MỤC LỤC

MỤC LỤC i
DANH SÁCH CÁC BẢNG iv
DANH SÁCH CÁC HÌNH v
DANH SÁCH CÁC TỪ VIẾT TẮT vii
CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU 1
1.1. Đặt vấn đề 1
1.2. Hướng tiếp cận đề tài 3
1.3. Nội dung luận văn 5
CHƯƠNG 2. TỔNG QUAN 6
2.1. Các vấn đề trong bài toán Phát hiện làn đường 6
2.1.1. Mục tiêu 6
2.1.2. Môi trường 8
2.1.3. Tín hiệu 8
2.2. Mô hình tổng quát giải quyết vấn đề 11
2.3. Các phương pháp giải quyết 12
2.3.1. Mô hình đường 12
2.3.1.1. Sử dụng đường thẳng 12
2.3.1.2. Sử dụng đường cong 13
2.3.1.3. Sử dụng mô hình toán học phức tạp 15
2.3.2. Xác định dấu phân cách 16
2.3.2.1. Dựa trên cạnh 17
2.3.2.2. Dựa trên tần số 18

2.3.2.3. Dựa trên màu sắc và vân 19
2.3.2.4. Dựa trên nhiều camera 21
2.3.3. Hậu xử lý 23
2.3.3.1. Sử dụng biến đổi Hough 23
2.3.3.2. Sử dụng RANSAC 23
2.3.3.3. Sử dụng kết hợp các đặc trưng 25
2.3.4. Mô hình chuyển động và bài toán theo vết 26
2.3.4.1. Mô hình Aukermann 26
2.3.4.2. Kalman Filter 27
2.3.4.3. Particle Filter 28
2.3.5. Các giả định 29
CHƯƠNG 3. PHƯƠNG PHÁP CỦA LUẬN VĂN 32
3.1. Mô hình chung của đề tài 32
3.2. Thiết lập chỉ số Camera 34
3.3. Biến đổi IPM 37
3.4. Biểu diễn làn đường 39
3.5. Theo vết làn đường với Particle Filter 41
3.6. Thông tin trạng thái chuyển động 42
3.7. Các độ đo 43
CHƯƠNG 4. THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ 48
4.1. Dữ liệu thực nghiệm 48
4.2. Phương pháp và tiêu chí đánh giá 49
4.3. Các thí nghiệm 51
4.3.1. Về tốc độ xử lý 51

4.3.2. Về độ chính xác 52
4.3.3. Các tình huống đặc biệt 56
4.4. Đánh giá chung 59
CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN 60
TÀI LIỆU TRÍCH DẪN 63

DANH SÁCH CÁC BẢNG

Bảng 2-1. Tóm tắt các ưu/nhược điểm của các loại thông tin 10
Bảng 2-2. Thời gian thực thi của một số thuật toán máy học. 20
Bảng 3-1. Kết quả tính ma trận biến dạng và ma trận nội tại 37
Bảng 3-2. Ma trận Homography ứng với Camera ở TTI 39
Bảng 4-1. Thống kê dữ liệu thử nghiệm 48
Bảng 4-2. So sánh tốc độ xử lý của một số phương pháp 51
Bảng 4-3. Kết quả khi thử nghiệm trên bộ dữ liệu đường nội ô. 52
Bảng 4-4. Kết quả khi thử nghiệm trên bộ dữ liệu đường ngoại ô. 52
Bảng 4-5. Kết quả thử nghiệm của McCall 53
Bảng 4-6. So sánh về độ chính xác giữa các phương pháp 54
Bảng 4-7. Kết quả thử nghiệm ở đường nội thành vào ban ngày và ban đêm 55

DANH SÁCH CÁC HÌNH

Hình 1-1. Những ví dụ về các tình huống trong bài toán phát hiện làn đường 2
Hình 2-1. Minh họa các mục tiêu khác nhau trong bài toán phát hiện làn đường..... 6
Hình 2-2. Ví dụ về sự khác biệt giữa môi trường 8
Hình 2-3. Mô hình tổng quát giải quyết bài toán phát hiện làn đường 11
Hình 2-4. Biểu diễn làn đường bằng các đường thẳng..... 13
Hình 2-5. Biểu diễn làn đường bằng hình thang. 13
Hình 2-6. Biểu diễn làn đường theo B-Snake..... 14
Hình 2-7. Sử dụng Canny để rút trích dấu phân cách làn đường..... 17
Hình 2-8. Những trường hợp trích dấu phân cách dựa trên cạnh không hiệu quả ... 18
Hình 2-9. Trích dấu dựa trên gradient 18
Hình 2-10. Ví dụ về tập ảnh huấn luyện để trích dấu làn đường..... 19
Hình 2-11. Hiệu năng của một số thuật toán máy học 20
Hình 2-12. Nhiễu trong phương pháp trích dấu làn đường dựa trên màu..... 21
Hình 2-13. Ảnh thu được từ camera trái và camera phải. 22
Hình 2-14. Sử dụng 3 camera trong nghiên cứu của Leonard..... 22
Hình 2-15. Kết quả sử dụng CHEVP của Wang..... 24
Hình 2-16. Kết quả sử dụng RANSAC của Kim 24
Hình 2-17. Mô hình đặc trưng kết hợp với Particle Filter của Apostoloff..... 26
Hình 2-18. Mô hình Aukermann 27
Hình 2-19. Một số dạng dấu phân cách đặc biệt trên đường..... 30
Hình 3-1. Mô hình của luận văn 34
Hình 3-2. Mô hình Camera Pinhole 34
Hình 3-3. Các loại biến dạng 36
Hình 3-4. Các hệ số trong công thức biến đổi IPM. 38
Hình 3-5. Ví dụ về biến đổi IPM. 39
Hình 3-6. Particle Filter 41

Hình 3-7. Bản chất toán học của độ đo vị trí đường biên 44
Hình 3-8. Tình huống điểm nằm giữa 2 dấu phân cách 44
Hình 4-1. Một số hình "khó" trong tập dữ liệu thử nghiệm 49
Hình 4-2. Một số kết quả trong các tình huống đặc biệt 57
Hình 4-3. Sự thay đổi theo thời gian của các điểm kiểm soát 58

DANH SÁCH CÁC TỪ VIẾT TẮT

GPS: Global Positioning System: Hệ thống định vị toàn cầu.

PF: Particle Filter: Lọc thành phần.

HOG: Histogram of Gradient.

ANNs: Artificial Neural Networks.

NBCs: Naïve Bayesian Classifiers.

TLC: Time to lane crossing.

IPM: Inverse Perspective Mapping.

SVM: Support Vector Machine.

CHEVP: Canny/Hough Estimation of Vanishing Points.

CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU

1.1. Đặt vấn đề

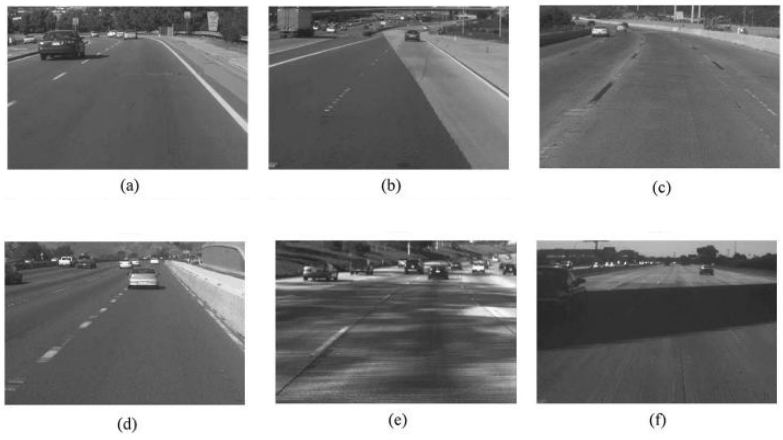
Phát hiện làn đường (lane detection) là một trong những vấn đề rất quan trọng trong nhiều ứng dụng về các hệ thống hỗ trợ giao thông tự động, đặc biệt trong các hệ thống điều khiển xe tự động. Trong khoảng từ năm 1998 đến nay, cùng với sự phát triển vượt bậc về tốc độ xử lý của máy tính, giá thành của các thiết bị hỗ trợ ngày càng giảm thì các nghiên cứu về hệ thống điều khiển xe tự động ngày càng được phát triển. Đã có nhiều nghiên cứu tập trung vào bài toán phát hiện làn đường và một số kết quả bước đầu đạt được đã cho thấy những tín hiệu khả quan.

Trong bài toán phát hiện làn đường có 3 loại mục tiêu chính là: (i) cảnh báo khi chuyển làn đường, (ii) hỗ trợ người trong quá trình lái xe, và (iii) điều khiển xe tự động. Trong đó, mục tiêu phục vụ cho hệ thống điều khiển xe tự động được đánh giá là khó nhất. Có khá nhiều nghiên cứu trong thời gian gần đây tập trung ở mục tiêu hỗ trợ hệ thống điều khiển xe tự động, tuy vậy vẫn còn nhiều khó khăn tồn tại trong việc giải quyết bài toán với mục tiêu này nói riêng cũng như toàn bộ bài toán phát hiện làn đường nói chung. Các khó khăn có thể chỉ ra như sau:

- Phần lớn yêu cầu đòi hỏi ứng dụng phải xử lý ở thời gian thực. Trong rất nhiều nghiên cứu, như ở [21], [22] các kết quả đạt được khá tốt, tuy nhiên các nghiên cứu này vẫn chưa thực thi được trong thời gian thực.
- Sự khó khăn do các dấu phân cách làn đường (lane-marking) không rõ nét hoặc bị che lấp… Các ví dụ này được thể hiện trong Hình 1-1 được lấy từ kết quả khảo sát của McCall và cộng sự trong [14].
- Sự phức tạp của địa hình. Trong phần lớn các nghiên cứu như [1], [3], [10], [11], [17], [18], và [21] đều giả định mặt đường cần xử lý là phẳng. Cho đến thời điểm thực hiện đề tài, có rất ít nghiên cứu như ở [12] và [23] là tiếp cận theo hướng toàn bộ đường theo dạng 3 chiều.

- Độ cong của làn đường: Độ cong của làn đường là một phần rất quan trọng cho việc giải quyết bài toán. Một số nghiên cứu giả định làn đường chỉ là những đoạn thẳng như ở [1], hay là những đường cong B-spline như ở [22]. Một số khác, chỉ xét làn đường như những đường cong có độ cong rất nhỏ như [3], [4], [15], và [21]. Để đạt được giả định này, các nghiên cứu đã tiến hành chuyển ảnh sang chiều nhìn từ trên xuống (top-down view hay còn được gọi là bird's eye view) như ở [4], [10], [17], và [18].
- Các tình huống phức tạp: khi gặp giao lộ, hoặc khi làn đường thay đổi độ lớn, hay làn đường phân đôi hoặp ghép lại… cho tới thời điểm thực hiện đề tài, chúng tôi chưa thấy có nghiên cứu nào tiếp cận đến việc giải quyết các tình huống này.

Vì những lý do khó khăn kể trên cũng như tầm quan trọng của bài toán, vấn đề đặt ra cho đề tài là tìm ra phương pháp hiệu quả để có thể một mặt thực thi được trong thời gian thực, mặt khác giải quyết được phần lớn các khó khăn kể trên, đặc biệt hỗ trợ được cho mục tiêu ứng dụng vào hệ thống điều khiển xe tự động.



Hình 1-1. Những ví dụ về các tình huống trong bài toán phát hiện làn đường
a) Làn đường thông thường. b) Làn đường bị che bởi bóng nắng.
c) Làn đường không rõ nét. d) Làn đường kết hợp nhiều loại.
e) Làn đường bị che bởi bóng cây. f) Làn đường hoàn toàn bị mất dấu.
Nguồn: [14]

Một cách hình thức, toàn bộ vấn đề cần giải quyết của luận văn có thể mô tả lại như sau: Với đầu vào là ảnh thu nhận được từ camera (lý do của việc chọn camera sẽ

được lý giải trong những phần sau), hệ thống cần phân tích xử lý trong thời gian thực để có thể phát hiện ra làn đường và trả lại kết quả làn đường phát hiện được theo tọa độ thực cho hệ thống điều khiển xe tự động.

1.2. Hướng tiếp cận đề tài

Để giải quyết bài toán đặt ra, hướng tiếp cận của đề tài được chia làm các bước như sau:

1. Xác định các tham số của camera: Dù chi phí của các thiết bị ghi hình hiện nay đã giảm rất nhiều, tuy nhiên để có được hình ảnh chất lượng tốt thì camera đòi hỏi phải có giá thành vượt quá mức trung bình. Mặt khác, vị trí gắn camera ở mỗi xe cũng sẽ thay đổi, vì vậy việc xác định các tham số cho camera là hết sức quan trọng và cần thiết, ảnh hưởng rất lớn đến kết quả của bài toán. Bước xử lý này tuy không đòi hỏi nhiều tính toán nhưng có tầm quan trọng rất cao. Phần này chúng tôi sử dụng các phương pháp trình bày trong [1] và [5].
2. Biến đổi chuẩn hóa ảnh (biến đổi IPM): Vì kích thước của các dấu phân cách làn đường thay đổi theo khoảng cách của nó đối với xe, do vậy để dễ xử lý, cần chuẩn hóa các dấu này về cùng một kích thước. Ngoài ra, để giảm thiểu chi phí tính toán, ảnh cần được chuyển đổi về dạng nhìn từ trên xuống để độ cong của làn đường nhỏ hơn. Để thực hiện được biến đổi này, phép biến đổi ánh xạ ngược với phép chiếu cần được thực hiện[1]. Mặc dù chất lượng ảnh sẽ suy giảm khi làm việc trên không gian mới này, nhưng thông qua thực nghiệm của chúng tôi và các kết quả trong [1], [4], [10], [11], [12], [17], [18], [21], và [23] đều cho thấy kết quả phát hiện làn đường sẽ tốt hơn nhiều nếu giải quyết bài toán trên không gian này.
3. Xác định các dấu phân cách đường: Để trích được các dấu phân cách đường, chúng tôi sử dụng phương pháp đơn giản dựa trên cạnh vì ưu thế về tốc độ

[1] Phép biến đổi này được gọi là phép ánh xạ ngược của phép chiếu: Inverse Projective Mapping và giai đoạn chuẩn hóa này còn được gọi là giai đoạn làm "thẳng" ảnh – Image Rectification.

thực thi. Ở bước này, chúng tôi áp dụng giải thuật của John Canny [6] có bổ sung thêm một số thông tin để tăng tốc độ. Chúng tôi trong quá trình nghiên cứu đề tài có tiến hành áp dụng một số phương pháp hiện đại (state-of-the-art) như sử dụng lược đồ gradient (HOG) theo Nadai [16] dựa trên cách tiếp cận như bài toán phát hiện người (Human Detection) của McAllester [13], tuy nhiên do kết quả thực thi quá chậm nên chúng tôi không sử dụng kết quả này. Một số phương pháp khác dựa trên các phương pháp máy học như mạng Neuron (ANNs), Intensive Bump, bộ phân lớp Bayes đơn giản (NBCs)… đều được tiến hành nhưng đều gặp phải vấn đề về tốc độ xử lý.

4. Theo vết làn đường: dựa trên kết quả của bước 3, chúng tôi sẽ sinh ra các đường biên ứng viên[1] (boundary hypotheses). Mỗi làn đường ứng viên sẽ được biểu diễn bởi 2 đường biên ứng viên: đường biên trái và đường biên phải. Mỗi đường biên sẽ được chọn biểu diễn bằng một đường bậc ba. Làn đường ứng viên có hệ số tương thích cao nhất (maximum likelihood) sẽ được chọn.

   Particle Filter[2] được sử dụng ở giai đoạn này. Particle Filter là phương pháp theo vết (tracking) phổ biến nhất hiện nay, và hầu hết được các khảo sát, nghiên cứu đánh giá rất cao, chi tiết có thể xem ở [20], và [24]. Lý do sử dụng Particle Filter sẽ được trình bày chi tiết hơn ở phần tổng quan. Ở đây, chúng tôi áp dụng Particle Filter theo phương pháp trình bày ở [2], [8], [7] và [19] như sau:

   - Tại khung ảnh[3] (frame) thứ t, các cặp ứng viên sẽ được sinh ra dựa trên vị trí của làn đường ở frame t-1 và trạng thái chuyển động của xe.
   - Mỗi đường biên ứng viên sẽ được biểu diễn bởi 4 điểm kiểm soát (control points), các điểm kiểm soát ở frame t sẽ được sinh ra dựa trên

[1] Hypothesis theo đúng phải dịch là giả định/giả thuyết, tuy nhiên ở đây chúng tôi chọn dịch là ứng viên (candidate) vì theo thiển ý cá nhân sẽ làm rõ nghĩa hơn.
[2] Chúng tôi không dịch Particle Filter là lọc bộ phận, vì dịch như vậy sẽ làm mất đi ý nghĩa của thuật ngữ này.
[3] Từ đây trở đi, chúng tôi sẽ giữ nguyên thuật ngữ frame thay cho "khung ảnh"

các điểm ở frame t-1. Nhờ cách biểu diễn này, đường biên sẽ được biểu diễn linh động hơn rất nhiều so với các phương pháp khác.

- Mô hình của trạng thái chuyển động của xe được áp dụng là mô hình Aukermann (Aukermann Steering Motion), được trình bày chi tiết trong [1] và [19].

1.3. Nội dung luận văn

Những đóng góp quan trọng của luận văn đối với đề tài này là: chỉ ra được hiệu quả của việc xử lý trên ảnh ánh xạ ngược; tích hợp thông tin trạng thái chuyển động của xe vào giai đoạn theo vết theo Particle Filter; biểu diễn làn đường theo đường cong bậc 3 và các độ đo phù hợp mang lại hiệu quả tốt. Tất cả những phần này sẽ được thể hiện chi tiết trong các phần tiếp theo của luận văn, bố cục như sau:

- Chương 2 – TỔNG QUAN: Trong chương này chúng tôi sẽ trình bày về các mô hình và phương pháp tiếp cận trong bài toán phát hiện và theo vết làn đường. Bên cạnh đó chúng tôi cũng trình bày những hạn chế cũng như ưu điểm của từng phương pháp.
- Chương 3 – MÔ HÌNH CỦA LUẬN VĂN: Mô hình của đề tài, phương pháp tính các thông tin của camera, chuyển đổi góc nhìn của ảnh, phương pháp áp dụng Particle Filter kết hợp với trạng thái chuyển động của xe nhằm phát hiện ra làn đường sẽ được trình bày trong chương này.
- Chương 4 – THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ: Chương này sẽ mô tả chi tiết về các thí nghiệm đã thực hiện để đánh giá hiệu quả hướng tiếp cận của đề tài so với các nghiên cứu khác, đồng thời so sánh hiệu quả của việc có và không có sử dụng thông tin từ trạng thái chuyển động của xe.
- Chương 5 – KẾT LUẬN: nêu lên những kết quả mà đề tài đã đạt được và hướng phát triển trong tương lai.
- TÀI LIỆU TRÍCH DẪN VÀ PHỤ LỤC: trình bày các thông tin khác có liên quan và được sử dụng trong đề tài.

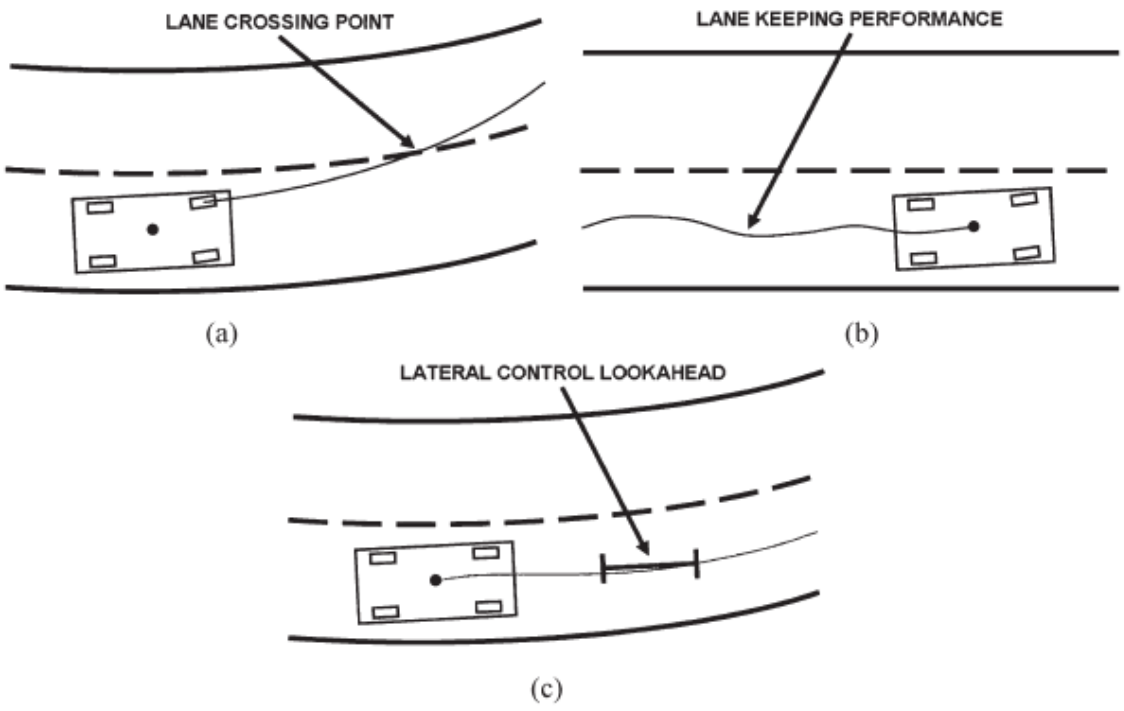
CHƯƠNG 2. TỔNG QUAN

Chương này sẽ mô tả các vấn đề lý thuyết về bài toán phát hiện làn đường và các mô hình khác nhau để giải quyết bài toán thông qua mô hình chung nhất của tất cả các phương pháp. Sau đó là phần trình bày tổng quan về các hướng tiếp cận dựa trên thông tin thị giác để giải quyết vấn đề.

2.1. Các vấn đề trong bài toán Phát hiện làn đường

2.1.1. Mục tiêu

Trong bài toán phát hiện làn đường, tùy thuộc vào nhiều yếu tố khác nhau mà mục tiêu giải quyết có thể khác nhau. Các mục tiêu này được [14] phân làm 3 loại như trong Hình 2-1.



Hình 2-1. Minh họa các mục tiêu khác nhau trong bài toán phát hiện làn đường
a) Mục tiêu khi thay đổi làn đường. b) Mục tiêu hỗ trợ người điều khiển xe.
c) Mục tiêu điều khiển xe tự động. Nguồn: [14]

Các loại mục tiêu này như sau:

1. *Hệ thống thông báo khi chuyển làn đường*[1]*:* Trong mục tiêu này, yêu cầu đặt ra là hệ thống phải thông báo được khi xe thay đổi làn đường. Vấn đề quan trọng nhất cần giải quyết ở đây là làm sao dự đoán được chính xác quỹ đạo của xe tương ứng với đường biên của làn đường.
2. *Hệ thống hỗ trợ người điều khiển xe*[2]: Trong mục tiêu này, vấn đề quan trọng là giúp người điều khiển xe chú ý được làn đường dễ dàng hơn. Hay nói cách khác, người điều khiển sẽ được hệ thống gợi ý các làn đường. Hầu hết các nghiên cứu đều tập trung ở mục tiêu này, tiêu biểu như [1], [3], [7], [10], [11], [17], [18], [21], [22], [23].
3. *Hệ thống hỗ trợ điều khiển xe tự động*[3]: Với mục tiêu hỗ trợ điều khiển xe tự động, yêu cầu đặt ra là hệ thống cần đưa ra được làn đường sắp tới mà xe sẽ di chuyển. Vấn đề quan trọng đối với mục tiêu này là hạn chế được sai số tính toán trong việc ước lượng vị trí của xe và làn đường. Hiện tại hướng nghiên cứu này đang thu hút được nhiều sự quan tâm của các nhóm nghiên cứu, trong đó có cả những nhóm lớn như nhóm của CMU[4], hay nhóm của MIT[5] [12] với những cuộc thi lớn như DARPA. Nghiên cứu của đề tài nằm chủ yếu ở mục tiêu này.

Với các mục tiêu khác nhau thì vấn đề tìm ra mô hình, thiết bị thu nhận tín hiệu, giải thuật phù hợp với nhau là cực kỳ quan trọng. Cũng tương tự như vậy, độ đo sử dụng với các thiết bị thu nhận tín hiệu và thuật toán cũng phải phù hợp với yêu cầu bài toán. Các thiết bị cũng như phương pháp của một cách tiếp cận với mục tiêu này có thể không phù hợp với mục tiêu kia và ngược lại.

[1] Lane-Departure-Warning Systems
[2] Driver-Attention Monitoring Systems
[3] Automated Vehicle-Control Systems
[4] CMU: Carnegie Mellon University
[5] MIT: Massachusetts Institute of Technology

2.1.2. Môi trường

Một trong những điều kiện ảnh hưởng nghiêm trọng đến kết quả bài toán là yếu tố môi trường. Sự khác biệt về các dấu phân cách trên đường có thể khác nhau ở những vùng khác nhau hay thậm chí trên cùng một đoạn đường. Tiêu biểu có thể thấy trong Hình 2-2

(a) (b)

Hình 2-2. Ví dụ về sự khác biệt giữa môi trường
a) Làn đường ở trung tâm TTI. b) Làn đường ở thành phố Nagoya

Ví dụ cho thấy sự khác biệt về màu sắc giữa cùng các dấu phân cách (vàng và trắng), cũng như cách thể hiện (đứt nét hoặc liền nét), và cả những ký hiệu giao thông (ví dụ ký hiệu ở hình a là từ chữ tiếng Nhật). Một ví dụ khác có thể thấy rõ nét ở minh họa trong Hình 1-1 ở mục 1.1. Ví dụ này cho thấy sự khác biệt rất rõ giữa các môi trường khác nhau. Vì vậy, đa phần các nghiên cứu sẽ giới hạn lại môi trường mà nghiên cứu có thể áp dụng và giải quyết được.

2.1.3. Tín hiệu

Khá nhiều thiết bị thu nhận tín hiệu được khảo sát trong bài toán phát hiện làn đường. Một số ví dụ về các thiết bị này có thể kể ra như sau:

1. Camera và các thiết bị thị giác;
2. Các thiết bị thu nhận trạng thái của xe;
3. Thiết bị cảm ứng đường thẳng (line sensor);

4. Thiết bị thu nhận sóng laze và ra-đa[1] (LASER và RADAR);
5. Hệ thống định vị toàn cầu (GPS).

Trong khi Laser, Radar, GPS và thiết bị cảm ứng đường thẳng có thể giải quyết vấn đề tốt trong một số trường hợp nhất định thì các thiết bị về thị giác có thể hoạt động trong hầu hết các trường hợp. Laser và Radar, theo [14] có thể giải quyết rất tốt trong môi trường khi xe di chuyển ở vùng ngoại ô (ít chướng ngại, làn đường ít bị che lấp), đặc biệt hữu hiệu trong việc xác định biên đường. Tuy nhiên, khi đường có nhiều hơn một làn đường, Laser và Radar thường hoạt động không hiệu quả nếu không được bổ sung thêm thông tin thị giác. Hơn nữa, các thiết bị Laser cũng chỉ chính xác ở một số cự li gần và tốc độ di chuyển của xe không quá cao. Các thiết bị cảm ứng đường thẳng, hoạt động tốt trong việc xác định vị trí ở 2 bên hiện tại của xe, tuy nhiên không thể đưa ra thông tin ở phía trước (look-ahead) và không thể sử dụng trong việc dự đoán trước quỹ đạo (trajectory), vốn là một thông tin quan trọng, ví dụ như dùng để xác định thời điểm thay đổi làn đường (TLC). Thiết bị GPS, đặc biệt là thiết bị dGPS (differential GPS) có thể cung cấp rất chính xác vị trí của xe, tuy nhiên để sử dụng được thiết bị này đòi hỏi phải có một cơ sở hạ tầng trang bị đầy đủ và hiện đại để có thể cung cấp thông tin chính xác. Hơn nữa, việc cập nhật bản đồ cũng phải được tiến hành thường xuyên và liên tục. Việc này đòi hỏi rất nhiều chi phí để duy trì. Mặt khác, tuy cung cấp vị trí rất chính xác, nhưng khi vào các công xưởng và áp dụng cho các thiết bị như xe COMB[2], GPS không thể hoạt động chính xác mà phải thay thế bằng Laser hay Camera. Sử dụng Camera có thể cung cấp được các thông tin về vị trí một cách chính xác mà không cần phải dựa vào các cơ sở hạ tầng bên ngoài hay các bản đồ thu thập dữ liệu. Trong những trường hợp mà thông tin thu nhận được từ camera khó có thể giải quyết được, ví dụ như khi thời tiết rất xấu hay các dấu phân cách hoàn toàn không có trên đường… thì thông tin thị giác có thể được bổ sung thêm bằng các thông tin khác, như Radar hay GPS. Nhờ tất cả những ưu điểm này, thông tin thị giác tỏ ra rất thích hợp để được

[1] Từ đây trở đi, chúng tôi sử dụng từ gốc Lazer và Radar do tính phổ biến của 2 thuật ngữ này.
[2] Xe Comb là loại xe nhỏ, thông thường chạy bằng điện, có các đặc tính giống như các xe ô-tô thông thường. Xe comb thường được dùng trong các công xưởng lớn để chở hàng trong nội bộ công xưởng.

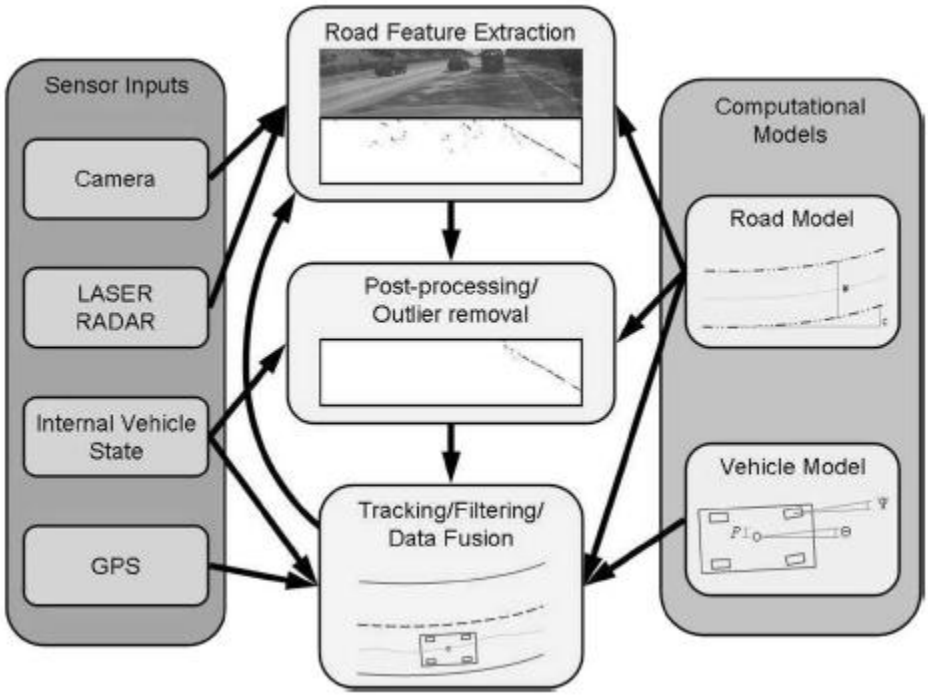
dùng làm thông tin chính xây dựng nên một hệ thống hiệu quả giải quyết bài toán phát hiện làn đường. Bảng 2-1 tóm tắt lại các ưu nhược điểm của những thông tin kể trên.

Bảng 2-1. Tóm tắt các ưu/nhược điểm của các loại thông tin

Thông tin	Ưu điểm	Nhược điểm
Thị giác	Hoạt động hiệu quả trong hầu hết các môi trường. Không đòi hỏi phải có cơ sở hạ tầng trước. Tận dụng được rất nhiều đặc trưng về màu sắc.	Khó hoạt động được khi môi trường xung quanh gặp thời tiết rất xấu hoặc mất hoàn toàn các dấu phân cách.
Trạng thái chuyển động	Dùng làm thông tin bổ trợ cho các thông tin khác.	Không sử dụng được một cách đơn lẻ.
Cảm ứng đường thẳng	Xác định chính xác được vị trí 2 bên của xe.	Không thể xác định được vị trí ở trước cũng như dự đoán được quỹ đạo của xe.
Laser và Radar	Tính toán tốt vị trí của đường biên của làn đường.	Khó hoạt động trong đường nội thành, hoặc trong môi trường có quá nhiều vật phủ lấp lên nhau. Không thể cảm ứng được ở khoảng cách xa, hoặc cho xe khi chuyển động với tốc độ cao.
GPS	Có thể xác định được chính xác vị trí của xe.	Đòi hỏi phải có một hạ tầng mạnh. Không hiệu quả khi hoạt động ở công xưởng. Phải liên tục và thường xuyên cập nhật bản đồ hệ thống.

2.2. Mô hình tổng quát giải quyết vấn đề

Kết quả khảo sát chi tiết của McCall [14] cho thấy gần như tất cả các phương pháp tiếp cận nhằm giải quyết bài toán phát hiện làn đường đều theo lược đồ chung như ở Hình 2-3.



Hình 2-3. Mô hình tổng quát giải quyết bài toán phát hiện làn đường
Nguồn: [14]

1. Trước tiên, một mô hình đối với xe và đường được xây dựng. Mô hình này có thể chỉ đơn giản thể hiện bởi 2 cặp đoạn thẳng như trong [1] hay bởi các đường cong như đường B-Spline [22], hoặc đường cong Catmull-Rom Spline như trong [10], hoặc là đường cong bậc 3 như ở [11], hoặc cũng có thể là một mô hình toán học phức tạp gồm rất nhiều tham số như trong [3], [21]…
2. Tiếp theo, các thiết bị thu nhận tín hiệu sẽ gửi thông tin của môi trường bên ngoài đến xe. Tín hiệu có thể là tín hiệu Laser [7], hoặc tín hiệu từ Camera hay GPS [12]. Tuy nhiên, trong đề tài này chỉ tập trung tìm hiểu hướng tiếp cận dựa tín hiệu hình ảnh kết hợp với dữ liệu của xe, hay nói cách khác, chỉ

chú trọng các phương pháp trên thông tin thị giác kết hợp với thông tin trạng thái xe. Các đặc trưng được sử dụng ở đây thông thường là đặc trưng về cạnh, về màu sắc của dấu phân cách, về vân, về vector chuyển động (motion vector)…

3. Cuối cùng, mô hình của xe (vehicle model) sẽ được sử dụng để tinh chỉnh lại theo thời gian khi nhận được thông tin từ các thiết bị thu nhận.

Trình tự mô hình này có thể có khác biệt khi áp dụng cho từng mục tiêu khác nhau. Tuy nhiên, về cơ bản các phương pháp hầu hết đều dựa trên mô hình chung này.

Phần tiếp theo chúng tôi sẽ trình bày chi tiết tình hình hiện tại của các phương pháp. Phần trình bày sẽ được chia thành từng vấn đề riêng dựa trên mô hình tổng quát.

2.3. Các phương pháp giải quyết

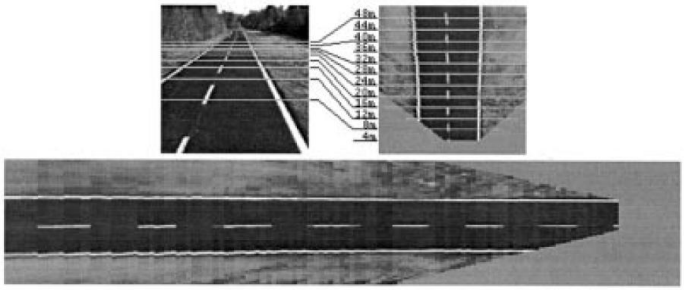
2.3.1. Mô hình đường

Mô hình đường (road model) hay mô hình làn đường (lane model) có thể nâng cao hiệu năng thực thi của ứng dụng bằng cách loại bỏ các thông tin nhiễu. Rất nhiều mô hình khác nhau đã được áp dụng thử nghiệm. Ở đây, chúng tôi sẽ liệt kê ra một số cách biểu diễn tiêu biểu:

2.3.1.1. Sử dụng đường thẳng

Trong phương pháp này, các làn đường được mô hình như là hai đoạn thẳng trái và phải ứng với đường biên trái và phải. Bertozzi và cộng sự trong nghiên cứu nổi tiếng GOLD [3] đã giả định làn đường là các cặp đường thẳng song song thông qua phép ánh xạ ngược từ ảnh thu nhận từ camera sang ảnh từ trên nhìn xuống. Hình 2-4 cho ví dụ minh họa trong phương pháp của Bertozzi.

Khác với phương pháp Bertozzi, Apostoloff [1] biểu diễn làn đường bằng một hình thang và tiến hành trực tiếp lên ảnh từ camera. Hình 2-5 cho ví dụ về kết quả của nhóm Apostoloff.



Hình 2-4. Biểu diễn làn đường bằng các đường thẳng
Nguồn: [3]

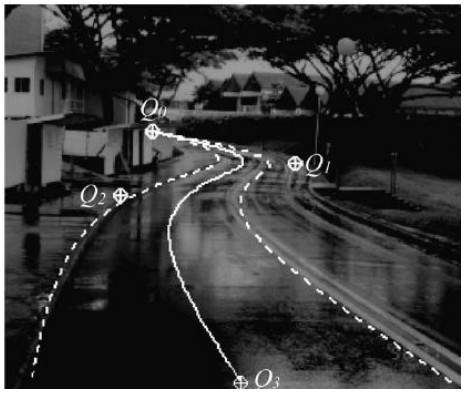
Hình 2-5. Biểu diễn làn đường bằng hình thang.
Nguồn: [1]

2.3.1.2. Sử dụng đường cong

Ưu điểm của phương pháp biểu diễn theo đường thẳng là tốc độ xử lý nhanh nhờ mô hình đơn giản, dẫn đến chi phí tính toán nhỏ. Tuy nhiên, phương pháp này gặp phải những khó khăn khi bản thân làn đường bị cong. Mặc dù khi chuyển sang không gian từ trên xuống độ cong của đường có giảm, nhưng cũng không thể triệt tiêu được độ cong này. Mặt khác, khi gặp những trường hợp như làn đường thu nhỏ, hoặc mở rộng, hoặc ghép nối các làn lại với nhau… thì làn đường không phải bao giờ cũng là đường thẳng, hay song song với nhau. Vì vậy, đa số các nghiên cứu gần đây, biểu diễn làn đường bằng đường cong là mô hình được sử dụng nhiều hơn.

Để biểu diễn làn đường theo đường cong, hầu hết các phương pháp đều biểu diễn những đường cong này thông qua một số điểm nhất định, gọi là các điểm kiểm soát hay điểm điều khiển. Tùy thuộc vào loại đường cong được chọn mà các điểm kiểm soát sẽ được chọn khác nhau. Số lượng điểm kiểm soát tùy thuộc vào mô hình

đường cong và độ phức tạp trong thực tế của làn đường. Tuy nhiên, qua hầu hết các phương pháp sử dụng cách biểu diễn này như [10], [11], [12], [22]… đều dùng từ 3 đến 4 điểm. Điều này không khó lý giải vì nó tương tự như bài toán hồi quy (Regression), khi chọn quá nhiều điểm, hiệu quả không những không tăng mà còn giảm sút do quá khớp (overfitting). Mặt khác, khi tăng thêm một điểm kiểm soát trên mỗi đường, độ phức tạp tính toán sẽ gia tăng đáng kể.



Hình 2-6. Biểu diễn làn đường theo B-Snake
Nguồn: [22]

Trong kết quả nổi tiếng của mình, Wang và cộng sự [22] biểu diễn đường biên thông qua B-Snake, bản chất toán học chính là dựa trên đường cong B-Spline. Lý do được đưa ra khi sử dụng B-Snake, theo Wang là:

> *"B-Snake có thể mô tả được những đường có hình dạng phức tạp, ví dụ hình chữ S hay dạng cua quẹo." "Mô hình B-Snake sẽ hiệu quả đối với ảnh bị che mờ, bị nhiễu, kể cả mất dấu phân cách hoặc dấu thu nhận bị nhiễu"*

Ví dụ minh họa về phương pháp của Wang có thể xem trong Hình 2-6, trong hình này tác giả sử dụng 4 điểm kiểm soát cho mô hình đường của mình.

ZuWhan Kim với công trình công bố năm 2008 [11] được đánh giá rất cao cũng biểu diễn làn đường bằng một đường cong, tuy nhiên, đường cong được chọn ở đây là đường cong bậc 3 (cubic spline) thông thường với các điểm kiểm soát nằm trên

chính làn đường. ZuWhan Kim đưa ra lý do sử dụng cách biểu diễn này thay vì sử dụng B-Snake như sau:

> *Trong biểu diễn B-spline, các điểm kiểm soát nằm ngoài đường cong, do vậy quá trình tính toán xấp xỉ sẽ cần rất nhiều lần lặp.*", "*Đường cong bậc 3 sẽ được tính toán xấp xỉ nhanh hơn rất nhiều*"

Tuy nhiên, trong trường hợp dấu phân cách làn đường bị mất hoặc sai lệch, phương pháp của Kim lại tỏ ra không hiệu quả vì phương pháp này đòi hỏi điểm kiểm soát phải nằm trên đường cong. Ở đây ta lại thấy phương pháp của Wang lại tỏ ra tốt hơn.

Nghiên cứu mới nhất của Leonard [12] lại sử dụng một loại đường cong bậc 3 khác, nhưng về bản chất thì khá giống với đường của Kim.

Qua kết quả khảo sát ở trên, ta thấy vấn đề chọn loại đường cong nào cũng không phải đơn giản. Trong quá trình nghiên cứu của chúng tôi, chúng tôi đề xuất được cách giải quyết cho vấn đề giữa hai phương pháp của Wang và Kim như ở trên nhằm đảm bảo tính đơn giản, tốc độ trong xử lý đồng thời cũng có thể xử lý được những trường hợp khó như cách làm của Wang.

2.3.1.3. Sử dụng mô hình toán học phức tạp

Như đã phân tích ở trên, hiện nay phần lớn các nghiên cứu đều tập trung biểu diễn làn đường theo đường cong, tuy nhiên cách làm này vẫn gặp phải những hạn chế nhất định. Tiêu biểu trong số đó là vấn đề về địa hình. Trong thực tế làn đường không đơn giản chỉ là ảnh 2 chiều mà là 3 chiều, do vậy, độ cong đối với các đường trong 2 chiều theo cách biểu diễn như vậy là chưa đủ đối với không gian 3 chiều. Hơn nữa, nếu gặp các đường có độ cong tương đối lớn, ví dụ như vòng xoay, thì với 4 điểm kiểm soát sẽ không thể dự đoán kịp quỹ đạo của làn đường trong thời gian thực (do thông thường độ cong của làn đường là nhỏ), nếu tăng số điểm kiểm soát lên thì lại làm giảm độ chính xác và tăng thời gian xử lý. Vì vậy, một số phương

pháp tìm cách tiếp cận xây dựng mô hình làn đường một cách phức tạp và chi tiết hơn.

Vacek và cộng sự [21] đưa ra một mô hình khá phức tạp với các luật bổ sung để xác định được làn đường. Danescu và cộng sự [7] đưa ra một mô hình 3 chiều chi tiết cho làn đường, tuy nhiên do tốc độ xử lý còn chậm nên không thể thực thi trong thời gian thực.

Lựa chọn tốt nhất cho mô hình làn đường tùy thuộc vào môi trường hoạt động và hệ thống mà thiết bị phát hiện làn đường được hoạt động. Sẽ thật sự không hiệu quả khi biểu diễn bằng đường cong B-Spline nếu như môi trường hoạt động của xe được thiết lập trên đường cao tốc (highway). Mặt khác, theo khảo sát ở [24], phạm vi được quan tâm thông thường chỉ ở khoảng 10m phía trước xe nếu di chuyển với tốc độ không cao và 30m nếu di chuyển trên đường cao tốc. Do vậy, các mô hình phức tạp như đường cong hay mô hình 3 chiều đôi khi không nên sử dụng vì tính đơn giản của thị trường ảnh thu nhận được trong phạm vi quan tâm. Ở mục tiêu cần có hệ thống cảnh báo khi chuyển làn đường, hoặc hệ thống điều khiển xe tự động, quỹ đạo của xe cần được dự đoán trước trong khoảng thời gian rất hạn chế. Trên đường cao tốc, phạm vi 30m đến 40m phía trước cần được dự đoán ở độ chính xác cao với các mục tiêu này. Trong những yêu cầu này, biểu diễn làn đường với các mô hình đường cong tỏ ra thích hợp hơn. Điều này đơn giản vì độ cong của các mô hình này cần thiết cho việc dự đoán quỹ đạo của xe. Hình 2-6 cho ta ví dụ về nhận định này. Nếu chỉ quan tâm ở vùng trong cự li gần trước mặt, rõ ràng ta chỉ cần 2 đoạn thẳng, hoặc một hình thang ở khoảng điểm kiểm soát Q2 hướng về phía dưới của ảnh; ngược lại, nếu cần dự đoán trước về quỹ đạo của làn đường, rõ ràng mô hình đường cong tỏ ra phù hợp hơn.

2.3.2. Xác định dấu phân cách

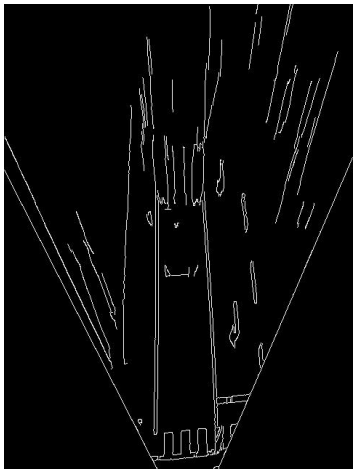
Trong quá trình giải quyết bài toán phát hiện làn đường, có thể nói rằng xác định hay rút trích được dấu phân cách (Lane Marking Extraction) là giai đoạn rất quan trọng. Nếu như ở mô hình đường, vai trò của mô hình sẽ giúp gia tăng hiệu năng

của hệ thống thì ở đây, kết quả của việc trích làn đường sẽ ảnh hưởng trực tiếp đến toàn bộ kết quả bài toán. Nếu như kết quả rút trích không tốt, thì mô hình làn đường dù hiệu quả đến đâu cũng sẽ không mang lại kết quả tốt cho bài toán. Ngược lại, nếu rút trích được dấu phân cách làn đường một cách hoàn hảo thì gần như không cần phải sử dụng bất kỳ một mô hình đường nào. Dưới đây chúng tôi trình bày một số hướng nghiên cứu trong việc rút trích dấu phân cách làn đường.

2.3.2.1. Dựa trên cạnh

Rút trích dựa trên cạnh là một trong những phương pháp tiếp cận được sử dụng nhiều nhất. Ở phương pháp này đa số các nghiên cứu tập trung vào sự khác biệt về cạnh của các dấu phân cách làn đường so với mặt đường. Mặt đường, thông thường có những đặc trưng giống nhau và tương phản rõ nét với dấu phân cách.

Do vậy, bài toán rút trích làn đường được đơn giản đưa về thành bài toán phát hiện cạnh trên ảnh (edge detection) và các giải thuật tìm cạnh như Sobel, Prewitt… được áp dụng thử nghiệm. Trong số đó, giải thuật Canny [6] được sử dụng rộng rãi nhất vì độ hiệu quả cũng như tốc độ thực thi của nó. Phần lớn các nghiên cứu như [3], [4], [12], [21], [22] đều tiếp cận theo cách sử dụng Canny để rút trích cạnh rồi phát hiện làn đường. Hình 2-7 cho thấy một ví dụ trong việc sử dụng Canny để trích dấu làn đường.



Hình 2-7. Sử dụng Canny để rút trích dấu phân cách làn đường.

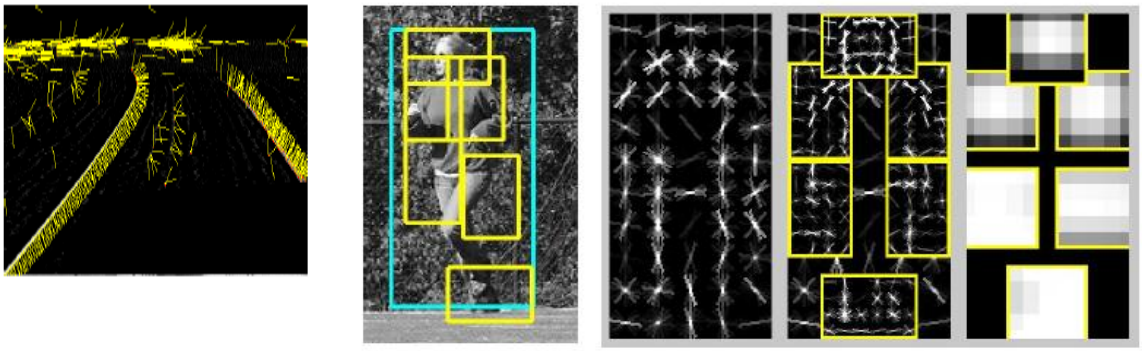
Tiếp cận này tỏ ra hiệu quả và tốc độ thực thi nhanh trong khá nhiều trường hợp, tuy nhiên trong một số trường hợp phức tạp hơn như các trường hợp trong ví dụ ở Hình 2-8, kết quả thu nhận được gặp phải ít nhiều hạn chế.

(a) (b) (c)

Hình 2-8. Những trường hợp trích dấu phân cách dựa trên cạnh không hiệu quả
a) Bị bóng cây xe phủ. b) Bị bóng nắng tương phản với nền.
c) Dấu mờ hoặc không có dấu. Nguồn: [12], [14] và [11]

2.3.2.2. Dựa trên tần số

Một số phương pháp như LANA (**L**ane-finding in **AN**other dom**A**in) làm việc trên miền tần số thay vì trên miền không gian ảnh thông thường. Một số khác, dựa trên gradient và không gian biên để trích dấu như của [12]. Trong nghiên cứu của chúng tôi, chúng tôi có tiến hành thử nghiệm phương pháp trích dấu dựa trên phương pháp lược đồ gradient (HOG) trong bài toán phát hiện người (Human Detection) theo cách làm của McAllester [13], nhưng kết quả không tốt và thời gian xử lý chậm.



(a) (b)

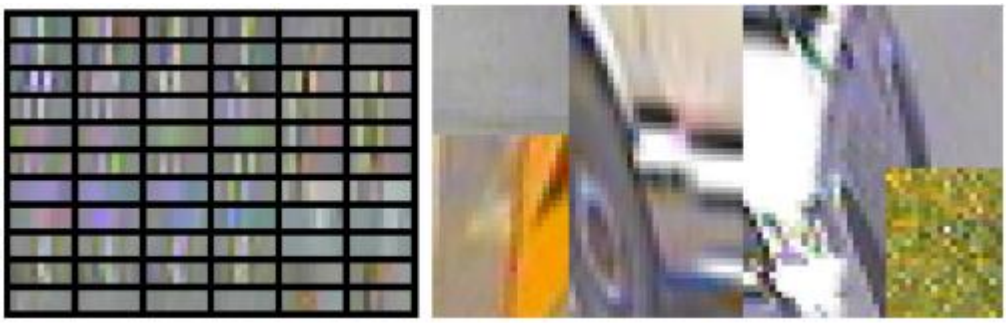
Hình 2-9. Trích dấu dựa trên gradient
a) Dựa trên Local Maxima. b) Phương pháp Human detection dựa trên HOG
Nguồn: [12], [13]

Cách làm dựa trên tần số này, có thể được cải tiến bằng cách giới hạn lại chiều dài của cạnh, hoặc góc cần xem xét… tuy nhiên, về cơ bản do bản chất của phương pháp nên trong một số trường hợp khó, ví dụ như trường hợp a) trong Hình 2-8 có vân nền phức tạp thì phương pháp này cũng không thể hiệu quả, gặp phải hạn chế tương tự như phương pháp trích cạnh trình bày ở trên. Mặt khác, độ phức tạp trong tính toán của phương pháp này cũng khá cao, do phải xử lý rất nhiều thông tin.

2.3.2.3. Dựa trên màu sắc và vân

Để vượt qua hạn chế của phương pháp trích cạnh, một số hướng nghiên cứu tiếp cận sử dụng thông tin về màu sắc và vân để làm đặc trưng so sánh, từ đó trích ra được dấu phân cách một cách chính xác.

ZuWhan Kim [11], sử dụng một tập mẫu được trích ra từ các dấu đường, sau đó tiến hành các phương pháp học để rút trích đặc trưng của dấu phân cách. Sau đó, mỗi khi thu nhận được ảnh, hệ thống sẽ nhận dạng dựa trên dữ liệu đã được học và cho ra kết quả rút trích. Các thử nghiệm của Kim đều được làm trên ảnh IPM.



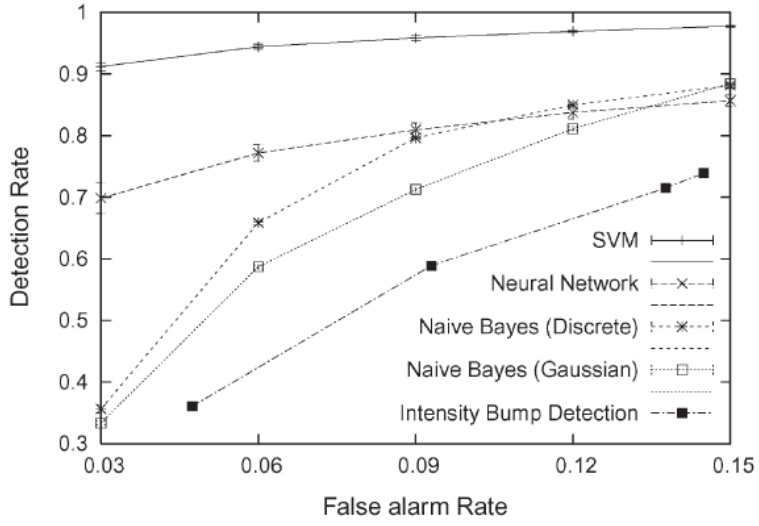
Hình 2-10. Ví dụ về tập ảnh huấn luyện để trích dấu làn đường
Nguồn: [11]

Kim tiến hành thử nghiệm với các phương pháp máy học khác nhau bao gồm: Intensity-Bump Detection, mạng neuron nhân tạo (ANNs), bộ phân lớp Bayes đơn giản (NBCs), máy phân lớp sử dụng vector hỗ trợ (SVM)… và cuối cùng tác giả chọn mạng neuron nhân tạo vì lý do thời gian hiệu quả và độ chính xác cũng chấp nhận được. Bảng 2-2 và Hình 2-11 cho thấy kết quả về thời gian thực thi và hiệu năng của một số thuật toán phân đoạn. Theo đó, ta có thể thấy sử dụng mạng neuron

có độ chính xác cao thứ nhì, sau SVM nhưng lại có thời gian thực thi chỉ bằng 1/22 so với SVM (100ms so với 2.2s). Vì vậy, Kim đã chọn mạng neuron nhân tạo để làm thuật toán trích dấu làn đường trong nghiên cứu.

Bảng 2-2. Thời gian thực thi của một số thuật toán máy học.
Nguồn: [11]

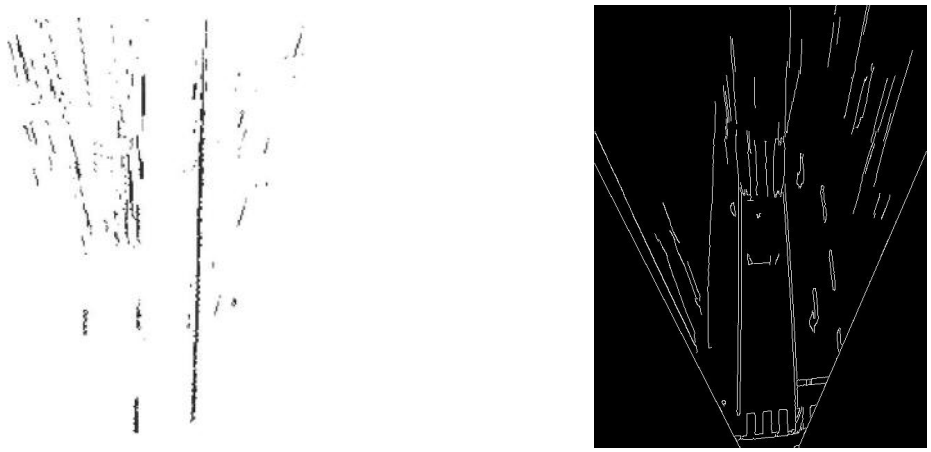
Thuật toán	Thời gian phân lớp
Intensive Bump Detector	~ 10 ms
Mạng Neuron nhân tạo (7 nút ẩn)	~100 ms
Gaussian NBC	~25 ms
NBC rời rạc	~ 60 ms
SVM	~ 2.2 s
Cascade	~ 25 ms trong trường hợp xấu nhất



Hình 2-11. Hiệu năng của một số thuật toán máy học
Nguồn: [11]

Về lý thuyết thì phương pháp này có thể giải quyết được hầu hết các trường hợp trong trích dấu làn đường. Tuy nhiên, trong thực tế thông tin về dấu của làn đường quá đơn giản, dễ bị nhầm lẫn với các nền khác, ví dụ như lề đường, màu sắc trên xe khác… Vì vậy, nhiễu xảy ra ở phương pháp này tương đối khá lớn. Mặt khác, tập mẫu huấn luyện cần phải được chọn rất chi tiết và hợp lý do thời tiết khác nhau (ví

dụ ngày và đêm) thì sự thể hiện về màu sắc và vân của dấu làn đường cũng rất khác nhau. Hình 2-12 cho ta một ví dụ về kết quả trích dấu làn đường. Hình a) cho thấy kết quả khi sử dụng phương pháp mạng neuron nhân tạo, các dấu làn đường bị đứt nét và nhiễu khá nhiều. Hình b) cho kết qủa dựa trên cạnh, mặc dù có nhiễu ở 2 bên, nhưng ta thấy có thể dễ dàng trích ra đường biên của đường. Do vậy ở giai đoạn hậu xử lý, các phương pháp này đôi khi cần phải sử dụng bổ sung thêm một số kỹ thuật, ví dụ như áp dụng RANSAC [9], sẽ được trình bày ở 2.3.3.



(a) (b)

Hình 2-12. Nhiễu trong phương pháp trích dấu làn đường dựa trên màu
a) Kết quả dựa trên màu. b) Kết quả dựa trên cạnh

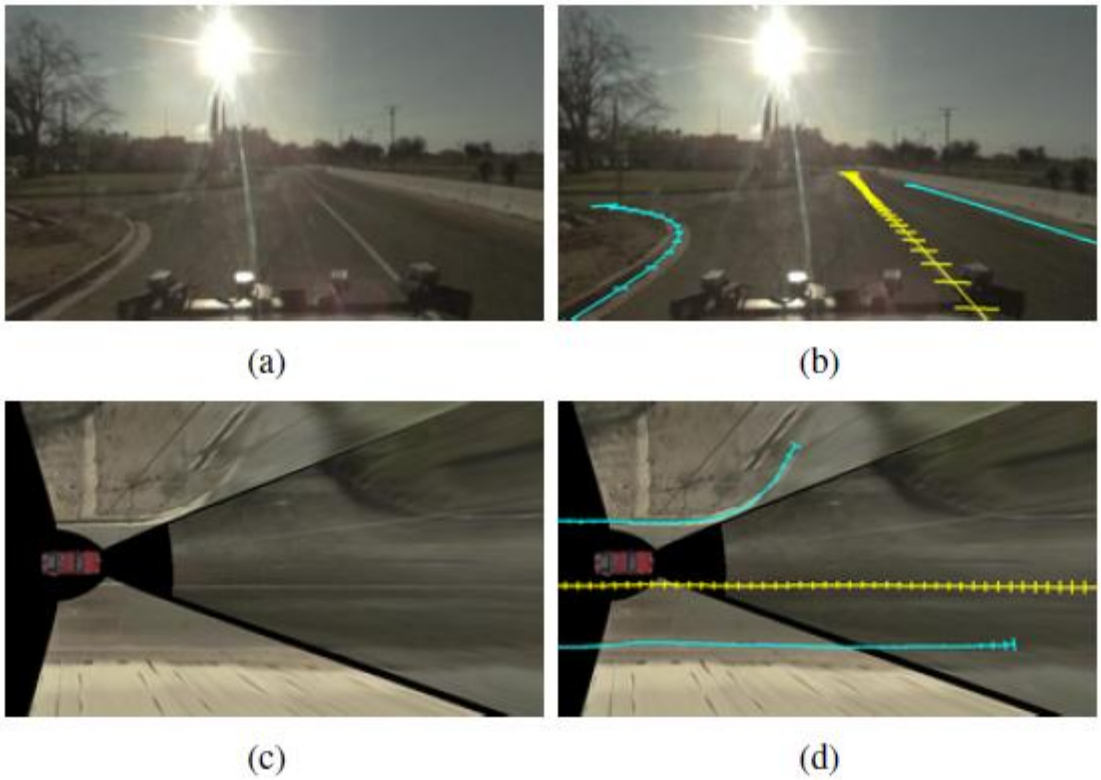
2.3.2.4. Dựa trên nhiều camera

Một phương pháp cũng được sử dụng trong khoảng từ năm 2005 đến nay là sử dụng nhiều camera ghi hình. Trong phương pháp sử dụng 2 camera trái và phải, nhờ biến đổi hình học giữa 2 camera, dấu làn đường sẽ được rút trích dễ dàng do sự so sánh khác biệt giữa 2 ảnh. Mặt khác, dựa vào 2 camera, kết quả tính toán về khoảng cách cũng sẽ đơn giản và chính xác hơn. Tiêu biểu trong số đó là kết quả của Danescu [7]. Một số khác lại kết hợp 3 camera, một camera nhìn trước, 2 camera ở 2 bên như trong nghiên cứu của nhóm Leonard [12] ở MIT[1].

[1] Nhờ phương pháp này, nhóm của Leonard đã giành được chiến thắng ở cuộc thi DARPA Urban Challenges.

Hướng tiếp cận này hiện đang được nghiên cứu và hứa hẹn sẽ phát triển nhiều trong tương lai.

Hình 2-13. Ảnh thu được từ camera trái và camera phải.



Hình 2-14. Sử dụng 3 camera trong nghiên cứu của Leonard
Nguồn: [12]

Tương tự như xây dựng mô hình làn đường, lựa chọn phương pháp trích dấu làn đường hiệu quả tùy thuộc rất nhiều vào hệ thống và môi trường dự kiến hoạt động.

Trong trường hợp sử dụng mô hình cho một số loại đường nhất định, trong những khu vực xác định, đôi khi không cần phải trích xuất tất cả các dấu làn đường. Tương tự như vậy, trong bài toán điều khiển xe tự động, đôi khi không cần phải tìm hết tất cả các dấu làn đường, mà chỉ cần quan tâm đến những dấu nào cần thiết để thiết bị có thể di chuyển an toàn.

2.3.3. Hậu xử lý

Giai đoạn hậu xử lý rất cần thiết để tăng khả năng ước lượng dựa vào những tri thức biết trước kết hợp với thông tin thu nhận được từ quá trình rút trích đặc trưng. Các kỹ thuật thường được áp dụng trong giai đoạn này là biến đổi Hough, sử dụng RANSAC [9], và sử dụng luật. Chúng tôi sẽ trình bày một số kết quả tiêu biểu trong những hướng tiếp cận này.

2.3.3.1. Sử dụng biến đổi Hough

Biến đổi Hough là kỹ thuật phổ biến được áp dụng trong nhiều nghiên cứu. Ở đây, Hough được sử dụng để nhận ra các đường thẳng, sau đó sẽ tìm điểm hội tụ của các đường này để từ đó dễ dàng xác định ra làn đường. Các nghiên cứu [17], [18], và [22] đều sử dụng kỹ thuật này.

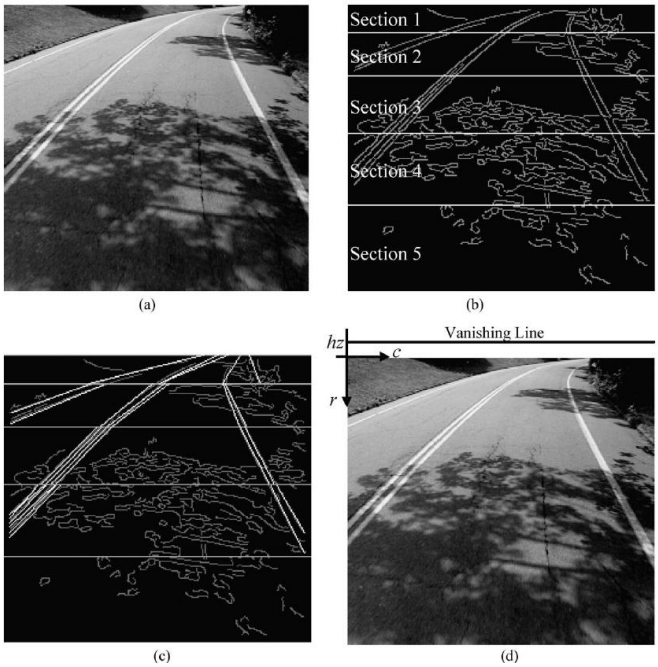
Wang [22] sử dụng kỹ thuật CHEVP (Canny/Hough Estimation of Vanishing Points) kết hợp Canny và Hough để tìm ra các điểm hội tụ, kết quả tỏ ra rất hiệu quả. Hình 2-15 cho ví dụ về thuật toán CHEVP của Wang.

2.3.3.2. Sử dụng RANSAC

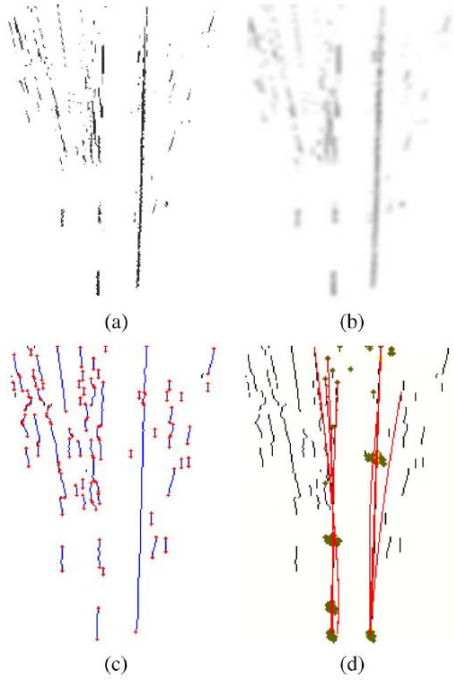
ZuWhan Kim [11], trong kết quả rất ấn tượng của mình đã sử dụng RANSAC [9] kết nối các đoạn thẳng lại với nhau, nhằm giải quyết vấn đề nhiễu khi sử dụng trích dấu làn đường dựa vào màu sắc và vân theo mạng neuron nhân tạo.

Hình 2-16 cho ta thấy ví dụ về sử dụng RANSAC. Hình a) cho ta thấy kết quả trích dấu làn đường, còn khá nhiều nhiễu. Ở hình b), tác giả áp dụng lọc Gauss để làm nhòe ảnh, nhằm mục đích kết nối các đoạn thẳng lại với nhau. Ở hình c) là kết quả

của việc áp dụng RANSAC, các đoạn thẳng được nối lại với nhau. Cuối cùng ở hình d) cho thấy kết quả sinh ra bởi Particle Filter mà chúng tôi sẽ trình bày ở mục 2.3.4.



Hình 2-15. Kết quả sử dụng CHEVP của Wang
Nguồn: [22]



Hình 2-16. Kết quả sử dụng RANSAC của Kim
Nguồn: [11]

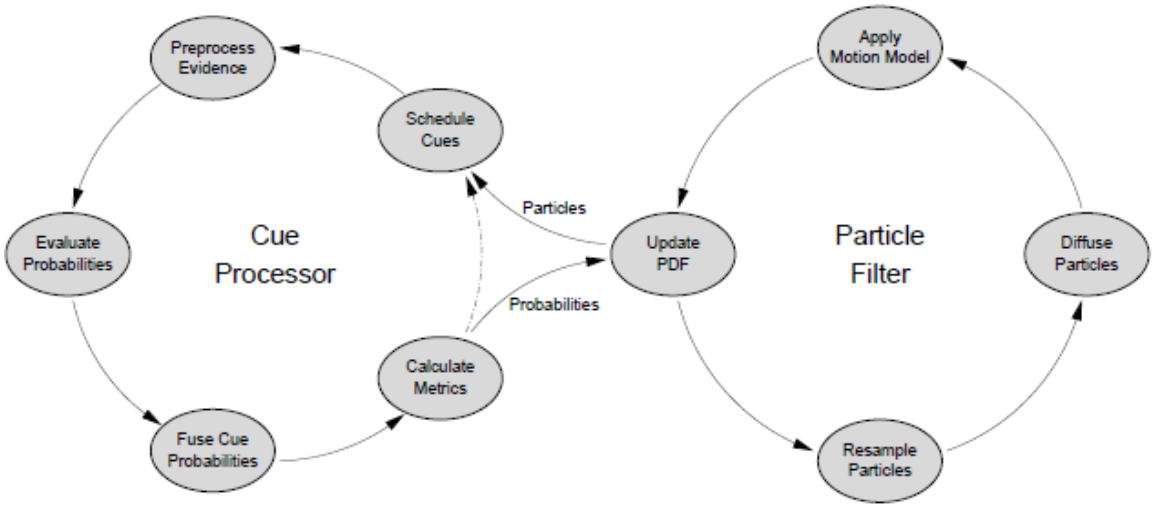
2.3.3.3. Sử dụng kết hợp các đặc trưng

Apostoloff và Zelinsky [1] sử dụng các luật và đặc trưng/dấu hiệu (cue) để quyết định chọn các đặc trưng nào sẽ được khai thác ở bước tiếp theo. Theo Apostoloff, các đặc trưng được sử dụng là những đặc trưng dễ phát hiện, bản thân mỗi đặc trưng đều là những luật rất yếu, nhưng khi kết hợp lại sẽ mang lại hiệu quả cao. Các đặc trưng được Apostoloff sử dụng là:

1. *Dấu phân cách làn đường:* tác giả dùng LoG với nhân (Kernel) theo chiều ngang để trích ra các đặc trưng này.
2. *Đường biên của đường:* tác giả sử dụng Canny để trích ra cạnh của đường.
3. *Màu của đường*: sử dụng hệ màu YUV và trích xuất ra màu của đường.
4. *Màu của những gì không phải đường:* Dùng để xác định các vùng không phải là đường.
5. *Độ rộng của đường:* Giúp tăng độ ổn định để xác định làn đường. Tuy nhiên đặc trưng này như sẽ phân tích trong phần tiếp theo, có thể làm hạn chế ở một số trường hợp.
6. *Độ co dãn của làn đường:* Trả lại 1 nếu độ rộng bên hông xe nhỏ hơn một nửa làn đường. Ngược lại trả lại giá trị 0.5. Đặc trưng này dùng để xác định các trường hợp khi xe chuyển làn đường…

Tất cả các đặc trưng này được kết hợp với nhau thông qua một mô hình tương đối phức tạp, có kết hợp với Particle Filter. Quá trình này được trình bày chi tiết trong luận văn tiến sĩ của Apostoloff mà kết quả được thể hiện vắn tắt ở [1]. Quá trình này được minh họa ở Hình 2-17.

Một cách tổng quát, quá trình hậu xử lý là một trong những bước quan trọng nhất vì nó kết hợp giai đoạn rút trích đặc trưng với giai đoạn theo vết (tracking). Dựa trên các thông tin có được từ việc rút trích đặc trưng trong thực tế, quá trình này sẽ đưa ra các ước lượng quan trọng về vị trí làn đường thật sự. Phần lớn các kỹ thuật này đều phải dựa trên những giả định (giản lược) khác nhau về xe và môi trường hoạt động. Các giả định này sẽ được trình bày ở 2.3.5.



Hình 2-17. Mô hình đặc trưng kết hợp với Particle Filter của Apostoloff
Nguồn: [1]

2.3.4. Mô hình chuyển động và bài toán theo vết

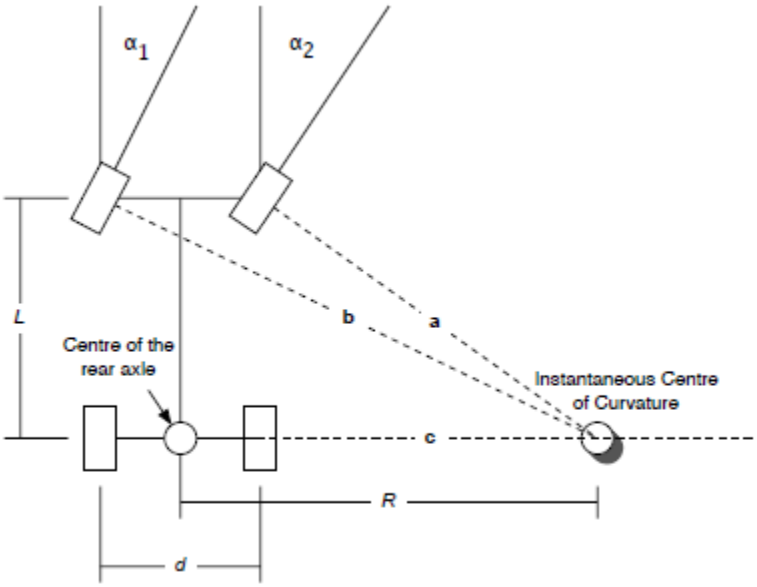
Hai mô hình quan trọng trong kỹ thuật theo vết để phát hiện làn đường là lọc Kalman và lọc Particle[1]. Chi tiết của hai bộ lọc này có thể tìm thấy trong các tài liệu như [2], [8] và [19]. Để làm việc hiệu quả với các bộ lọc, một số nghiên cứu sử dụng bổ sung thông tin của xe thông qua các mô hình chuyển động khác nhau, mà trong đó nổi bật nhất là mô hình Aukermann. Trong phần này, chúng tôi sẽ trình bày những nghiên cứu giải quyết bài toán phát hiện làn đường có sử dụng mô hình Aukermann và 2 bộ lọc nổi tiếng này.

2.3.4.1. Mô hình Aukermann

Mục đích của mô hình chuyển động gồm có 3 phần. Thứ nhất, nó phải tái thể hiện (resample) được các bộ phận (particle) hay phân bố (đối với Kalman Filter) từ xác suất hậu nghiệm của bước lặp trước. Thứ hai, nó phải di chuyển được các partile ứng với chuyển động của xe. Cuối cùng, nó phải phân tán được các particle để có thể phản ánh hết được các sai số ứng với mô hình độ đo sử dụng.

[1] Ví tính phổ biến của 2 thuật ngữ này, chúng tôi sẽ sử dụng từ gốc tiếng Anh là Kalman Filter và Particle Filter.

Mô hình chuyển động của thiết bị trong hầu hết các xe (TREV của Apostoloff [1] hoặc xe của Toyota ở luận văn này) đều tuân theo mô hình Aukermann (Aukermann Steering Motion Model). Mô hình này được mô tả như trong Hình 2-18



Hình 2-18. Mô hình Aukermann

Nguồn: [1]

Với mô hình chuyển động này, giai đoạn theo vết sẽ dễ dàng tích hợp mô hình chuyển động này với các bước lặp trong các bộ lọc như Kalman Filter hay Particle Filter. Chi tiết về các tính toán của mô hình Aukermann có thể xem ở [1].

2.3.4.2. Kalman Filter

Nhờ những đặc tính đơn giản với các giả định tuân theo giả định Markov (Markov Assumption), nên rất nhiều nghiên cứu đã chọn và sử dụng Kalman Filter để có thể giải quyết bài toán đạt hiệu quả về thời gian. Tiêu biểu trong số đó là kết quả nghiên cứu [4], [7], [14].

Tuy hiệu quả về mặt tốc độ cũng như các điều kiện được làm giảm để có thể áp dụng Kalman Filter nhưng trong thực tế làn đường sẽ có những trường hợp phức tạp hơn, đặc biệt những trường hợp như thay đổi độ cong lớn, mất dấu làn đường… thì

phương pháp theo vết chỉ dựa trên những giả định Markov sau một số bước lặp sẽ dẫn đến kết quả kém chính xác.

2.3.4.3. Particle Filter

Để khắc phục những khuyết điểm từ mô hình sử dụng Kalman Filter, rất nhiều nghiên cứu sử dụng Particle Filter để tích hợp vào hệ thống của mình. Phần lớn các nghiên cứu hiện nay đều sử dụng Particle Filter vì sự đơn giản trong cài đặt và đặc trưng có thể "*theo vết mọi thứ*" [8] của phương pháp này.

Các kết quả nghiên cứu nổi bật trong bài toán phát hiện làn đường sử dụng Particle Filter có thể chỉ ra là [1], [10], [11], [17], [18], [23]. Trong đó nghiên cứu [17] và [18] sử dụng Particle Filter để vừa theo vết và phát hiện ra dấu phân cách vừa phát hiện ra làn đường; các nghiên cứu khác sử dụng Particle Filter dựa trên kết quả rút trích đặc trưng từ những phương pháp ở bước trước để theo vết và xác định làn đường.

Tương tự như việc lựa chọn mô hình làn đường, lựa chọn mô hình theo vết phù hợp tùy thuộc rất nhiều vào mục tiêu bài toán cần giải quyết. Với những mục tiêu như điều khiển xe tự động, những mô hình phức tạp và phù hợp với thực tế hơn cần được sử dụng để tăng độ ổn định và chính xác trong di chuyển. Tuy nhiên, khi áp dụng vào các mục tiêu như thông báo thay đổi làn đường, thường sử dụng ở đường cao tốc, rất ít có sự thay đổi về độ cong của làn đường, thì những mô hình xấp xỉ tuyến tính đơn giản, hay sử dụng lọc Kalman với các giải định Markov sẽ không làm thay đổi kết quả của hệ thống.

Tất cả các phần đã trình bày ở trên: mô hình làn đường, kỹ thuật rút trích đặc trưng, hậu xử lý, mô hình chuyển động và theo vết… đều tùy thuộc rất lớn vào các giả định của bài toán. Hiện tại, với sự phức tạp của bài toán chưa có một phương pháp nào có thể giải quyết trọn vẹn các tình huống khác nhau. Vì vậy, giả định ban đầu về bài toán có thể sẽ mang lại các phương pháp rất khác nhau. Phần tiếp theo chúng

tôi sẽ trình bày về những giả định này cùng với các nghiên cứu tốt nhất tính đến thời điểm thực hiện luận văn.

2.3.5. Các giả định

Một trong những phương pháp hiệu quả để nâng cao hiệu năng trong việc giải quyết bài toán phát hiện làn đường là đặt ra một số giả định nhằm hạn chế bớt phạm vi của bài toán. Những giả định phổ biến gồm:

1. Vân (texture) của đường/làn đường là đồng nhất.
2. Độ rộng của làn đường là một hàm hằng từng khúc (locally constant).
3. Các dấu phân cách tuân theo một số quy luật nghiêm ngặt.
4. Mặt đường là phẳng, hoặc nếu có thay đổi sẽ là liên tục từng mảnh.
5. Độ cong của làn đường nằm trong một ngưỡng giới hạn.

Tất cả các giải thuật hiện tại đều dùng một hoặc nhiều giả định kể trên để giải quyết vấn đề. Sử dụng các giả định làm tăng hiệu quả của các thuật toán rất nhiều, tuy nhiên cần phải hiểu rõ vai trò của chúng để có thể sử dụng cho hợp lý.

- Giả định toàn bộ vân đường đều đồng nhất sẽ giúp ích rất nhiều vì toàn bộ mặt đường khi đó sẽ được sử dụng làm đặc trưng thay vì chỉ có thể sử dụng dấu phân cách. Trong trường hợp dấu phân cách cách xa nhau hoặc bị mờ, mất… hoàn toàn có thể suy ra được thông qua các mô hình cũng như bộ lọc [1], [11], [14]… Tuy nhiên, trong trường hợp có sự tăng/giảm làn đường, kết quả sẽ bị ảnh hưởng rõ rệt.
- Giả định độ rộng của làn đường là hằng số cục bộ làm tăng hiệu quả khá nhiều cho các mô hình sử dụng biên trái và phải cho làn đường như [10], [11], [17], [18]. Trong mô hình sử dụng làn đường theo 3 chiều, toàn bộ đường có thể tái xây dựng lại nếu sử dụng giả thiết làn đường là hằng số như trong phương pháp [12]. Giả định này hiệu quả trong phần lớn đường rộng hoặc đường cao tốc. Tuy nhiên, khi áp dụng cho các đường trong thành thị hay khi đường cao tốc gặp phải sự tăng/giảm các làn đường thì độ rộng là

hằng số không thể sử dụng được. Hơn nữa, vấn đề giải quyết bài toán xác định làn đường khi có sự hợp nhất các làn đường thường được đánh giá rất cao, nên những phương pháp hiện đại đều cần phải giải quyết được vấn đề này.

- Dấu phân cách làn đường thường được giả định là các đường liền nét như trong [3], tuy nhiên trong thực tế giả định này rất khó sử dụng vì làn đường thường hay thể hiện rời rạc, hoặc bị mất dấu. Hơn nữa, dấu làn đường không phải luôn có dạng hình chữ nhật hoặc có độ rộng cố định mà có thể có những hình dạng khác, hoặc có những ký hiệu khác. Hình 2-19 cho thấy ví dụ về những ký hiệu lạ (tiếng Nhật) trên đường có thể làm nhầm lẫn với dấu phân cách làn đường, hoặc dấu làn đường dạng đặc biệt (hình bên phải).

Hình 2-19. Một số dạng dấu phân cách đặc biệt trên đường

- Giả định toàn bộ đường nằm trên mặt phẳng tỏ ra rất hữu hiệu, phần lớn các nghiên cứu hiện tại đều sử dụng giả định này. [1], [3], [4], [10], [11], [14], [17], [18], [21], [22], [23] đều giả định mặt đường là phẳng. Tuy nhiên, giả định này có thể sai khi mặt đường bị cong hoặc thay đổi độ cao, trường hợp rất hay gặp trong thực tế. Hiện tại có rất ít mô hình tiếp cận theo hướng xây dựng mô hình mặt đường như một mặt cong trên không gian 3 chiều như của [7] và [12] vì chi phí tính toán cao và sai số vẫn còn rất khó kiểm soát.
- Giả định độ cong của đường nằm trong một phạm vi nhất định cũng được hầu hết các nghiên cứu sử dụng. Trong thực tế, đặc biệt là trên đường cao

tốc, hầu như rất ít khi có sự thay đổi độ cong quá lớn trên đường. Hơn nữa, thị trường quan tâm trước mắt người điều khiển xe, kể cả trong trường hợp điều khiển xe tự động thường chỉ trong phạm vi từ 10m đến 30m phía trước. Trong phạm vi này, độ cong còn trở nên nhỏ hơn nữa. Đặc biệt, dưới phép biến đổi IPM, đổi ảnh từ không gian camera sang không gian thực theo từ trên nhìn xuống, độ cong trong thị trường quan tâm càng giảm nhỏ và gần như đa số các làn đường trong thị trường đều xấp xỉ là các đoạn thẳng. Tuy nhiên, khi gặp một số tình huống thông dụng như xe thay đổi hướng di chuyển ở giao lộ, hoặc xe di chuyển vào vòng xoay, hoặc xe tiến hành quay đầu (u-turn) thì giả định này không thể hoạt động chính xác. Mặt khác, đôi khi bản thân làn đường sẽ suy giảm hoặc gia tăng độ rộng, khi đó không phải làn đường bị cong mà chỉ một trong 2 (hoặc cả 2) đường biên thay đổi độ cong đột ngột. Trong những trường hợp như vậy, giả định độ cong nhỏ không thể giải quyết được bài toán một cách hiệu quả. Nếu gia tăng phạm vi độ cong, độ phức tạp tính toán và đôi khi toàn bộ cả mô hình đều phải thay đổi.

Từ tất cả khảo sát ở trên, mục tiêu đặt ra của đề tài là thiết kế được phương pháp hiệu quả để có thể hoạt động được trong thời gian thực, đồng thời có thể vượt qua được phần lớn những trường hợp phức tạp như đã kể ở trên. Trong chương tiếp theo, chúng tôi sẽ trình bày chi tiết các phương pháp trong nghiên cứu của luận văn này.

CHƯƠNG 3. PHƯƠNG PHÁP CỦA LUẬN VĂN

Trong các hướng tiếp cận để giải quyết bài toán phát hiện làn đường, luận văn chọn cách tiếp cận sử dụng Particle Filter kết hợp với thông tin trạng thái chuyển động của xe. Các làn đường được biểu diễn bởi đường biên trái và phải, trong đó mỗi đường biên được xấp xỉ bởi một đường bậc 3 thông qua 4 điểm kiểm soát. Các kết quả được xử lý trên ảnh IPM.

Chương này sẽ trình bày chi tiết về mô hình của đề tài, cũng như cụ thể chi tiết của từng giai đoạn trong mô hình.

3.1. Mô hình chung của đề tài

Mô hình hoạt động được thể hiện ở Hình 3-1, gồm có các bước như sau:

Trước tiên, cần phải nói đến giai đoạn *Thiết lập chỉ số Camera*: Giai đoạn này thật sự không nằm trong hoạt động của hệ thống. Tuy nhiên, đây là bước cực kỳ quan trọng đối với bất kỳ một ứng dụng nào có sử dụng thông tin thị giác. Các chỉ số ở đây bao gồm vị trí của Camera cũng như góc ngắm của Camera. Ngoài ra, còn có các chỉ số nội tại của Camera như độ lệch của lỗ ngắm so với cảm biến ghi hình. Tất cả các chỉ số này cần phải được xác định cụ thể để hình ảnh thu nhận được được tính toán phù hợp với thế giới thực. Vì đây là bước bắt buộc của tất cả các ứng dụng có sử dụng Camera nên phần lớn các nghiên cứu không đề cập đến bước này. Đó cũng là lý do vì sao trong phần tổng quan của đề tài phần này không được đề cập đến. Chỉ có một số ít nghiên cứu quan tâm đến việc tự động xác định các chỉ số của Camera như [23] và hướng phát triển trong nghiên cứu của Apostoloff[1].

Hoạt động của hệ thống gồm 4 bước chính, bao gồm:

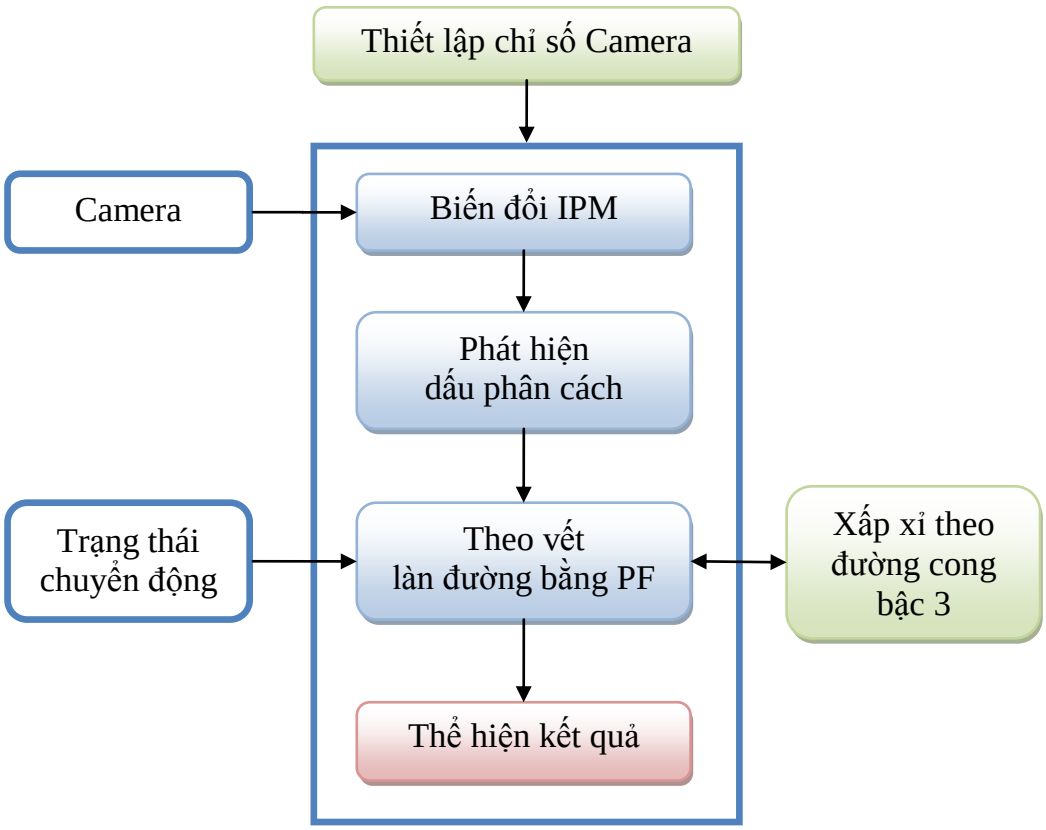
1. Biến đổi IPM: Ảnh thu được từ Camera về bản chất là hình chiếu từ thế giới thực lên không gian ảnh của Camera. Bước này, tiến hành phép biến đổi ngược của phép chiếu (Inverse Perspective Mapping) để tái lập được ảnh trong thế giới thực. Lý do của việc này đã được trình bày chi tiết ở phần tổng

quan. Phương pháp này được nhiều nghiên cứu sử dụng và luận văn này cũng tiến hành như vậy.

2. Sau khi thu nhận được ảnh và biến đổi về không gian thực, giải thuật Canny [6] được sử dụng để trích cạnh, làm đặc trưng để phát hiện ra làn đường ở bước thực hiện tiếp theo.
3. Từ kết quả ở frame ảnh trước, Particle Filter sẽ nhận vào thông tin về trạng thái chuyển động của xe. Căn cứ vào thông tin này, 50 ứng viên ứng với đường biên trái và 50 ứng viên của đường biên phải sẽ được sinh ra. Mỗi ứng viên được sinh ra bằng cách di chuyển các điểm kiểm soát theo thông tin thu được từ trạng thái chuyển động. Mỗi ứng viên sẽ được tính trọng số dựa trên độ sai lệch của đường biên được xấp xỉ từ 4 điểm kiểm soát thành đường cong bậc 3 so với đường biên thu nhận được từ bước 2. Sai biệt ở đây được tính bằng tổng khoảng cách của các điểm trên đường biên xấp xỉ đến điểm gần nhất trên kết quả ở bước 2 chia cho tổng chiều dài của đường biên xấp xỉ. Những ứng viên tốt nhất sẽ được chọn lọc và giữ lại theo Particle Filter.
4. Kết quả sẽ được thể hiện đối với cặp ứng viên có chỉ số thich nghi đạt cực đại. Chỉ số này được tính dựa vào các độ đo sẽ được trình bày ở mục 3.7. Làn đường ở mỗi bước được trả về sẽ bao gồm các điểm kiểm soát với tọa độ thực trên mặt phẳng IPM. Kết quả này có thể được các quá trình tiếp theo của xe tiếp nhận và xử lý, ví dụ hệ thống điều khiển xe tự động sẽ ra quyết định tăng hay giảm vận tốc của xe tùy theo tình trạng của làn đường.

Đó là tất các các bước thực hiện trong mô hình của đề tài. Trong quá trình thực hiện, chúng tôi có sử dụng qua khá nhiều phương pháp khác nhau để thử nghiệm và đánh giá kết quả, tuy nhiên ở kết quả trình bày cuối cùng, chúng tôi chỉ ghi ra những kết quả đem lại hiệu quả nhất. Những cách làm khác, chúng tôi sẽ nhắc đến nhưng không tập trung đi sâu vào chi tiết.

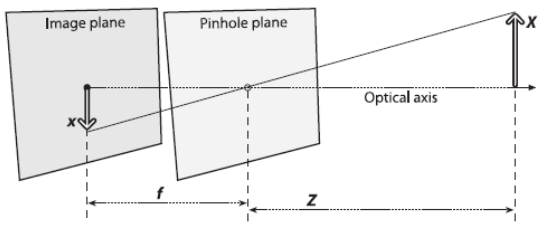
Tất cả các bước thực hiện trong mô hình sẽ được trình bày thành từng phần cụ thể trong chương này.



Hình 3-1. Mô hình của luận văn

3.2. Thiết lập chỉ số Camera

Mục tiêu chính của quá trình này là xác định được 2 ma trận: ma trận nội tại (Intrinsic Matrix) và ma trận biến dạng (Distortion Matrix). Phần lớn các Camera hoạt động đều theo nguyên lý như ở Hình 3-2, do vậy, nếu q là điểm thu được từ Camera và Q là điểm trong thực tế, thì ta có:



Hình 3-2. Mô hình Camera Pinhole
Nguồn: [5]

$$q = MQ, \text{trong đó } q = \begin{bmatrix} x \\ y \\ w \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} f_x & 0 & 0 \\ 0 & f_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{và } Q = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (1)$$

Trong đó f_x và f_y lần lượt là chiều dài tiêu cự của Camera. X, Y, Z là các tọa độ của điểm Q.

Tuy nhiên, trong thực tế, tọa độ của thiết bị cảm ứng trên Camera không phải lúc nào cũng thẳng mà đôi khi bị lệch, do đó người ta cần thêm vào 2 hệ số c_x và c_y để đưa cảm ứng về lại vị trí ở trung tâm. Do đó (1) trở thành:

$$q = MQ, \text{trong đó } q = \begin{bmatrix} x \\ y \\ w \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{và } Q = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (2)$$

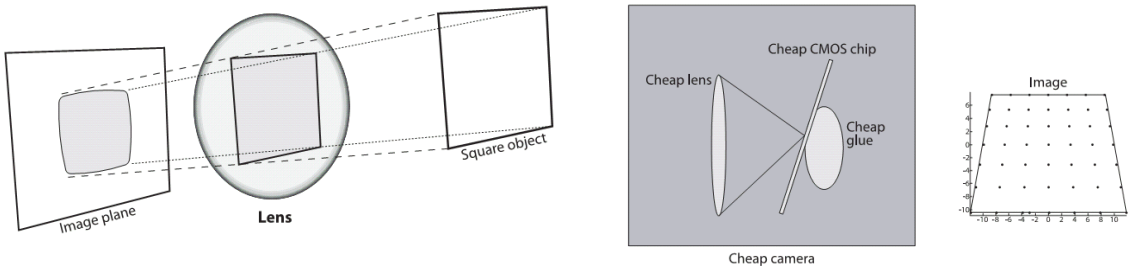
Ma trận M trong công thức (2) được gọi là ma trận nội tại.

Như đã thảo luận, trong thực tế không có Camera nào hoàn hảo như trong công thức toán học, do vậy khi làm việc với Camera luôn phải giải quyết vấn đề biến dạng (distortion) hình ảnh. Bradski và Kaebler [5] định nghĩa 2 loại biến dạng và cách giải quyết, nguyên văn như sau:

> *"Radial distortions arise as a result of the shape of lens, whereas tangential distortions arise from the assembly process of the camera as a whole*."

Như vậy, trong biến dạng "bán kính" (Radial Distortion), ảnh thu nhận được từ ống kính thường bị biến dạng ở những chỗ gần cạnh của cảm biến, hiệu ứng này được gọi là hiệu ứng "mắt cá". Trong biến dạng "tiếp tuyến" (Tangential Distortion), biến dạng xảy ra vì thiết bị cảm ứng không song song với ống kính.

Theo Bradski và Kaebler [5], biến dạng gần như không xảy ra ở trung tâm và tăng dần khi đi ra xa. Qua thực nghiệm, biến dạng thường không lớn và có thể chuẩn hóa bằng cách sử dụng một vài hệ số đầu tiên trong khai triển Taylor xung quanh bán kính r = 0.



(a) (b)

Hình 3-3. Các loại biến dạng
a). Biến dạng bán kính. b) Biến dạng tiếp tuyến
Nguồn: [5]

Biến dạng "bán kính" của một điểm có thể được chỉnh lại khi sử dụng công thức:

$$\begin{cases} x_{đúng} = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \\ y_{đúng} = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \end{cases} \quad (3)$$

Trong đó, (x, y) là tọa độ của điểm khi thu nhận bởi Camera, $x_{đúng}$ và $y_{đúng}$ là tọa độ sau khi đã khử biến dạng.

Biến dạng "tiếp tuyến" có thể loại bỏ bằng cách thêm vào p_1 và p_2 trong công thức:

$$\begin{cases} x_{đúng} = x + [2p_1 y + p_2(r^2 + 2x^2)] \\ y_{đúng} = y + [2p_2 x + p_1(r^2 + 2y^2)] \end{cases} \quad (4)$$

Năm hệ số ở công thức (3) và (4) được gom lại thành một ma trận 5x1 (k_1, k_2, k_3, p_1, p_2), và ma trận này được gọi là ma trận biến dạng.

Như vậy, đối với mỗi Camera, trước khi thực hiện cần phải xác định được 2 ma trận: ma trận biến dạng và ma trận nội tại để có thể đạt được kết quả chính xác. Để xác định được các ma trận này, Bradski và Kaebler [5] đã chỉ ra cách thức thực hiện rất hiệu quả. Trong nghiên cứu của chúng tôi, chúng tôi sử dụng phương pháp dựa trên bàn cờ vua (Checker Board Pattern) để xác định 2 ma trận trên. Do khuôn khổ của luận văn, chúng tôi không trình bày phương pháp này ở đây. Chi tiết có thể xem ở [5]. Bảng 3-1 thể hiện kết quả tính toán trong luận văn của 2 ma trận nêu trên.

Bảng 3-1. Kết quả tính ma trận biến dạng và ma trận nội tại

0.13975911
-0.61118031
0.004478447
0.000397794
0.000025475

1.76435e+003	0	819.93969
0	1.76573e+003	628.36016
0	0	1

3.3. Biến đổi IPM

Ảnh trong thế giới thực 3 chiều có thể biến đổi về không gian ảnh bằng phép chiếu thông qua ma trận biến đổi H.

$$\tilde{P} = H\tilde{Q} \tag{5}$$

Trong đó $\tilde{P}$ là ảnh trong không gian camera và $\tilde{Q}$ là ảnh trong không gian thực. Ma trận biến đổi H được gọi là ma trận Homography. Ma trận H ở đây đã được chứng minh là khả nghịch [5].

Như vậy, từ ảnh thu nhận được $\tilde{P}$, muốn tái tạo lại được ảnh trong không gian thực 3 chiều ta cần phải xác định ma trận Homography.

Ma trận H có thể được tính toán theo 2 phương pháp:

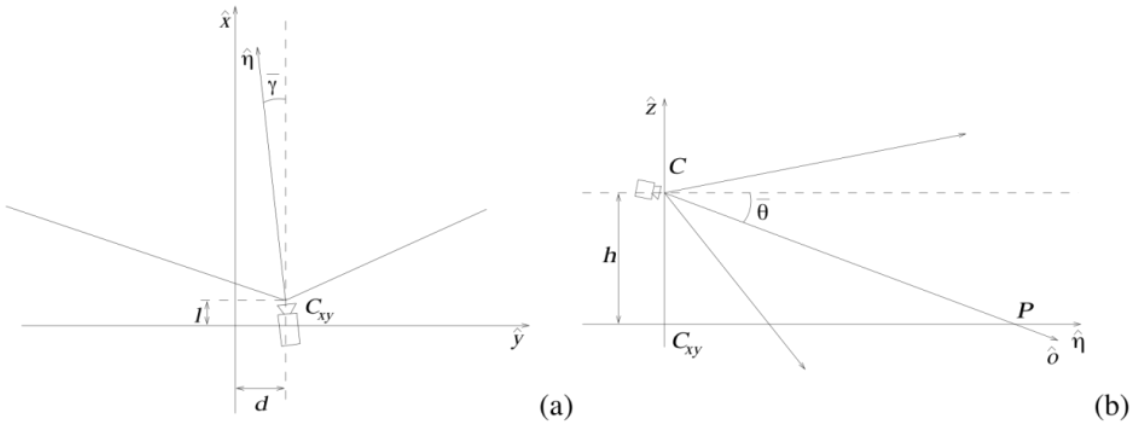
- Bằng cách dựa vào vị trí và góc của Camera trong tọa độ thực (GOLD [3]).
- Bằng cách sử dụng các cặp điểm tương ứng như trong phương pháp của Kim [11] và một số nghiên cứu khác.

Trong phương pháp GOLD [3], vị trí của điểm Q(x, y, 0) trong tọa độ thực sẽ được ánh xạ thành điểm P(u, v) trong tọa độ ảnh theo công thức:

$$u(x,y,0) = \frac{arctan\left\{\frac{h\sin\left[arctan\left(\frac{v-d}{x-l}\right)\right]}{v-d}\right\}(\overline{\theta}-\alpha)}{\frac{2\alpha}{n-1}}, v(x,y,0) = \frac{arctan\left[\frac{y-d}{x-l}\right]-(\overline{\gamma}-\alpha)}{\frac{2\alpha}{n-1}} \tag{6}$$

Trong công thức (6), các hệ số được định nghĩa như trong Hình 3-4.

Trong phương pháp của Kim [11], vấn đề được giải quyết rất đơn giản bằng cách chọn ít nhất 4 cặp điểm tương ứng với nhau giữa 2 ảnh, ảnh ở Camera và ảnh trong thế giới thực. Từ các cặp điểm này, để tính được ma trận H, đơn giản chỉ cần tiến hành giải phương trình (7) bằng các phương pháp giải ma trận thông thường như phương pháp khử Gauss.



Hình 3-4. Các hệ số trong công thức biến đổi IPM.
Nguồn: [3]

Ví dụ với 4 cặp điểm tương ứng giữa 2 ảnh, phương trình cần giải như sau:

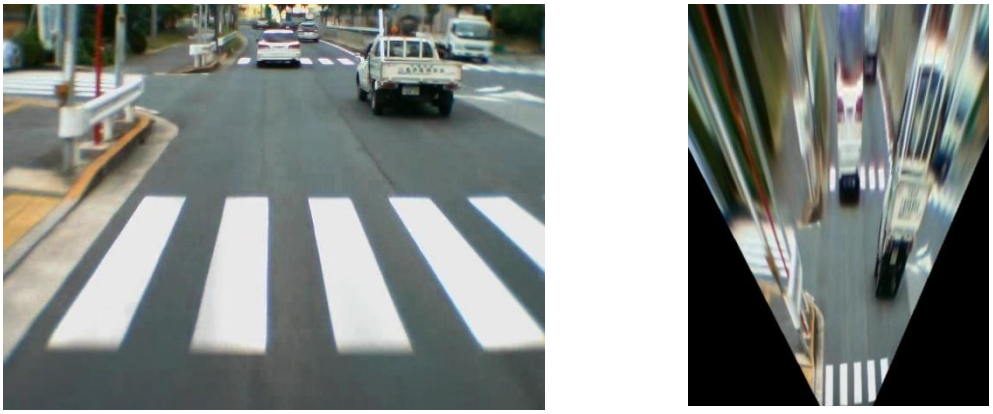
$$\begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \\ p_4 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix} \text{ trong đó } p_i \in \tilde{P} \text{ và } q_i \in \tilde{Q} \tag{7}$$

Sau khi có được ma trận H, từ ảnh $\tilde{P}$ thu nhận được từ Camera, để tính được ảnh $\tilde{Q}$ ở tọa độ thực đơn giản chỉ cần áp dụng công thức:

$$\tilde{Q} = H^{-1}\tilde{P} \tag{8}$$

Cách làm theo phương pháp GOLD tuy đòi hỏi nhiều tính toán phức tạp nhưng không cần phải tiến hành đo đạc trong thế giới thực, ngược lại, cách làm của Kim tuy rất đơn giản nhưng phải tiến hành đo đạc ở thế giới thực. Cả hai phương pháp đều chỉ cần thực hiện một lần để xác định ma trận H. Sau đó ở những ảnh khác chỉ cần dùng lại kết quả của ma trận H.

Trong nghiên cứu của chúng tôi, chúng tôi sử dụng phương pháp của Kim để xác định ma trận H. Ví dụ minh họa về kết quả này thể hiện ở Hình 3-5. Để tính được giá trị này, chúng tôi sử dụng 4 cặp điểm tương ứng với 4 đỉnh của vạch dành cho người băng qua đường. Kích thước của vạch này thống nhất trên toàn thế giới là độ rộng 46 cm và độ cao là 230 cm. Kết quả tính toán của ma trận Homography trong quá trình thực hiện luận văn của chúng tôi được thể hiện ở Bảng 3-2.



(a) (b)

Hình 3-5. Ví dụ về biến đổi IPM.

Bảng 3-2. Ma trận Homography ứng với Camera ở TTI

2.13001943	-1.23841155	28.39650536
-0.01001539	-0.48551926	273.45321655
2.69793469e-004	-4.18400113e-003	2

3.4. Biểu diễn làn đường

Như đã trình bày ở phần tổng quan. Để biểu diễn làn đường có rất nhiều cách biểu diễn. Trong nghiên cứu của chúng tôi, cách biểu diễn theo đường cong bậc 3 được chọn để sử dụng. Lý do chính của việc lựa chọn này như sau:

- Đường cong bậc 3 đủ phức tạp để có thể biểu diễn phần lớn các loại làn đường khác nhau, phù hợp với mục tiêu 2 và 3 như đã nêu ở 2.1.1. và giả định mặt đường là phẳng.
- Có độ phức tạp tính toán nhỏ nên thời gian tính toán nhanh.

- Có điểm kiểm soát (control point) nằm ngay trên đường bậc 3, nên phù hợp với mô hình Particle Filter khi di chuyển các điểm kiểm soát. Đây cũng là hạn chế của cách biểu diễn này trong trường hợp mất dấu làn đường, hoặc dấu làn đường khá cách xa nhau. Tuy nhiên, chúng tôi đã khắc phục được nhược điểm này bằng cách sử dụng độ đo cải tiến, sẽ trình bày ở 3.7.

Đường biên được chúng tôi biểu diễn như sau: mỗi điểm p trên đường ở giữa 2 điểm kiểm soát thứ i và (i+1) có tọa độ: P = ($x_i(t)$, $y_i(t)$)
Trong đó:

$$\begin{cases} x_i(t) = a_i + b_i t + c_i t^2 + d_i t^3 \\ y_i(t) = e_i + f_i t + g_i t^2 + h_i t^3 \end{cases} \quad (9)$$

Để giải (9), đơn giản chỉ cần xác định ít nhất 4 điểm kiểm soát và tiến hành giải từng vế của (9) một cách độc lập với nhau để xác định các hệ số a_i, b_i, c_i, d_i… tương ứng.

Chúng tôi chọn 4 điểm kiểm soát như sau:

- Điểm đầu tiên chọn gần sát với cạnh dưới của ảnh IPM.
- Điểm cuối cùng chúng tôi chọn điểm xa nhất trên thị trường quan sát của ảnh IPM.
- Hai điểm còn lại được chọn sao cho khoảng cách giữa các cặp điểm gần nhau càng bằng nhau càng tốt.

Việc lựa chọn này đã được khảo sát thử nghiệm chi tiết trong nghiên cứu của Kim [11]. Trong kết quả này, Kim đã tiến hành thử nghiệm với 2 điểm, 3 điểm và 4 điểm kiểm soát thì kết quả cho thấy độ chính xác khi sử dụng 4 điểm là tốt nhất.
Việc lựa chọn 2 điểm đầu và cuối đã được thử nghiệm một cách kỹ lưỡng. Như vậy, nếu gọi tọa độ của các điểm được chọn lần lượt là (x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), và (x_4, y_4), và đặt $d_i = y_{i+1} - y_i$ thì các điểm 2, và 3 ở giữa cần phải được chọn sao cho giá trị trong công thức (10) đạt cực đại. Một số ràng buộc khác sẽ được trình bày ở 3.7.

$$D = \frac{\min\left(\frac{d_1}{d_2}, \frac{d_2}{d_3}\right)}{\max\left(\frac{d_1}{d_2}, \frac{d_2}{d_3}\right)} \quad (10)$$

3.5. Theo vết làn đường với Particle Filter

Chúng tôi sử dụng Particle Filter để theo vết làn đường vì các ưu điểm và lợi thế của phương pháp này hoàn toàn phù hợp với mục tiêu bài toán như phân tích ở phần tổng quan.

Thuật toán Particle Filter(X_{t-1}, u_t, z_t):

(1) $\underline{X}_t = X_t = \emptyset$;
    For m = 1 to M do
(2) Rút mẫu $x_t^{[m]} \sim p(x_t \mid u_t, x_{t-1}^{[m]})$
(3) $w_t^{[m]} = p(z_t \mid x_t^{[m]})$
(4) $\underline{X}_t = \underline{X}_t + \langle x_t^{[m]}, w_t^{[m]} \rangle$
    End for
    For m = 1 to M do
(5) Tính i với xác suất $\propto w_t^{[i]}$
(6) Thêm $x_t^{[i]}$ vào X_t
    End for
(7) Return X_t

Hình 3-6. Particle Filter
Nguồn: [19]

Giải thuật Particle Filter chúng tôi áp dụng chủ yếu dựa theo cách trình bày của Thrun [19] như mô tả ở Hình 3-6. Trong đó, X là tập các trạng thái của làn đường, u là thông tin trạng thái chuyển động của xe theo mô hình Aukermann và z là thông tin môi trường thu nhận được từ bước phát hiện dấu phân cách. Tư tưởng của thuật toán chúng tôi sử dụng có thể mô tả lại như sau:

1. Ở mỗi frame ảnh các cặp đường biên ứng viên sẽ được sinh ra bằng cách dịch chuyển các điểm kiểm soát từ kết quả ở frame ảnh trước. Các điểm này được dịch chuyển bằng cách cộng giá trị hoành độ với một giá trị x ngẫu nhiên trong đoạn [-d, +d], trong đó d là giá trị tính được thông qua trạng thái chuyển động từ mô hình Aukermann. Bước này chính là dòng (2) trong thuật

toán. Thông qua khảo sát chúng tôi nhận thấy rằng chủ yếu chỉ có điểm kiểm soát ở xa là thay đổi nhiều, các điểm kiểm soát càng gần càng ít thay đổi.

2. Ở mỗi bước, 100 ứng viên được tạo ra gồm 50 ứng viên trái và 50 ứng viên phải (ứng với giá trị M trong thuật toán). Mỗi ứng viên được tính điểm dựa trên độ đo sự khác biệt so với vị trí của dấu phân cách làn đường được trích ra ở giai đoạn phát hiện dấu phân cách. Độ đo này chúng tôi gọi là LaneBoundaryPositionScore. Số ứng viên phù hợp với mô hình bài toán thuộc đoạn [80, 120]. Nếu ít hơn, kết quả thiếu chính xác do không đủ mẫu cho Particle Filter, nếu nhiều hơn thì kết quả thực thi của chương trình sẽ bị hạn chế. Vì vậy, chúng tôi chọn M = 100 ứng viên ở mỗi bước.
3. Các cặp đường biên sẽ được ghép lại với nhau và được gán trọng số với độ đo LaneScore (ứng với dòng 3 của thuật toán). Độ đo này là sự tổng hợp của các độ đo của từng đường biên trái, đường biên phải và độ đo độ cong cũng như độ rộng của làn đường.
4. Sau cùng, các làn đường sẽ được tiến hành tái lấy mẫu (resample) lại (dòng 5 của thuật toán) và kết quả sẽ trả về tập trạng thái các làn đường ở thời điểm t, ứng với X_t ở dòng (7) của thuật toán. Trong tập X_t, làn đường có độ đo lớn nhất sẽ được chọn để thể hiện kết quả.

3.6. Thông tin trạng thái chuyển động

Thông tin trạng thái chuyển động, như đã phân tích ở phần tổng quan, chúng tôi sử dụng mô hình Aukermann. Mô hình này rất phù hợp với các xe hiện tại.

Đối với mô hình Aukermann, tại mỗi thời điểm hệ thống sẽ cung cấp 3 thông tin chủ yếu: góc α_1, góc α_2 và giá trị trên đồng hồ đo vận tốc (odometry) như ở Hình 2-18. Chi tiết về mô hình Odometry có thể xem ở [19].

Do thông tin chuyển động cần quan tâm chỉ để hỗ trợ quyết định trọng số cho các ứng viên ở bước theo vết, nên thông tin về góc α_1 và α_2 không cần phải sử dụng cả 2 mà chỉ cần dùng 1 trong 2 cũng không làm giảm độ chính xác của phương pháp.

Do vậy, trong phương pháp thực hiện của chúng tôi, chúng tôi sử dụng giá trị trung bình cộng của 2 góc này, xem như làm việc với mô hình xe đạp.

Căn cứ và góc lệch thu nhận được và vận tốc của xe, chúng tôi tính được độ lệch cần dịch chuyển của các điểm kiểm soát khi áp dụng vào Particle Filter.

Các khảo sát về góc lệch sẽ được trình bày ở 4.3.

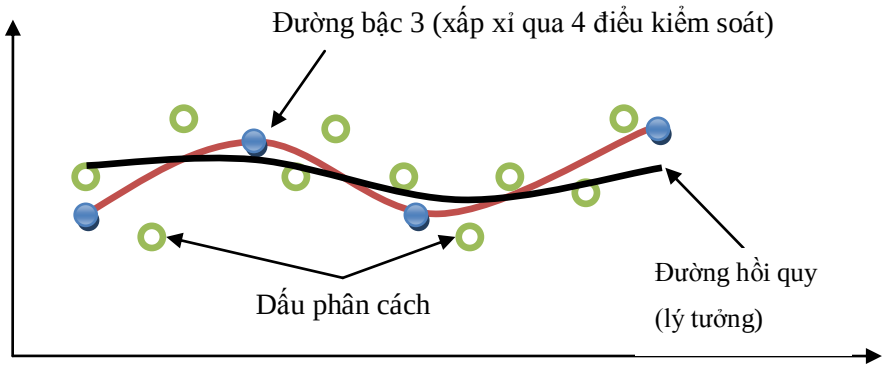
3.7. Các độ đo

Chúng tôi xây dựng các độ đo sau đây phục vụ cho quá trình lượng hóa:

Độ đo vị trí đường biên: Độ đo này cho phép tính xấp xỉ khoảng cách giữa đường xấp xỉ và đường lý tưởng và được xác định theo:

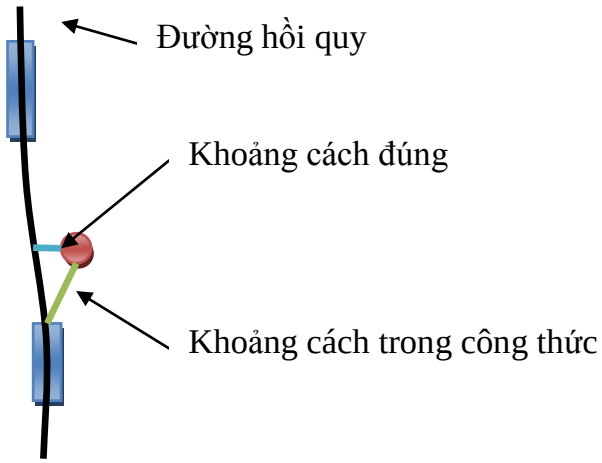
$$\text{LaneBoundaryPositionScore} = \frac{1}{|P|}\sum_{p\in P}\text{DistanceScore}(p) \qquad (11)$$

Trong đó, p là điểm trên đường biên bậc 3 được tính toán xấp xỉ từ 4 điểm kiểm soát. Tập P gồm tập chứa S phần trăm các điểm có giá trị DistanceScore lớn nhất. Bản chất toán học của công thức (11) nhằm mục đích tính khoảng cách giữa đường biên được sinh ra từ 4 điểm kiểm soát theo đường cong bậc 3 với đường biên thật sự của làn đường (xem như đường hồi quy đi qua các điểm đánh dấu phân cách làn đường). Hình 3-7 mô tả ý tưởng bản chất của công thức (11). Tuy nhiên, trong thực tế sẽ có nhiều nhiễu khi dấu làn đường được phát hiện ở bước rút trích đặc trưng, mặt khác trong thời gian thực không thể xác định được đường hồi quy như mô tả. Do vậy, khoảng cách phải được tính gián tiếp thông qua vị trí của các dấu làn đường thông qua độ đo khoảng cách trong công thức (12).



Hình 3-7. Bản chất toán học của độ đo vị trí đường biên

Một vấn đề khó khăn ở đây là dấu phân cách làn đường không phải luôn luôn là một đường liền nét mà trong thực tế thường là các đường đứt nét, do vậy nếu áp dụng tính khoảng cách trên tất cả các điểm thuộc đường biên (xấp xỉ bởi đường cong bậc 3) đến các dấu phân cách làn đường sẽ cho kết quả không chính xác vì các điểm nằm giữa 2 dấu phân cách theo lý thuyết phải có khoảng cách nhỏ, nhưng trong thực tế do các dấu phân cách cách xa nhau nên khoảng cách này sẽ lớn hơn so với thực tế. Từ đó sẽ dẫn đến sai số. Hình 3-8 minh họa tình huống như mô tả ở trên: khi điểm trên đường biên nằm giữa 2 dấu phân cách, theo bản chất, khoảng cách trả về sẽ là khoảng cách giữa điểm đang xét và đường hồi quy (sẽ nhỏ) nhưng do ở vị trí đó, đường hồi quy không được tính nên khoảng cách trả về sẽ là khoảng cách từ điểm đang xét đến dấu làn đường gần nhất.



Hình 3-8. Tình huống điểm nằm giữa 2 dấu phân cách

Do vậy, cải tiến quan trọng trong công thức (11) là thay vì chọn trọn vẹn đường biên xấp xỉ từ đường cong bậc 3, công thức (11) chỉ sử dụng tập P, bao gồm những điểm có khoảng cách gần nhất (chỉ số độ đo khoảng cách lớn nhất). Nhờ cách chọn này, những điểm rơi vào tình huống như ở Hình 3-8 sẽ được loại bỏ, không tính. Vấn đề ở đây là lựa chọn giá trị S (phần trăm) như thế nào. Có thể nhận thấy rằng trong mọi trường hợp, giá trị của S không thể dưới 50% vì nếu dưới ngưỡng này, bản chất của đường biên sẽ không còn đúng. Trong trường hợp làn đường là một đường liền nét thì phần lớn trong thực tế dấu hiệu cũng sẽ không rõ ràng, do vậy, việc chọn S = 100 (phần trăm) sẽ làm giảm hiệu quả vì chắc chắn sẽ có các trường hợp như phân tích ở trên. Do vậy, trong hầu hết các tình huống, giá trị dung hòa của S nên nằm khoảng giữa 60 và 90. Thực nghiệm của chúng tôi nhận thấy với đường đi ở Nagoya thì giá trị S chọn trong khoảng 60 đến 75 sẽ mang lại hiệu quả cao. Trong kết quả luận văn, chúng tôi chọn giá trị S = 65.

Độ đo khoảng cách: Độ đo này được tính toán dựa trên khoảng cách của điểm p được xét đến điểm gần nhất trên ảnh IPM sau khi đã trích ra dấu phân cách đường. Điểm p nào nằm càng gần dấu phân cách thì giá trị càng lớn và ngược lại. Công thức tính độ đo này như sau:

$$\text{DistanceScore(p)} = \begin{cases} 1 - \frac{\text{Distance(p)}}{\text{K}} & \text{nếu Distance(p)} < K \\ 0 & \text{nếu Distance(p)} \geq \text{K} \end{cases} \quad (12)$$

Trong đó Distance(p) là hàm tính khoảng cách và K là ngưỡng khác không.

Giá trị K trong công thức (12) phải tuân theo các quy ước về an toàn giao thông, và giá trị mà chúng tôi chọn là K = 15 (cm).

Hàm tính khoảng cách:

$$\text{Distance(p)} = \|\text{p} - \text{NearestLaneMarkingPosition(p)}\| \quad (13)$$

Trong đó NearestLaneMarkingPosition(p) là hàm trả về tọa độ của điểm nằm trên dấu phân cách gần với điểm p nhất và || . || là khoảng cách Euclid.

Độ đo làn đường: Để có được kết quả trọng số của các làn đường ứng viên, độ đo cho làn đường được tính toán như sau:

$$LaneScore = \lambda_1 LaneBoundaryPositionScores + \lambda_2 CurveScore + \lambda_3 LaneWidthScore \quad (14)$$

Trong đó:

- LandBoundaryPositionScores = ½ [LandBoundaryPositionScore(trái) + LandBoundaryPositionScore(phải)]
- $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 > 0$ là các hệ số thoả $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ và $\lambda_1 \geq 0.7$

Ở đây, hệ số của độ đo vị trí làn đường đối với đường biên trái và đường biên phải là như nhau (và bằng ½) vì trong thực tế số làn đường thường lớn hơn 2. Do vậy, khó xác định được tầm quan trọng giữa hai biên của làn đường. Trường hợp đường chỉ có 2 làn (thường chỉ có đường biên ở giữa, các đường biên 2 bên của đường thường không có, hoặc không rõ nét) thì nhờ vào hệ số $\lambda_1 > 0.7$, công thức (14) cũng đảm bảo độ đo vị trí làn đường sẽ trội hơn độ đo độ cong và độ đo độ rộng. Do vậy, chúng tôi chọn hệ số của 2 biên là như nhau (và bằng ½).

Công thức (14) luôn đảm bảo giá trị của độ đo đường biên có tầm quan trọng cao nhất. Do vậy λ_1 phải được chọn sao cho giá trị này trội hơn tổng giá trị của λ_2 và λ_3, hơn nữa phải trội hơn 2 lần để giải quyết trường hợp chỉ có 1 biên đường như phân tích ở trên (cụ thể nên chọn λ_1 lớn hơn 0.7). Nhờ chọn hệ số $\lambda_1 > 0.7$ nên khi chỉ có 1 biên đường, trọng số của một đường biên còn lại cũng cao hơn giá trị của độ đo độ rộng và độ đo độ cong (tổng tối đa bằng 0.3).

Giá trị λ_2 ứng với độ đo độ cong thường được chọn cao hơn so với λ_3 ứng với độ đo độ rộng vì trong thực tế độ rộng ít thay đổi hơn so với độ cong. Trong tình huống mất vết làn đường, công thức (14) cũng đảm bảo làn đường sẽ được duy trì nhờ vào độ đo độ rộng và độ cong.

Về bản chất của thuật toán theo vết, kết quả trả về sẽ là tập làn đường ứng với thời điểm đang xét, tuy nhiên trong thực tế cần phải trả về kết quả để thể hiện cũng như cho hệ thống điều khiển xe tự động xử lý các bước tiếp theo, nên chúng tôi chọn làn đường có chỉ số LaneScore (sau khi đã chuẩn hóa bởi Particle Filter) cao nhất để thể

hiện. Trong trường hợp có nhiều ứng viên có cùng trọng số như nhau, chúng tôi chọn ứng viên có trọng số về các độ đo theo thứ tự ưu tiên: độ đo vị trí đường biên, độ đo độ cong, và cuối cùng là độ đo độ rộng.

Với các hệ số trong thực nghiệm ở công thức (14) lần lượt là 0.71, 0.21 và 0.08 thì chương trình đạt được hiệu quả cao nhất đối với kết quả thực nghiệm trên đường phố ghi nhận được ở thành phố Nagoya, Nhật Bản. Kết quả này chúng tôi sẽ trình bày chi tiết ở CHƯƠNG 4.

Độ đo độ cong: Chúng tôi không dùng giả định giới hạn độ cong của làn đường, nhưng trên cùng một đường biên, chúng tôi giả định không thể có trường hợp đường biên có dạng zigzac hoặc độ cong thay đổi quá đột ngột. Độ đo này chúng tôi sử dụng theo cách làm của Kim [11] – tác giả cũng sử dụng đường cong bậc 3, và công thức được tính như sau:

$$\text{CurveScore} = \frac{1}{\sum_{p_1,p_2}\left|[y(p_2)-y(p_1)]\left[\frac{dx}{dy}(p_2)-\frac{dx}{dy}(p_1)\right]\right|} \tag{15}$$

Đối với độ rộng của làn đường, chúng tôi cũng không sử dụng giả định độ rộng hằng số, tuy nhiên chúng tôi giả định rằng độ rộng của làn đường trong một khoảng thời gian nhất định phải thay đổi một cách tuyến tính, kể cả trong trường hợp chia/gộp làn đường. Trường hợp làn đường có tình trạng "thắt cổ chai", chúng tôi giả định như không thể xảy ra tình huống này.

Độ đo độ rộng làn đường, vì vậy được tính với giá trị nhị phân đơn giản như sau:

$$LaneWidthScore = \begin{cases} 1 & \forall d_i, (d_i - d_0)(d_n - d_0) > 0 \\ 0 & \exists d_i, (d_i - d_0)(d_n - d_0) < 0 \end{cases} \tag{16}$$

Trong đó d_i là độ rộng của làn đường ở vị trí thứ i. d_0 là độ rộng làn đường ở vị trí đầu tiên và d_n là độ rộng làn đường ở vị trí cuối cùng.

Phần tiếp theo của luận văn chúng tôi sẽ trình bày các kết quả thực nghiệm mà chúng tôi đã đạt được trong quá trình nghiên cứu.

CHƯƠNG 4. THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

Trong chương này chúng tôi sẽ trình bày chi tiết về các dữ liệu được dùng trong thực nghiệm, đánh giá, và các bước tiến hành thí nghiệm cũng như các tiêu chuẩn được dùng để đánh giá hiệu quả của một hệ thống phát hiện làn đường.

4.1. Dữ liệu thực nghiệm

Toàn bộ dữ liệu thực nghiệm của chúng tôi đều được lấy từ viện công nghệ kỹ thuật Toyota – TTI (Toyota Technology Institute) gồm khoảng gần 1 giờ video (hơn 50.000 frame) và được chia thành các phần nhỏ, mỗi phần lưu những cảnh khác nhau, vào những thời tiết khác nhau trong thời gian từ tháng 6 tới tháng 12 năm 2008.

Những đoạn video này chủ yếu được thu hình các đoạn đường ở thành phố Nagoya và bên trong viện Toyota.

Độ phân giải ở mỗi Camera ghi hình là 640 x 480, tốc độ ghi là 15 fps.

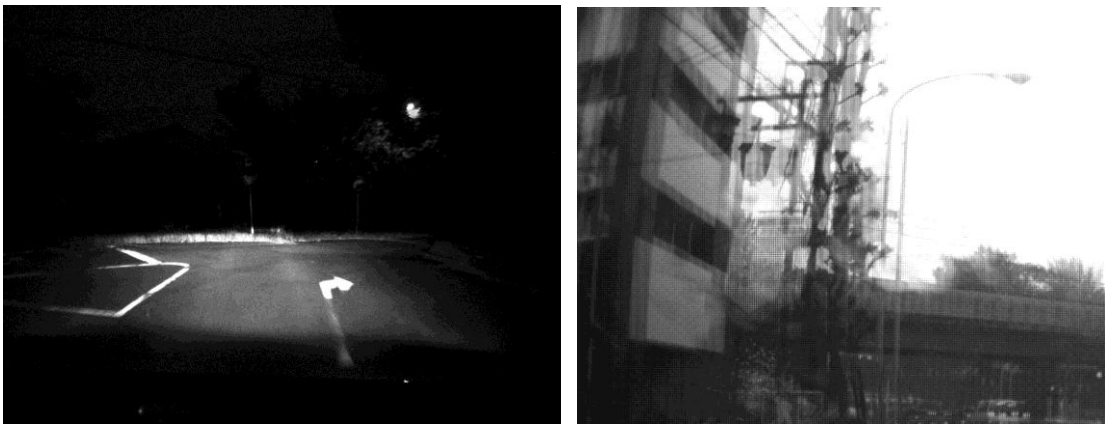
Bảng 4-1. Thống kê dữ liệu thử nghiệm

Loại		Thời lượng	Ghi chú
Đường nội thành	Ban ngày	Hơn 20 phút	
	Ban đêm	Hơn 10 phút	
	Trời mưa	5 phút	Chất lượng hình ảnh không tốt
Đường ngoại thành/vắng xe	Ban ngày	Hơn 20 phút	
	Ban đêm	5 phút	
	Trời mưa	5 phút	

So sánh về độ khó và độ khách quan của các đoạn video này, chúng tôi nhận thấy chất lượng và độ khó hoàn toàn không thua kém so với các nghiên cứu nổi tiếng của Wang [22], Kim [11] hay McCall [14]. Vì vậy có thể khẳng định các kết quả trên

tập dữ liệu này là hoàn toàn có thể so sánh một cách khách quan đối với các phương pháp khác.

Bên cạnh dữ liệu từ Toyota, chúng tôi cũng có tiến hành thử nghiệm trên tập dữ liệu cung cấp bởi Kim [11] để có thể so sánh kết quả trực tiếp.



Hình 4-1. Một số hình "khó" trong tập dữ liệu thử nghiệm

4.2. Phương pháp và tiêu chí đánh giá

Hạn chế lớn nhất trong việc đánh giá kết quả đối với bài toán phát hiện là đường là vấn đề không đồng nhất dữ liệu thử nghiệm. Nếu như đối với bài toán phát hiện người (Human Detection) hay các bài toán về tìm kiếm thông tin, tập dữ liệu/ngữ liệu để huấn luyện và kiểm tra đều thống nhất với nhau, thì đối với bài toán phát hiện làn đường hầu như mỗi nghiên cứu đều gắn với một bộ dữ liệu riêng. Do vậy, độ khách quan trong việc so sánh các kết quả thường gặp nhiều khó khăn. Hơn nữa, mục tiêu của các nghiên cứu đôi khi không được nêu ra một cách cụ thể, do đó chắc chắn sẽ có sự khác biệt ở một số tiêu chí.

Mặc dù vậy, trong quá trình tìm hiểu chúng tôi đã cố gắng tìm ra những phương pháp chung nhất để có thể so sánh kết quả với nhau. Ở đây, chúng tôi sẽ trình bày chi tiết những phương pháp so sánh này và trong phần tiếp theo chúng tôi sẽ trình bày những thử nghiệm trên từng loại tiêu chí được nêu ở đây có so sánh với các nghiên cứu khác.

1. Tiêu chí đầu tiên mà tất cả các nghiên cứu đều đề cập đến để so sánh đó là khả năng xử lý dữ liệu và tốc độ. Khả năng xử lý ở đây thông thường được các tác giả quy đổi về kích thước của mỗi frame ảnh trong quá trình xử lý. Tiếp theo là tốc độ nhận hình ảnh của hệ thống. Thông thường sẽ tính theo số frame ảnh xử lý mỗi giây. Tốc độ này phụ thuộc rất nhiều vào các hệ thống máy tính nên yếu tố này thường được nêu kèm theo trong tất cả các kết quả thực nghiệm.
2. Tiêu chí thứ 2 là tiêu chí mà theo chúng tôi sẽ mang lại độ khách quan rất cao: đó là đánh giá dựa trên sai biệt trung bình và độ lệch chuẩn của kết quả tính toán so với kết quả được gán bằng tay. Cách đo này được đưa ra bởi McCall [14] và chúng tôi sẽ sử dụng để làm tiêu chí so sánh với các phương pháp khác cũng như trong các cải tiến của chính phương pháp được nêu trong đề tài. Một số nghiên cứu khác cũng đưa ra những tiêu chí tương tự, tuy nhiên không được rõ nghĩa và cụ thể như McCall. Tiêu biểu trong số đó là "Độ chính xác" trong kết quả thử nghiệm của Kim [11]. Trong nghiên cứu của Kim, tác giả so sánh độ chính xác của mình với kết quả Wang [22] để chỉ ra sự vượt trội trong phương pháp sử dụng RANSAC so với sử dụng CHEVP của Wang. Tuy nhiên, tác giả lại không chỉ rõ "Độ chính xác" được đề cập được tính như thế nào.
3. Tiêu chí cuối cùng và cũng là tiêu chí phổ biến nhất là một tiêu chí "mở". Hầu hết các nghiên cứu, ngoại trừ của McCall [14] và Leonard [12] là có xây dựng độ đo, còn lại đa số đều chỉ ra các trường hợp đặc trưng mà phương pháp của mình giải quyết được để so sánh với các trường hợp chưa giải quyết được ở các phương pháp trước đó. Bằng cách nêu ra các trường hợp phức tạp khác nhau, các tác giả chỉ ra những ưu nhược điểm của mình để từ đó đề xuất ra phương pháp khắc phục.

Như vậy, trong luận văn này, chúng tôi sẽ tiến hành thử nghiệm trên cả 3 tiêu chí so sánh đã được nêu ở trên nhằm tạo ra một sự so sánh khách quan so với các phương

pháp khác cũng như nhận ra được những ưu điểm và khuyết điểm trong phương pháp đề xuất.

Trong phần tiếp theo, chúng tôi sẽ trình bày các kết quả thực nghiệm đã được tiến hành trong quá trình nghiên cứu đề tài.

4.3. Các kết quả thực nghiệm

Chương trình thực thi của chúng tôi được thử nghiệm trên máy tính cấu hình Pentium Core 2 Duo 1.8GHz, Ram 2GB, HDD 160GB, Hệ điều hành Windows XP SP3, ngôn ngữ lập trình được sử dụng là C++ với bộ thư viện OpenCV.

4.3.1. Về tốc độ xử lý

Tốc độ xử lý của chương trình là khá tốt. Chương trình có thể xử lý trong thời gian thực các file video với độ phân giải 640x480 và tốc độ 15 fps. Đây là một tốc độ xử lý cao nếu so sánh với các kết quả khác.

Bảng 4-2. So sánh tốc độ xử lý của một số phương pháp

Nghiên cứu	Khả năng xử lý	Câu hình
Wang [22]	240 x 256, 4s/frame	128 MB Ram
Kim [11]	176 x 120, 2-3 fps	P4 3GHz, C++ sử dụng với thư viện OpenCV
McCall [14]	Không đề cập	
Bertozzi [3]	128 x 128, 5 fps	CPU 1.7GHz, Sử dụng Matlab
Apostoloff [1]	Không đề cập	
Vacek [21]	720 x 576, 10 fps	Không đề cập
Luận văn	640 x 480, 15 fps	1.8GHz, 2GB Ram, C++ với thư viện OpenCV

Như vậy, nếu chỉ so sánh đơn thuần về tốc độ thì phương pháp luận văn tỏ ra hiệu quả vì có thời gian xử lý gần như tốt nhất trong số các phương pháp. Điều này rất quan trọng vì nó thể hiện được với tốc độ di chuyển của xe khoảng 40km/h (xấp xỉ 11.11m/s) thì chương trình hoàn toàn có khả năng xử lý trong thời gian thực và gửi kết quả cho những bước tiếp theo của hệ thống.

4.3.2. Về độ chính xác

Chúng tôi tiến hành thử nghiệm trên các thời điểm khác nhau đối với các tập dữ liệu như đã mô tả Bảng 4-1. Kết quả thu nhận được thể hiện ở Bảng 4-3 và Bảng 4-4. Trong hai bảng này, kết quả thể hiện cho thấy đối với đường vắng người và phương tiện, cụ thể là đường nội bộ của trung tâm TTI thì kết quả tốt nhất, sai biệt trung bình cũng như độ lệch chuẩn rất nhỏ, chỉ ở vào khoảng 3cm đối với sai biệt trung bình và 4.25cm đối với độ lệch chuẩn. Kết quả này so với kết quả tốt nhất trong phương pháp của McCall cho thấy hiệu quả của luận văn không thua kém. Trong phương pháp của McCall, kết quả tốt nhất là 3.04cm và 3.9 cm, đối với đường ban đêm.

Bảng 4-3. Kết quả khi thử nghiệm trên bộ dữ liệu đường nội ô. Đơn vị (cm)

	Ban ngày	Ban đêm	Trời mưa
Sai biệt trung bình	4.6521	3.5356	30.3341
Độ lệch chuẩn	6.7350	4.3501	53.1283

Bảng 4-4. Kết quả khi thử nghiệm trên bộ dữ liệu đường ngoại ô. Đơn vị (cm)

	Ban ngày	Ban đêm	Trời mưa
Sai biệt trung bình	2.8785	12.6314	15.0449
Độ lệch chuẩn	4.2598	20.8041	23.9871

Bảng 4-5. Kết quả thử nghiệm của McCall Nguồn: [14]

	Standard Deviation of Error (cm)				
	Dawn	**Noon**	**Dusk**	**Night**	**Total**
Set A	4.5400	11.5700	8.1062	7.9710	8.4221
Set B	8.6041	14.8687	7.9457	3.8871	9.6612
Set C	11.1815	13.5135	29.9347	23.2722	20.8885
Set D	5.1547	10.7514	12.1687	8.3031	9.4761
Totals	7.8460	12.7784	17.1246	13.1261	13.1377

	Mean Absolute of Error (cm)				
	Dawn	**Noon**	**Dusk**	**Night**	**Total**
Set A	3.6497	8.6429	5.5313	6.4720	6.0740
Set B	6.8463	10.6362	5.6768	3.0417	6.5503
Set C	8.1815	10.8677	20.4727	12.9471	13.1173
Set D	4.1713	8.4701	9.8390	6.5232	7.2509
Totals	5.7122	9.6542	10.3800	7.2460	8.2481

Trong thử nghiệm của McCall không có các bộ test trong điều kiện trời mưa, nên điều kiện thời tiết này không thể so sánh được. Nếu như loại bỏ các test về trời mưa, chúng tôi sẽ có kết quả trung bình của 4 bộ test ban ngày và ban đêm ở vùng ngoại ô và nội ô, khi đó, kết quả của chúng tôi khi so với kết quả của McCall tỏ ra hiệu quả hơn.

So sánh với các nghiên cứu khác có sử dụng độ đo về sai biệt trung bình, chúng tôi có được bảng so sánh ở Bảng 4-6. Kết quả này cho thấy hiệu quả của giải thuật đề xuất của chúng tôi, tất nhiên điều này cũng không hoàn toàn khách quan vì tập dữ liệu thử nghiệm của các phương pháp được đánh giá là khác nhau.

Bảng 4-6. So sánh về độ chính xác giữa các phương pháp Đơn vị (cm)

Phương pháp	Sai biệt trung bình	Độ lệch chuẩn
McCall [14]	8.2481	13.1377
Apostoloff [1]	10	13
Luận văn	5.9244	9.0373

Từ kết quả ở Bảng 4-3 và Bảng 4-4, có thể nhận ra được một số kết luận khá thú vị về phương pháp đề xuất của luận văn:

- Đối với đường nội thành, kết quả ban đêm tốt hơn ban ngày. Điều này có thể lý giải được vì vào ban đêm, sự khác biệt của các dấu phân cách làn đường nổi bật hơn do sự phản quang của chất liệu sơn trên các dấu phân cách này. Mặt khác, vào ban đêm thì các dấu phân cách ít bị che khuất bởi bóng nắng của các tòa nhà hoặc cây cối xung quanh hơn.
- Vào ban ngày, kết quả ở ngoại thành tốt hơn, và ngược lại vào ban đêm. Điều này có thể thấy được vì ở đường nội thành vào ban ngày mật độ giao thông thường rất đông nên các dấu phân cách rất khó nhận rõ. Ngược lại, khi vào ban đêm ở ngoại thành do thiếu ánh sáng, hoặc mờ (đối với đường nội bộ) nên kết quả sẽ không tốt bằng đường nội thành.
- Kết quả trời mưa ở ngoại thành tốt hơn ở nội thành. Điều này có thể lý giải vì chất lượng hình ảnh mà chúng tôi ghi nhận được vào thời tiết trời mưa trong nội thành rất kém.

Tiến hành thử nghiệm độ chính xác khi giản lược bớt một số cải tiến của phương pháp, chúng tôi thu nhận được kết quả như thể hiện trong Bảng 4-7. Ở bảng này, 2 cột bên trái thể hiện kết quả vào ban ngày và 2 cột bên phải thể hiện kết quả vào ban đêm. Tất cả đều là dữ liệu test trên đường nội thành.

Bảng 4-7. Kết quả thử nghiệm ở đường nội thành vào ban ngày và ban đêm
Đơn vị (cm)

Phương pháp	Sai biệt Trung bình	Độ lệch chuẩn	Sai biệt Trung bình	Độ lệch chuẩn
Bình thường	4.6521	6.7350	3.5356	4.3501
Không sử dụng trạng thái chuyển động	12.0872	15.5280	11.9241	15.1420
Sử dụng S = 100	7.2140	10.8174	7.1498	10.0981
Loại bỏ cả 2	15.1248	20.8871	14.1480	19.9148

Kết quả này có thể được nhận xét và giải thích như sau:

- Khi loại bỏ các thông tin từ mô hình trạng thái, kết quả giảm sút rất rõ rệt, kết quả đạt được sai số gia tăng hơn gấp 2 lần, và phương pháp cho thấy tỏ ra sút kém nếu so với kết quả của McCall và Apostoloff. Điều này dễ hiểu vì cách tiếp cận của phương pháp có tốc độ thực thi rất nhanh nhờ vào sự đơn giản trong xử lý. Do vậy, khi giảm đi thông tin từ mô hình trạng thái độ chính xác sẽ sụt giảm nghiêm trọng.
- Khi sử dụng 100% đường biên trong công thức tính độ đo vị trí đường biên, hiệu quả cũng sụt giảm rõ nét, tuy không nhiều bằng khi so với việc loại bỏ thông tin từ mô hình trạng thái. Điều này dễ hiểu vì gặp phải những đường có dấu phân cách cách xa nhau hoặc dấu phân cách không nhận ra được thì độ đo vị trí đường biên sẽ không hiệu quả bằng khi đặt giá trị S = 65 như trong khảo sát.
- Khi loại bỏ cả 2 yếu tố ở trên, ta thấy rằng tất cả các ưu thế của phương pháp đã bị loại trừ, dẫn đến việc hiệu suất trở nên rất thấp, khó chấp nhận để có thể đưa vào thực tế.

Những thử nghiệm này đã chứng tỏ được về hiệu quả của phương pháp trình bày trong luận văn so với các phương pháp hiện đại ở thời điểm thực hiện luận văn. Đặc biệt thấy được vai trò của thông tin trạng thái trong việc nâng cao hiệu quả thực thi của chương trình.

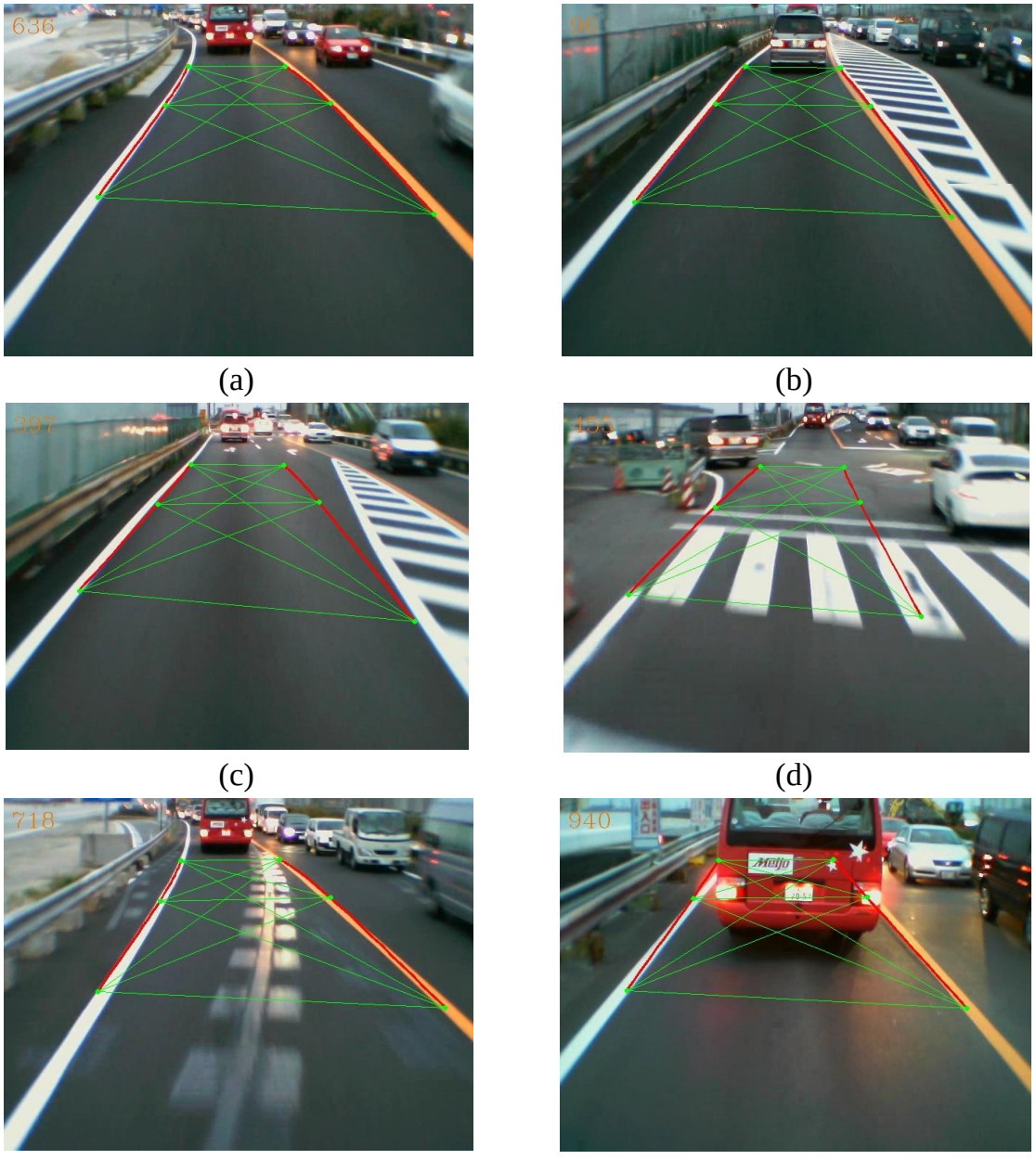
4.3.3. Các tình huống đặc biệt

Thử nghiệm trên một số tình huống đặc biệt, chúng tôi thu nhận được một số kết quả trình bày như ví dụ trong Hình 4-2, gồm có một số trường hợp như sau:

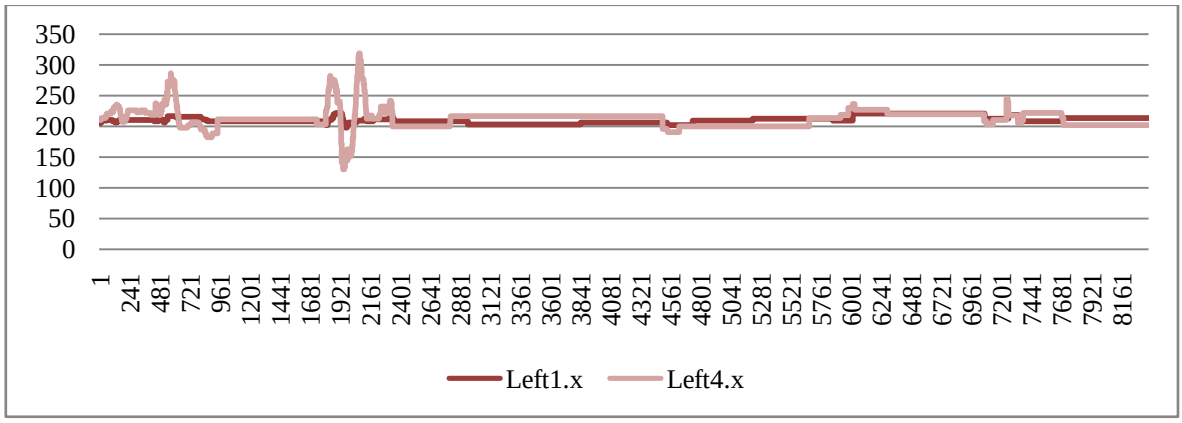
- Đối với đường có độ cong như trong hình a, kết quả cho thấy khả năng thực thi tốt.
- Khi gặp những dấu phân cách phức tạp như ở hình b, nhờ vào thông tin trạng thái, chương trình có thể giải quyết được một cách khá hiệu quả.
- Tương tự như hình b, trong hình e, đối với những dấu hiệu (trong ví dụ này là vết bánh xe) dễ gây nhầm lẫn thành dấu phân cách đường, chương trình cũng có thể xử lý được. Đây là lỗi mà các nghiên cứu như [15], [17] và [18] không thể vượt qua do thiếu những thông tin bổ trợ. Nếu không sử dụng thông tin bổ trợ, mô hình về đường phải đủ mạnh để hệ thống có thể giữ được quỹ đạo của làn đường đang theo vết.
- Trong hình c và d là những trường hợp rất khó, trong toàn bộ các nghiên cứu khảo sát trong luận văn này, chỉ có nghiên cứu của Leonard [12] là có thể giải quyết được kết quả tương tự với kết quả của luận văn. Tuy nhiên, phương pháp của Leonard cũng phải sử dụng thêm thông tin từ 2 camera bên hông và thông tin từ Laser. Ở hình c là tình huống độ rộng làn đường thay đổi một cách đột ngột, còn trong hình d là tình huống gặp phải giao lộ. Nhờ vào thông tin trạng thái nên hệ thống có thể quyết định theo vết ở bên trái, hay đi thẳng đối với tình huống này.
- Trong tình huống cuối cùng ở hình f, là khi xe dừng, hệ thống vẫn có thể duy trì được dự báo về làn đường. Đây cũng là một trường hợp khó mà hầu hết các nghiên cứu trước chưa thể giải quyết.

Một thử nghiệm khác của chúng tôi tiến hành khảo sát sự thay đổi của các điểm kiểm soát để tìm ra sự điều chỉnh hợp lý khi tích hợp thông tin trạng thái chuyển động vào. Kết quả khảo sát được minh họa ở Hình 4-3. Trong hình này, chúng tôi khảo sát sự thay đổi của điểm kiểm soát gần nhất và điểm kiểm soát xa nhất trên

đường biên trái trên kết quả gán thủ công. Chiều rộng của đồ thị thể hiện thứ tự frame ảnh khảo sát và chiều cao của đồ thị thể hiện hoành độ tính theo điểm ảnh của 2 điểm kiểm soát đầu và cuối này. Kết quả khảo sát cho thấy hầu như điểm kiểm soát gần nhất rất ít thay đổi vị trí và điểm kiểm soát xa nhất có sự thay đổi lớn hơn. Mặt khác, ta thấy việc thay đổi chỉ diễn ra ở một số vị trí nhất định, ứng với các vị trí rẻ của xe, hoặc đường có độ cong khá lớn.



Hình 4-2. Một số kết quả trong các tình huống đặc biệt



Hình 4-3. Sự thay đổi theo thời gian của các điểm kiểm soát

Từ kết quả đó, ta có thể rút ra kết luận chỉ cần tác động vào điểm kiểm soát xa nhất, hoặc 2 điểm kiểm soát xa nhất. Các điểm còn lại, có thể cho giữ nguyên tọa độ với những độ nhiễu rất nhỏ. Mặt khác, ta có thể thấy các điểm kiểm soát chỉ thay đổi nhiều đến các vị trí có độ cong lớn hoặc khi xe thay đổi hướng di chuyển. Vì vậy, ta hoàn toàn có thể sử dụng thông tin khác với thông tin về trạng thái chuyển động của xe, chỉ cần thông tin này đóng vai trò dự báo trước được hướng di chuyển của xe. Ví dụ, thông tin này có thể là kết quả lập lộ trình (planning) đối với xe comb trong công xưởng kết hợp với thiết bị định vị, khi gần tới ngã rẻ, thiết bị sẽ thông báo và PF sẽ cập nhật ở những đoạn được thông báo đó, ở những đoạn khác, Particl Filter tiến hành bình thường không cần phải sử dụng thêm thông tin bổ trợ khác.

Mặc dù tỏ ra hiệu quả trong nhiều trường hợp, nhưng phương pháp vẫn còn gặp phải những hạn chế như sau:

- Chưa có một phương pháp khởi tạo trạng thái hiệu quả. Hiện tại phải sau khoảng 10 đến 15 frame ảnh thì kết quả mới có thể được cập nhật do PF cần phải có thời gian cập nhật để thích nghi. Trong một số trường hợp mất dấu hoàn toàn, chỉ có thông tin trạng thái chuyển động là không đủ để khôi phục được kết quả mong muốn.
- Đối với những môi trường phức tạp (ví dụ như trời mưa trong kết quả thực nghiệm), phương pháp vẫn còn gặp phải rất nhiều khó khăn.

- Đôi khi thông tin từ trạng thái chuyển động không chính xác, ví dụ do người dùng mất tập trung sẽ gây nhiễu cho kết quả xử lý.
- Để áp dụng vào bài toán điều khiển xe tự động, đôi khi việc tự động phát hiện làn đường để điều khiển xe và việc sử dụng thông tin trạng thái chuyển động của xe để phát hiện ra làn đường trở thành bài toán "con gà và quả trứng". Tuy nhiên, may mắn ở đây là tầm hoạt động của hai thiết bị này khác nhau nên hoàn toàn có thể bổ sung được cho nhau. Mặt khác, đối với bài toán lái xe tự động, không chỉ có thông tin từ kết quả phát hiện làn đường mà xe còn thu nhận thông tin từ kết quả lập lộ trình đường đi (Planning) cũng như có thể cả các bản đồ (bao gồm cả bản đồ toàn cục (global map) và bản đồ cục bộ (local map)).

4.4. Đánh giá chung

Các phương pháp cải tiến trong đề tài đã chứng tỏ được vai trò của chúng, góp phần nâng cao hiệu quả trong việc giải quyết bài toán phát hiện làn đường.

Sử dụng thông tin bổ sung từ trạng thái chuyển động của xe không chỉ giúp nâng cao hiệu quả trong việc dự đoán làn đường mà còn làm giảm thiểu chi phí tính toán. Nhờ có thông tin này, mô hình làn đường có thể xây dựng đơn giản bằng cách xấp xỉ 2 đường biên theo đường cong bậc 3 mà không cần phải dùng một mô hình phức tạp hơn cho mô hình làn đường.

Các độ đo sử dụng có độ linh động cao và đã giúp vượt qua được hạn chế khi áp dụng các phương pháp trích dấu làn đường dựa trên cạnh (mà ở đây là trường hợp điểm kiểm soát nằm trên chính đường biên) thường hay gặp phải.

Thực nghiệm cho thấy kết quả đạt được có thời gian thực thi nhanh và sai số trung bình chỉ ở vào khoảng 6cm; có thể hoạt động hiệu quả trong khá nhiều môi trường cũng như tình huống phức tạp, đặc biệt trong đó có tình huống thay đổi hướng di chuyển của xe, tình huống rất ít nghiên cứu có thể giải quyết được tính đến thời điểm thực hiện luận văn.

CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN

Trong đề tài này chúng tôi đã tập trung giải quyết bài toán phát hiện làn đường hỗ trợ cho hệ thống điều khiển xe tự động bằng cách sử dụng Particle Filter kết hợp với thông tin từ trạng thái chuyển động của thiết bị. Ở mỗi bước thực hiện thuật toán tiến hành áp dụng giải thuật Canny để rút trích cạnh làm đặc trưng về dấu làn đường. Tiếp theo, Particle Filter được sử dụng để theo vết làn đường. Ở mỗi bước, Particle Filter tạo ra 100 ứng viên, gồm 50 ứng viên cho đường biên trái và 50 ứng viên cho đường biên phải. Các đường biên được xấp xỉ bởi đường cong bậc 3 thông qua 4 điểm kiểm soát. Điểm kiểm soát thứ nhất của mỗi đường biên được chọn là điểm ở gần thiết bị (xe) nhất, điểm điều khiểu cuối cùng là điểm ở trên dấu làn đường xa nhất trên thị trường. Các điểm còn lại được chọn sao cho khoảng cách giữa các điểm kiểm soát với nhau càng cân bằng càng tốt. Ở mỗi bước lặp, Particle Filter sinh ra các đường biên mới bằng cách di chuyển các điểm kiểm soát cũ dựa theo thông tin trạng thái chuyển động. Mỗi đường biên được tính trọng số theo độ đo vị trí đường biên. Các làn đường là sự kết hợp của một cặp đường biên trái và đường biên phải. Mỗi làn đường được gán trọng số theo độ đo làn đường, là một sự kết hợp giữa độ đo của từng đường biên, độ cong của làn đường và độ rộng của làn đường. Làn đường có trọng số cao nhất được chọn để làm kết quả thể hiện. Thông tin trạng thái sử dụng dựa trên mô hình Aukermann. Toàn bộ quá trình thực hiện đều được tiến hành trên ảnh IPM thông qua phép biến đổi IPM dựa vào ma trận Homography.

Đề tài cũng tiến hành nghiên cứu và thử nghiệm các phương pháp xác định các hệ số camera để thu được những hình ảnh chính xác hơn đối với thực tế. Các kết quả này được lưu trữ trong ma trận nội tại và ma trận biến dạng ứng với mỗi camera.

Cách tiếp cận giải quyết vấn đề thông qua thực nghiệm và kết quả khảo sát đã thể hiện được những ưu điểm về tốc độ thực thi nhanh (có thể hoạt động trong thời gian thực với video đầu vào có độ phân giải 640 x 480, tốc độ 15 fps) và hiệu quả tốt khi

so sánh với các phương pháp hiện đại. Sai biệt trung bình cho các trường hợp thông thường mà thuật toán áp dụng là 6cm, trong đó độ lệch chuẩn ở vào khoảng 9cm.

Bằng cách sử dụng ảnh IPM, những vấn đề khó khăn về độ cong cũng như kích thước không đồng nhất giữa các dấu phân cách đã được giải quyết. Phép biến đổi IPM cùng với việc xác định các tham số cho camera chỉ cần tính toán một lần và có thể sử dụng lại kết quả cho mọi frame ảnh thông qua ma trận Homography, ma trận nội tại và ma trận biến dạng. Độ chính xác và hiệu quả trong các ước lượng giá trị các ma trận này góp phần nâng cao độ chính xác của phương pháp.

Xấp xỉ đường biên của làn đường bằng đường cong bậc 3 đủ mạnh để có thể mô tả được các hình dạng tương đối phức tạp khác nhau của làn đường mà vẫn duy trì được độ phức tạp với chi phí tính toán nhỏ. Khó khăn của phương pháp khi dấu làn đường bị mất và vị trí của điểm kiểm soát phải nằm trên đường biên được giải quyết với công thức tính độ đo cải tiến, trong đó không sử dụng toàn bộ đường biên mà chỉ sử dụng khoảng 65% các điểm có chỉ số cao nhất trên đường.

Việc áp dụng Particle Filter thay vì Kalman Filter hay các phương pháp khác mang lại độ linh động cho bài toán, hoàn toàn phù hợp cho mục tiêu điều khiển xe tự động. Hơn nữa, mô hình Particle Filter rất phù hợp trong việc áp dụng vào các thay đổi vị trí của điểm kiểm soát.

Tích hợp thông tin từ trạng thái chuyển động của xe không chỉ làm giảm bớt chi phí tính toán, bổ sung thông tin cho mô hình chuyển động trong Particle Filter mà còn giúp gia tăng độ chính xác một cách hiệu quả. Nhờ áp dụng thông tin này, một số trường hợp đặc biệt như trường hợp mất dấu làn đường, trường hợp xe thay đổi hướng đi, trường hợp làn đường thay đổi độ rộng đột ngột… có thể giải quyết đơn giản hơn rất nhiều so với việc sử dụng các mô hình làn đường phức tạp. Đặc biệt trường hợp khi gặp giao lộ, thông tin này tỏ ra rất phù hợp.

Phân tích và khảo sát tầm ảnh hưởng của thông tin trạng thái chuyển động với sự thay đổi các điểm kiểm soát cho thấy thông tin này có thể được thay thế bởi các

thông tin khác có vai trò tương tự như lập lộ trình (Path Planning) hoặc GPS kết hợp với bản đồ chi tiết. Các hệ thống này hứa hẹn có thể mở rộng thành một hệ thống điều khiển xe tự động hoàn chỉnh.

Với các yêu cầu như hiện tại, chỉ cần camera và hệ thống máy tính xử lý, phương pháp của luận văn hoàn toàn có thể thực hiện và áp dụng được trong môi trường ở Việt Nam hiện nay, đặc biệt là trên các đường cao tốc.

Phương pháp vẫn còn gặp phải những hạn chế như chưa có phương pháp tính giá trị làn đường khởi đầu một cách hiệu quả. Trong những trường hợp mất dấu làn đường trong thời gian dài, hoặc sai số từ trạng thái chuyển động chưa được giải quyết một cách hiệu quả, có thể dẫn đến sai sót. Trong trường hợp làn đường thực tế quá rộng so với xe, mô hình hiện tại là không thể áp dụng được vì các dấu phân cách sẽ không kết hợp được với nhau do thị trường của xe bị thay đổi. Đối với những điều kiện thời tiết phức tạp, bài toán vẫn còn là sự thách đố. Phương pháp rút trích đặc trưng chỉ dựa đơn thuần vào trích cạnh tuy có ưu thế về mặt tốc độ nhưng trong những trường hợp khó, nếu thông tin trạng thái chuyển động bị sai lệch thì sẽ dẫn đến sai số không kiểm soát.

Hướng phát triển trong tương lai của đề tài có thể chỉ ra như sau:

- Xây dựng phương pháp xác định trạng thái khởi đầu hiệu quả để bổ sung cho các trường hợp còn khiếm khuyết của phương pháp hiện tại.
- Kết hợp với các thông tin khác để nâng cao hiệu quả ở bước rút trích đặc trưng mà không làm suy giảm ưu thế về tốc độ thực thi.
- Mở rộng mô hình lên không gian 3 chiều để có thể giải quyết được các tình huống phức tạp hơn.
- Kết hợp thêm các thông tin khác như GPS, lập lộ trình (path planning)… để bổ sung hoặc thậm chí thay thế cho thông tin từ mô hình trạng thái chuyển động hiện tại.

TÀI LIỆU TRÍCH DẪN

[1] Nicholas Apostoloff and Alexander Zelinsky, "Robust vision based lane tracking using multiple cues and particle filtering," in *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Columbus, OH, 2003.

[2] M. Sanjeev Arulampala, Simon Maskell, Neil Gordon, and Tim Clapp, "A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 50, no. 2, pp. 174-188, February 2002.

[3] M. Bertozzi and A. Broggi, "GOLD: A parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection," *IEEE Transaction on Image Processing*, pp. 199-213, 1998.

[4] M. Bertozzi, A. Broggi, and A. Fascioli, "Vision-based intelligent vehicles: State of the art and perspectives," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 32, pp. 1-16, 2000.

[5] G. Bradski and A. Kaebler, "Camera Model and Calibration," in *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. United States of America: O'Reilly, 2008, ch. 11, pp. 370-404.

[6] Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE on Pattern Analysis and Machine Learning*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679 - 698, November 1986.

[7] Radu Danescu and Sergiu Nedevschi, "Probabilistic Lane Tracking in Difficult Road Scenarios Using Stereovision," *IEEE on Intelligent Transportation Systems*, 2009, to appear.

[8] Arnaud Doucet and Adam M. Johansen, "A Tutorial on Particle Filtering and

Smoothing: Fifteen years later," Doucet, Arnaud, 2008.

[9] Martin A. Fischler and Robert C. Bolles, "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," in *Readings in computer vision: issues, problems, principles, and paradigms*, J. D. Foley, Ed. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1981, pp. 726 - 740.

[10] ZuWhan Kim, "Realtime Lane Tracking of Curved Local Road," in *IEEE Intelligent Transportation Systems*, Toronto, Canada, 2006, pp. 1149 - 1155.

[11] ZuWhan Kim, "Robust lane detection and tracking in challenging scenarios," *IEEE Trans. Intelligent Transportation System*, vol. 9, no. 1, pp. 16-26, March 2008.

[12] John Leonard, "A Perception-Driven Autonomous Urban Vehicle," *Journal of Field Robotics*, vol. 25, no. 10, p. 727–774, 2008.

[13] David McAllester, Pedro Felzenszwalb, and Deva Ramanan, "A Discriminatively Trained, Multiscale, Deformable Part Model," in *IEEE on Computer Vision and Pattern Recognition*, Anchorage, AK, 2008, pp. 1-8.

[14] Joel C. McCall and Mohan M. Trivedi, "Video-based Lane Estimation and Tracking for Driver Assistance: Survey, System, and Evaluation," *IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems*, vol. 7, no. 1, pp. 20 - 37, 2006.

[15] A. M. Muad, A. Hussain: S.A. Samad, M.M. Mustaffa, and B.Y. Majlis, "Implementation of inverse perspective mapping algorithm for the development of an automatic lane tracking system," in *TENCON 2004. 2004 IEEE Region 10 Conference*, Singapore, 2004, pp. 207- 210.

[16] N. Nadai and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005, pp. 886-893.

[17] S. Sehestedt, S. Kodagoda, A. Alempijevic, and G. Dissanayake, "Efficient Lane Detection and Tracking in Urban Environments," in *Third European Conference on Mobile Robots*, Freiburg, 2007, pp. 126-131.

[18] Stephan Sehestedt, Sarath Kodagoda, Alen Alempijevic, and Gamini Dissanayake, "Robust Lane Detection in Urban Environments," in *IEEE on Intelligent Robots and Systems*, San Diego, CA, USA, 2007, pp. 123-128.

[19] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox, *Probabilistic Robotics*. USA: MIT Press, 2005.

[20] Emanuele Trucco and Konstantinos Plakas, "Video Tracking: A Concise Survey," in *IEEE - Oceanic Engineering*, 2006, pp. 520-529.

[21] Stefan Vacek, Stephan Bergmann, Ulrich Mohr, and Rudiger Dillmann, "Rule-based tracking of multiple lanes using particle filters," in *IEEE on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, Heidelberg, 2006, pp. 203-208.

[22] Y. Wang, E. K. Teoh, and D. Shen, "Lane detection and tracking using B-Snake," *Image and Vision Computing*, vol. 22, no. 4, pp. 269-280, 2004.

[23] Bing-Fei Wu, Chuan-Tsai Lin, and Yen-Lin Chen, "Dynamic Calibration and Occlusion Handling Algorithms for Lane Tracking," *IEEE Transaction on Industrial Electrics*, vol. 56, no. 5, pp. 1757-1773, May 2009.

[24] Alper Yilmaz and Mubarak Shah, "Object Tracking: A Survey," in *ACM Computing Surveys*, 2006.