

УДК 004.932.2:007.52:681.51

Комплексирование светолокационных и телевизионных данных в задачах выделения дороги

*Ханин А.А., аспирант
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,
кафедра «Специальная робототехника и мехатроника»*

*Научный руководитель: Носков В.П.
к.т.н., зав. сектором НИИСМ МГТУ им. Н.Э. Баумана
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана
kafsm7@sm.bmstu.ru*

В настоящее время активно разрабатываются средства автовождения и интеллектуализации транспортных средств. Одной из нерешенной является задача автономной навигации и распознавания дорожных сцен в условиях пересеченной местности. Актуальность данной проблемы подтверждается активностью разработок и результатами проводимых соревнований роботизированных автомобилей DARPA Grand Challenge.

В данной статье рассматривается решение задачи надежного распознавания дорожного полотна, на основе комплексирования результатов обработки данных 3D-лазерного дальнометрического сканатора и цветной видеокамеры. Ключевой идеей и особенностью предложенного алгоритма выделения дороги является выделение ярких признаков дороги на телевизионном изображении и в облаке 3D-точек с последующим комплексированием полученных результатов [1]. Основными задачами работы являются:

- повышение точности измерений в зоне обзора системы технического зрения (СТЗ);
- увеличение зоны обзора СТЗ;
- повышение достоверности результатов за счет корреляции данных нескольких сенсоров;
- возможность получения эквивалентного или даже лучшей точности и вероятности комплексированием нескольких различных датчиков по сравнению с более дорогими датчиками одного типа.

Комплексированная СТЗ состоит из видео- и светолокационной подсистем, а также бортовой ЭВМ.



а



б

Рис. 1. Сенсоры, входящие в состав системы технического зрения (СТЗ)

Первым этапом обработки данных обоих сенсоров является преобразование изображения из камерной (проекционной) системы в декартову систему координат, связанную с плоскостью дороги. Переход к виду дорожной сцены «сверху» имеет следующие преимущества:

1. Мы можем избавиться от эффекта перспективы в изображении, а значит края дороги, которые сходятся на линии горизонта, после преобразования станут вертикальными и параллельными. Таким образом, будет выделен такой ярко выраженный признак дороги, как постоянная ширина полотна (ширина колеи). При этом используется основное предположение, что полосы параллельны или близки к параллельным.

2. Мы можем обрабатывать только регион интереса исходного изображения – объекты, лежащие в плоскости горизонта, что способствует существенному сокращению времени на обработку.

Данная операция может быть осуществлена с помощью метода Inverse Perspective Mapping (IPM), предложенного Bertozzi в 1998 [2] и Ortiz в 2010 [3]. Положим

- $I = (u, v) \in E^2$ – плоское изображение в 2D-пространстве
- $W = (x, y, z) \in E^3$ – 3D-изображение реальной дорожной сцены

$I(u, v)$ – это изображение, сформированное камерой. Проекция xu преобразованного изображения – поверхность S , причем $S = \{(x, y, 0) \in W\}$, исходя из предположения о том, что дорога плоская, так как на каждом кадре обрабатывается только ближайший к транспортному средству участок изображения протяженностью не более 30 метров. Для использования IPM должны быть известны характеристики камеры и параметры ее закрепления (Рис. 2):

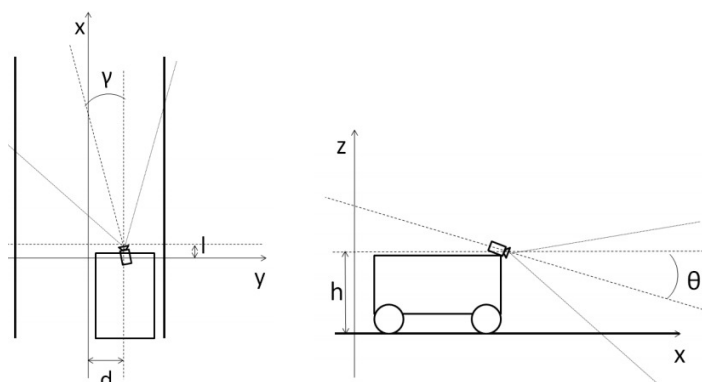


Рис. 2. Параметры преобразования координат IPM.

Здесь

- $C = (l, d, h) \in W$ – координаты центра сенсора в 3D-системе координат;
- угловые координаты оптической оси: курс γ и наклон θ ;
- горизонтальная и вертикальная угловые апертуры камеры 2α и 2β соответственно;
- пространственное разрешение $m \times n$.

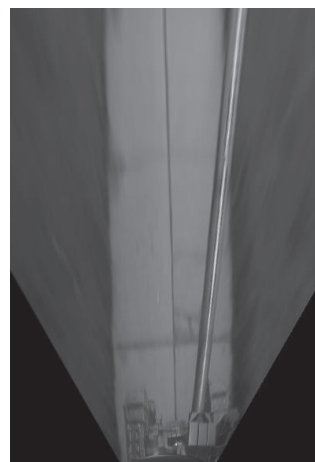
Для каждого пикселя $(u, v) \in I$, позиция $M(x, y, z) \in S$ вычисляется следующим образом:

$$M = \begin{pmatrix} h \cdot \operatorname{ctg} \left[(\gamma - \alpha) + u \frac{2\alpha}{m-1} \right] \cdot \cos \left[(\theta - \beta) + v \frac{2\beta}{n-1} \right] + l \\ h \cdot \operatorname{ctg} \left[(\gamma - \alpha) + u \frac{2\alpha}{m-1} \right] \cdot \sin \left[(\theta - \beta) + v \frac{2\beta}{n-1} \right] + d \\ 0 \end{pmatrix}$$

Примеры результирующего изображения приведены на рис 3.



a



b

Рис. 3. Результат применения преобразования IPM: a) исходное изображение, b) преобразованное изображение

Завершает предварительную обработку фильтрация шумов двухмерным гауссовым фильтром.

На следующем этапе обработки выполняется сегментация изображения путем детектирования и подгонки границ дороги. Данный этап обработки выполняется параллельно с сегментацией облака 3D-точек. Предложенный подход основан на комбинации двух методов: упрощенной версии преобразования Хафа [4] для поиска всех прямых параллельных линий в допустимых пределах на изображении с их последующей подгонкой с помощью алгоритма Random Sample Consensus (RANSAC) [5] для достижения субпиксельной точности. Упрощенное преобразование Хафа основано на вычислениях проекции значений яркости в каждом столбце бинаризованного и отфильтрованного изображения. Затем полученная проекция сглаживается фильтром Гаусса, вычисляются локальные максимумы, чтобы получить координаты строк, и далее корректируются до достижения приемлемой точности подгонкой параболы локальных максимумов и пары их ближайших соседей. Наконец, близкорасположенные линии объединяются, чтобы исключить дублирование.

Следующим шагом является более точная подгонка линий с использованием RANSAC. Вдоль каждой из линий, найденных на предыдущем шаге, выделяются ближайшие точки краев дороги с заданным шагом, которые становятся входными данными алгоритма подгонки линий до субпиксельной точности.

Пример работы алгоритма приведен на рис. 4.

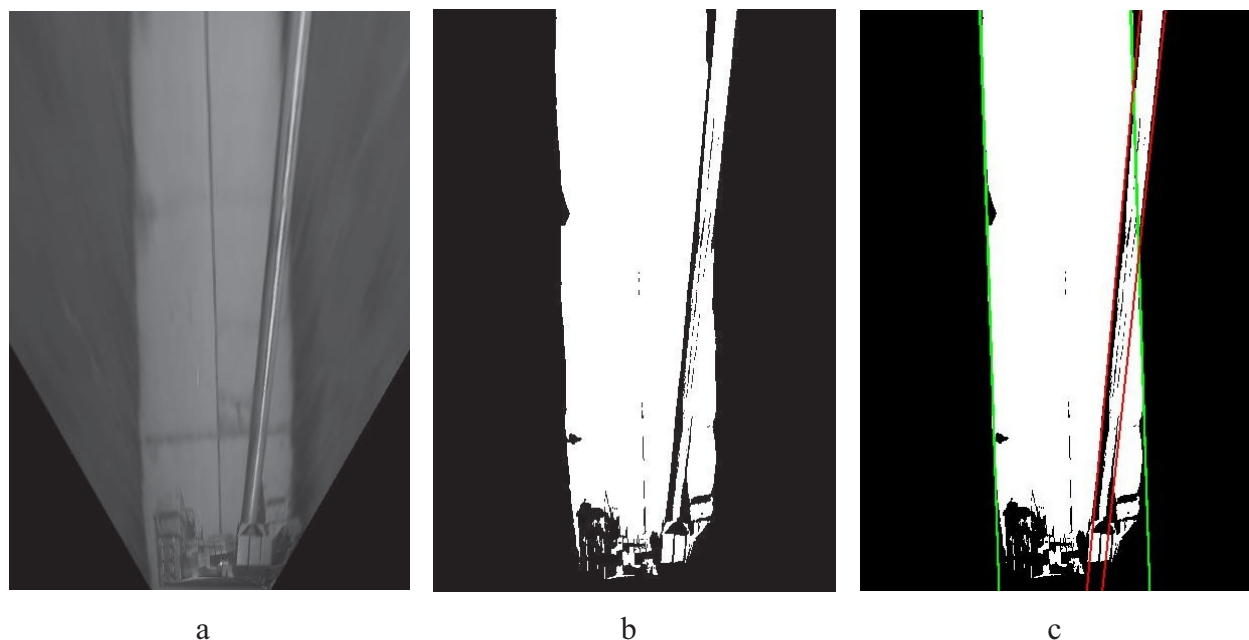


Рис. 4. Выделение границ дороги: а) исходное изображение, б) сегментированное изображение, с) выделенные и подогнанные края дороги

Для выделения дорожного полотна в светолокационных данных облако 3D-точек фильтруется, преобразовывается в плоскость горизонта и сегментируется. Алгоритмы

обработки 3D-облака во многом аналогичны алгоритмом сегментации изображения и являются их обобщением на трехмерное пространство.

Для фильтрации выбросов и предварительной обработки используется инструментарий библиотеки Point Cloud library (PCL) [6]. Выбросы фильтруются с помощью метода `pcl::removeNaNFromPointCloud`. Следующим этапом является преобразование координат в плоскость горизонта абсолютно аналогично описанному ранее способу IPM. Пример преобразованного облака точек изображен на рис. 5.

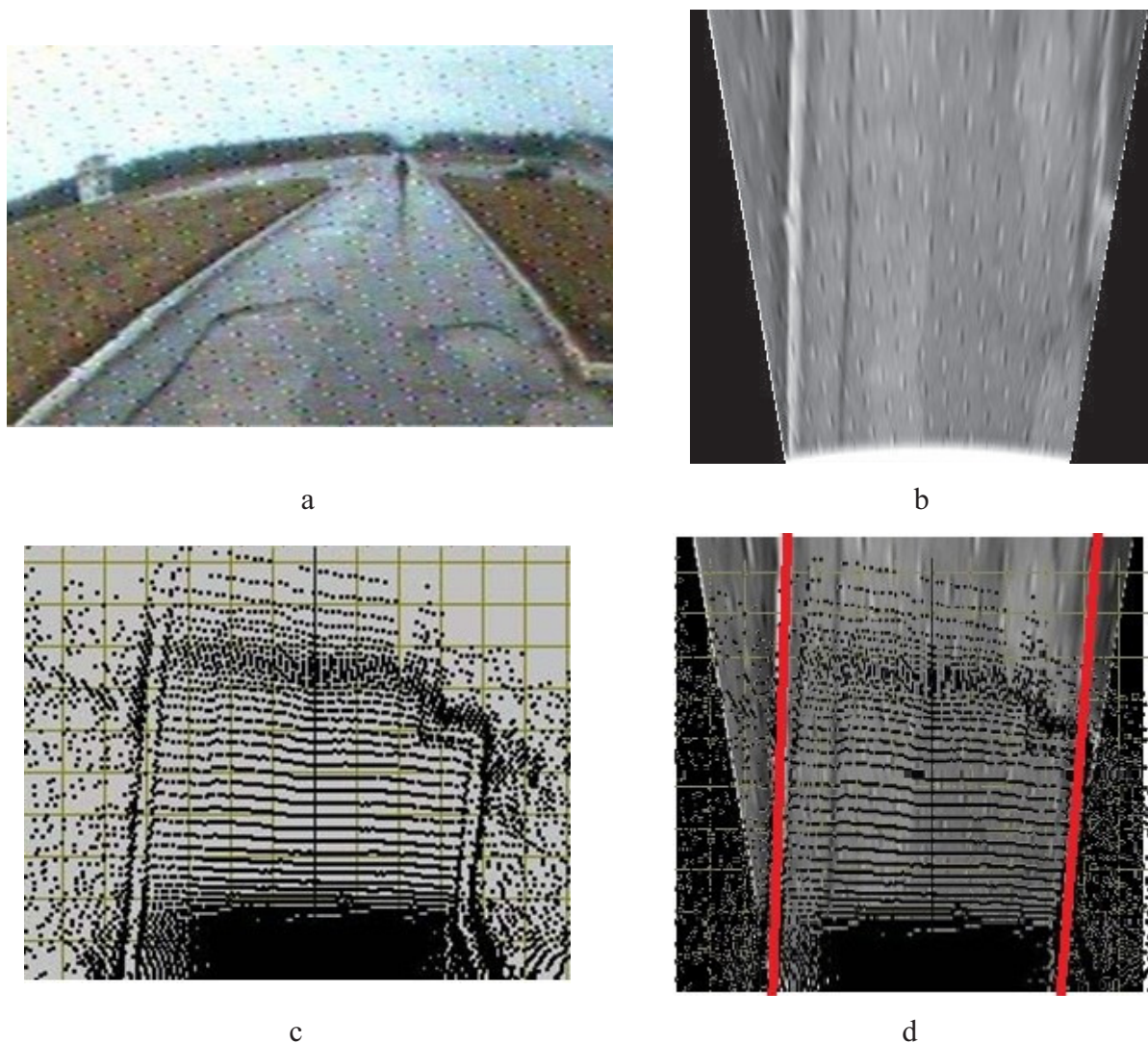


Рис. 5. Результат IPM преобразования облака 3D-точек: а) соответствующее телевизионное изображение, б) IPM преобразованное изображение, в) IPM преобразованное облако 3D-точек, г) совмещенные телевизионное и 3D изображения

Параллельно с преобразованием координат применяется метод `pcl::extractEuclideanClusters` для кластеризации облака по величине среднеквадратичного отклонения (СКО) и евклидова расстояния между точками.

Комплексирование выполняется после независимой обработки и выделения маски дорожного полотна на телевизионном изображении и в облаке 3D-точек. Выделенные маски дороги во взаимно откалиброванной паре сенсоров объединяются с помощью бинарной операции «И». Пример подобной операции приведен на рис. 5-d.

На основании вышеизложенного можно заключить, что разработан эффективный комплекс алгоритмов комплексирования данных нескольких сенсоров для надежного распознавания дорожных сцен. Особенностью алгоритма является выделение таких ярко выраженных ограничивающих параметров дороги, как ширина полотна (ширина колеи), посредством преобразования косоугольной видеоданных дорожной сцены в плоскость горизонта и последующего совмещения с отфильтрованным облаком 3D-точек логической операцией «И», что позволило достигнуть высокой вероятности достоверного распознавания. Соответствующие программно-аппаратные средства были проверены на серии реальных видео и дальнометрических данных. Результаты экспериментов и полевых испытаний подтвердили работоспособность и перспективность идей, заложенных в основу подхода.

Список литературы

1. Носков В.П., Рубцов И.В., Романов А.Ю. Формирование объединенной модели внешней среды на основе информации видеокамеры и дальномера. // Мехатроника, автоматизация, управление. – М.: Из-во «Новые технологии» 2007. №8, С. 2-5.
2. M. Bertozzi, A. Broggi, A. Fascioli. Stereo inverse perspective mapping: Theory and applications // Image and Vision Computing 16(8), 1998, pp. 585–590.
3. F. Bonin-Font, A. Ortiz, G. Oliver. A Visual Navigation Strategy Based on Inverse Perspective Transformation // Robot Vision, chapter 5, pp. 61 - 84 (2010).
4. D. Forsyth, J. Ponce. Computer Vision: A modern approach. // Prentice Hall, 2002
5. M. Fischler, R. Bolles. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. // Comm. Of the ACM 24: 381–395, 1981.