i,s_i}^T \theta_r) - 1$$

Щоб звести до мінімуму сукупну відносну похибку по всіх точках та усіх суперпікселях, моделюємо зв'язок між площинними параметрами і зображенням

$$f_1(\alpha_i | X_i, v_i, R_i, \theta) = \exp\left(-\sum_{s_i=1}^{S_i} v_{i,s_i} |R_{i,s_i}^T \alpha_i (x_{i,s_i}^T \theta_r) - 1|\right)$$

Другий параметр $f_2()$ у модулі відображає зв'язок між площинними параметрами і суперпікселями i та j . Він змінюватиметься в залежності від того чи вектори компланарні, колінеарні та чи площа матиме точки перегину. Даний параметр дозволяє “повертати” відновлене зображення, але вимагає “навченої” MCL [2] системи в залежності від специфіки відновлюваного зображення.

$$f_2(\alpha_i, \alpha_j | y_{ij}, R_i, R_j) = \prod \{s_i, s_j\} \in N^{h_{s_i, s_j} 0}$$

Слід дотримуватися цього обмеження при виборі точок s_i та s_j щоб знаходитись на границях суперпікселів i та j . На рис. 3 показано, що відстань між двома такими точками гарантує, що вони залишаються повністю підключеними. Відносна (дробова) відстань між точками s_i і s_j визначається за формулою:

$$h_{s_i, s_j}(\alpha_i, y_{ij}, R_i, R_j) = \exp(-y_{ij} |(R_{i, s_i}^T \alpha_i - R_{j, s_j}^T \alpha_j) \hat{d}|)$$

де вираз

$$(R_{i, s_i}^T \alpha_i - R_{j, s_j}^T \alpha_j) \hat{d}$$

дає дробову відстань:

$$|(d_{i, s_i} - d_{j, s_j}) / \sqrt{d_{i, s_i} d_{j, s_j}}| \text{ при } \hat{d} = \sqrt{d_{s_i} d_{s_j}}.$$

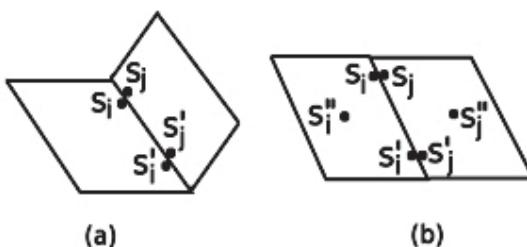


Рис.3 Вибір точки s_i та s_j у випадку a -зв'язана структура b -компланарність

Кінцевою метою кожного алгоритму реконструкції зображень є одержання моделі яка б відповідала поставленим завданням. В даній моделі використовується поняття полігональної сітки – припущення що об'єкт можна розбити на велику кількість площин (суперпікселів) які відрізняються один від одного на невелику величину і по кольору і по розташуванні в просторі відносно камери спостерігача. Оскільки судити про принадлежність суперпікселя тій чи іншій площині ми можемо лише по контрасту та глибині зображення, така модель повинна “навчатись складати” суперпікселі у відповідні їм площини. Данна проблема поки що не вирішена в загальному

випадку, хоча відсоток правильно реконструйованих об'єктів з усього одного фото досягає 70%, при відновленні масштабних об'єктів розміром 10-40 метрів (величина бази даних для навчання не вказана).

Існує велика кількість методів які дозволяють усунути процес навчання:

- 1) методи ентропії,
- 2) кластеризації,
- 3) методи врахування відтінків сірого та гістограм,
- 4) методи побудовані на локальних порогах,
- 5) методи атрибутів,
- 6) методи піксельної кореляції.

Ці інструменти добре себе проявляють при реконструкції з серії фотографій, але практично не дають приросту в швидкості при роботі з однією фотографією.

Висновок. Проблема тривимірного опрацювання зображень є однією з ключових проблем комп'ютерного зору, а описана в статті задача реконструкції дасть змогу одержати максимум інформації з зображення.

1. *D. Scharstein and R. Szeliski*, “A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms,” International Journal of Computer Vision (IJCV), vol. 47, 2002.
2. *A. Saxena, M. Sun, and A. Y. Ng*, “Learning 3-d scene structure from a single still image,” in ICCV workshop on 3D Representation for Recognition (3dRR-07), 2007.
3. *A. Saxena, S. H. Chung, and A. Y. Ng*, “Learning depth from single monocular images,” in Neural Information Processing Systems (NIPS) 18, 2005.
4. *Doyle W.* Operations useful for similarity invariant pattern recognition. // Journal ACM. 1962. Vol. 9, № 2. С. 259-267

Поступила 1.10.2015р.

УДК 004.9

М.М. Кляп, УАД, м.Львів

РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ РЕАЛІЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ ПРОГНОЗУВАННЯ

Вступ

Першою з компонент, що використовується в системі прогнозування подій для комплексу управління *DTP*, є модель $M(OPr_i)$, що формує вхідну інформацію, на основі якої в моделі $M(PRr_i)$ реалізується прогноз. Така модель описує події та дані, які можна вважати такими, що обумовлюють виникнення випадкових подій. Будь яка випадкова подія, в залежності від її