Tổng hợp dữ liệu đa cảm biến và ứng dụng trong ước lượng vận tốc dài xe ô tô điện

Multi-sensor Data Fusion and Application in Longitudinal Velocity Estimation of Electric Vehicles

Võ Duy Thành, Tạ Cao Minh*

Trường Đại học Bách khoa Hà Nội - Số 1, Đại Cồ Việt, Hai Bà Trưng, Hà Nội, Việt Nam

Đến Tòa soạn: 09-11-2018; chấp nhận đăng: 18-01-2019

Tóm tắt

Trong xe ô tô, cụ thể là ô tô điện có nhiều trạng thái cần phải được ước lượng do không thể đo được trực tiếp các thông tin này. Vận tốc dài của xe là một trong những trạng thái cần phải ước lượng bởi nó phục vụ cho nhiều bài toán điều khiển chuyển động cũng như điều khiển tự lái xe ô tô. Đối với ô tô điện, vận tốc dài cần phải được ước lượng ở mức độ đủ nhanh để tận dụng được các ưu thế của động cơ điện. Bài báo đề xuất thuật toán ước lượng vận tốc dài xe ô tô điện trên cơ sở của phương pháp tổng hợp cảm biến. Trong đó, thuật toán chỉ sử dụng thông tin từ hệ thống cảm biến gắn trên xe ô tô mà không sử dụng thông tin động lực học của xe ô tô để ước lượng. Phương pháp đề xuất được thực nghiệm trên xe ô tô điện và có đánh giá kiểm chứng độ chính xác bằng cách so sánh với kết quả đo của một hệ thống thu thập dữ liệu thương mại. Các kết quả của bài báo có thể được ứng dụng cho các nghiên cứu về điều khiển cũng như ước lượng tham số khác của xe ô tô điện.

Từ khóa: Ô tô điện, Vận tốc, Ước lượng, Tổng hợp cảm biến

Abstract

State estimation is a crucial research field for control of electric vehicles (EVs) since there is information in a vehicle which cannot be measured directly. Longitudinal velocity of the vehicle is one of the most important information which is needed for motion and autonomous control. To take full advantage of traction electric motor, the longitudinal velocity must be estimated at an appropriately fast frequency. In this paper, we propose an optimal estimation of velocity of the EV based on multi-sensor data fusion. The estimator does not need any dynamic parameters but only information from sensor system that is equipped on the vehicle. The performance of the estimation algorithm is validated by experiment on a real electric vehicle and compared with a commercial data acquisition system. The results of the paper can be used for futher control purpose as well as estimation of other state of electric vehicles.

Keywords: Electric Vehicle, Velocity, Estimation, Sensor Fusion

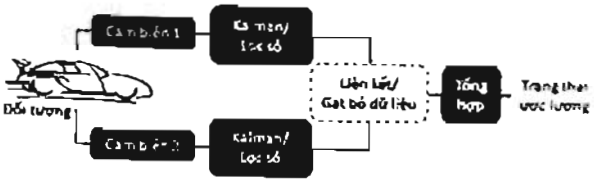
1. Mở đầu

Tốc độ dài hay vận tốc dài v_x là đại lượng quan trọng của xe ô tô. Đứng ở góc độ người lái, tốc độ dài được hiển thị trên mặt đồng hồ của bảng điều khiển mang tính thông báo và quan sát, từ đó, người lái có thể điều khiển xe ở tốc độ mong muốn. Đứng ở góc độ điều khiển, tốc độ dài thể hiện tầm quan trọng trong các bài toán điều khiển chuyển động dọc trục (cụ thể và trực tiếp nhất là ở hệ thống điều khiển hành trình) và điều khiển xe tự lái. Tốc độ dài còn là cơ sở để xác định tỉ số trượt λ của xe phục vụ cho các hệ thống điều khiển lực kéo và phanh ABS.

Hiện nay, một số sản phẩm cho phép đo tốc độ dài đã có mặt trên thị trường như sản phẩm của Kistler [1] sử dụng thiết bị laser cho độ chính xác cao, đo được cả tốc độ dài và tốc độ ngang, hay sản phẩm của Vbox [2] sử dụng GPS tần số cao cho tốc độ cập nhật lên tới 100Hz. Các sản phẩm này có độ chính xác khá cao nhưng chỉ phù hợp với các công việc nghiên cứu mà khó trang bị trên xe ô tô thương mại vì những lý do giá thành quá cao và lắp đặt khó khăn.

Thêm vào đó, xe ô tô điện là một đối tượng được truyền động bởi động cơ điện. So với ô tô động cơ đốt trong, động cơ điện là cơ cấu chấp hành có nhiều ưu điểm về thời gian tác động nhanh hơn rất nhiều (cỡ vài ms so với hàng trăm ms của động cơ đốt trong). Vì vậy, các nghiên cứu về ước lượng trạng thái của xe ô tô điện cũng phải đảm bảo mức độ tính toán nhanh để phù hợp với yêu cầu điều khiển động cơ. Thông thường, tần số ước lượng phải đảm bảo ở mức độ tối thiểu là từ 100Hz.

* Địa chỉ liên hệ: Tel.. (+84) 912.632.230
Email. thanh.voduy@hust.edu.vn



Hình 1. Khái niệm tổng hợp cảm biến

Hiện nay, các nghiên cứu về ước lượng vận tốc dài được phân chia theo 2 hướng chính sau:

Ước lượng vận tốc dài trên cơ sở mô hình động lực học, kết hợp với các thuật toán và công cụ quan sát, ước lượng khác nhau. Các nghiên cứu hiện nay thường tập trung vào các nội dung như:

- Ứng dụng bộ lọc Kalman [3-5] và các biến thể như Extended Kalman [6], [7] và Unscented Kalman [8], [9] để ước lượng vận tốc dài.

Mô hình động lực học của xe ô tô có tính phi tuyến rất mạnh nên nhiều nghiên cứu sử dụng các bộ ước lượng/quan sát phi tuyến (nonlinear estimator/observer) để làm công cụ ước lượng [10-12]. Sử dụng mô hình tương tự với các nghiên cứu này, [13], [14] dùng bộ quan sát kiểu trượt để tính toán các hệ số khuếch đại của bộ quan sát.

Các kết quả nghiên cứu nói trên đạt được chất lượng khá tốt và chính xác nhưng chỉ đúng trong một bộ tham số thí nghiệm được thực hiện, khi thay đổi các tham số động lực học của xe, độ chính xác của kết quả cũng thay đổi theo. Thêm vào đó, việc sử dụng mô hình động lực học rất phức tạp do mô hình thường có kích thước lớn. Điều này dẫn tới yêu cầu hiệu năng tính toán cao, phức tạp và khó triển khai.

Ước lượng vận tốc dài trên cơ sở mô hình động học. Các trạng thái của ô tô sẽ được ước lượng thông qua thông tin của các cảm biến được trang bị trên xe ô tô và mô hình chuyển động động học của xe. Việc ước lượng vận tốc dài theo phương án này được thực hiện theo các hướng gồm:

- Xác định vận tốc dài bằng tín hiệu đo từ các cảm biến tốc độ bánh xe $v_{i,w} = \omega_i R_{eff}$. Đây là phương pháp cơ bản và đơn giản nhất. Theo phương pháp này, tốc độ dài của xe được xác định theo tốc độ của bánh xe quanh nhanh nhất hoặc chậm nhất, tùy theo từng trường hợp cụ thể [15], [16]. Tuy nhiên, cả hai cách này đều gặp sai số lớn trong trường hợp xe tăng tốc trên đường trơn hoặc phanh với lực phanh mạnh

Ước lượng tốc độ dài bằng cách kết hợp cảm biến tốc độ quay bánh xe và cảm biến gia tốc [illegible]. Cảm biến gia tốc cho thông tin về gia tốc của xe [illegible] các hướng khác nhau và không bị phụ thuộc vào trạng thái của xe (tăng tốc/phanh). Tuy nhiên, để có được thông tin vận tốc, cần thực hiện phép tích phân giá trị gia tốc của xe. Từ đó, vận tốc dài được xác định là tổng hợp của vận tốc bánh xe [illegible] n tốc tích phân từ gia tốc với các trọng số tương [illegible] Điều này có khả năng gây trôi giá trị sau t[illegible] ần làm phép ước lượng trở nên mất hội tụ. Đ[illegible] hới, việc xác định các trọng số vẫn cần phải ngh[illegible] ru thêm.

Bài báo trình bày m[illegible] ng pháp ước lượng vận tốc dài trên cơ sở phương [illegible] háp "Tổng hợp dữ liệu đa cảm biến" (Multi-sens[illegible] Data Fusion, gọi tắt là tổng hợp cảm biến). Phương pháp sử dụng các cảm biến có sẵn trên xe ô tô như cảm biến tốc độ bánh xe, cảm biến gia tốc cùng cảm biến gắn thêm GPS để kết hợp với thuật toán tổng hợp dữ [illegible] ều nhằm mục đích ước lượng tốc độ dài một cách [illegible] Kết quả của phương pháp được kiểm chứ[illegible] thực nghiệm trên xe ô tô điện i-MiEV do Mitsubishi sản xuất. Đồng thời, các đặc tính thực nghiệm cũng được đánh giá độ chính xác bằng cách so sánh với kết quả tương đương của một hệ thống đo thương mại DAS-3 do Kitsler cung cấp.

Các phần còn lại của bài báo được trình bày như sau. Phần 2 giới thiệu sơ lược về phương pháp tổng hợp cảm biến và các đặc tính của hệ thống cảm biến trên xe ô tô. Phần 3 xây dựng thuật toán phối hợp các cảm biến để ước lượng tốc độ dài. Mô tả về hệ thống thực nghiệm cũng như các kết quả thực nghiệm được trình bày trong phần 4. Cuối cùng là kết luận được trình bày ở phần 5.

2. Tổng hợp dữ liệu đa cảm biến và đặc điểm hệ thống

Tổng hợp dữ liệu đa cảm biến [17], [18] là một kỹ thuật phối hợp dữ liệu thu thập được từ nhiều cảm biến và các nguồn thông tin liên quan để thu được các suy luận chi tiết, bền vững và hoàn chỉnh về môi trường hay đối tượng quan tâm mà điều này rất khó hoặc không thể thực hiện được với chỉ một cảm biến đơn lẻ hoặc đóc lập. Phương pháp này dựa trên dữ liệu đo được từ một hệ thống các cảm biến, kết hợp với mô hình động học của đối tượng (trong một số tài liệu còn gọi là *mô hình cảm biến*) và các công cụ toán học như bộ lọc Kalman cùng các biến thể, bộ lọc Bayesian, logic m[illegible] mang nơ ron... để ước lượng đối tượng nghiên cứu [illegible] mô tả một hệ thống tổng hợp cảm biến ứng d[illegible]

Thông thường, [illegible] iến có hai dạng cơ bản gồm (1) tổng h[illegible] nguồn dữ liệu của nhiều cảm biến đo cù[illegible] ng khác nhau và (2) tổng hợp từ các nguồn d[illegible] từ các cảm biến đo ng một đối tượng. Bài b[illegible] ung dạng tổng thứ hai. Các cảm biến [illegible] ược sử dụng iên cứu này gồm b[illegible]

biến này cho [illegible] gia tịnh tiến hệ toa độ Des[illegible] Các phép đặt được[illegible] biến gia ±4g,

$\pm 8g$ hoặc $\pm 16g$. Tốc độ cập nhật của các cảm biến này lên tới 400kHz hoặc 1MHz, tùy thuộc vào chuẩn truyền thông được trang bị trên cảm biến. Việc xác định vận tốc của đối tượng bằng cảm biến gia tốc có thể thực hiện bằng phép tích phân trực tiếp. Tuy nhiên, do cảm biến luôn bị nhiễu tác động và đồng thời, quá trình lấp đặt luôn tồn tại sai số nên nếu dùng phép tích phân trực tiếp sẽ gây ra sai số cộng dồn làm kết quả ngày càng sai.

Định vị toàn cầu - cảm biến GPS. GPS cho phép đo rất nhiều thông tin chuyển động của đối tượng như tốc độ, vị trí, độ cao so với mực nước biển... Đặc điểm của GPS là có tốc độ trích mẫu rất chậm, thường là 1-5Hz. Tuy nhiên, với một số công nghệ mới, tốc độ của GPS đã được nâng lên 20Hz với độ chính xác vị trí lên tới 2m và độ chính xác tốc độ lên tới 0.05m/s.

- Cảm biến đo tốc độ quay của bánh xe. Các cảm biến đo tốc độ quay của bánh xe được gắn sẵn trên xe i-MiEV của Mitsubishi là loại cảm biến từ với độ phân giải chỉ là 36 xung/vòng. Do đó với độ phân giải thấp như vậy, chu kỳ trích mẫu của phép đo tốc độ bánh xe được lựa chọn là 10Hz.

Cả ba cảm biến trên đều có thể đưa lại thông tin về tốc độ của xe. Tuy nhiên, do các đặc điểm vốn có của chúng như nhiễu, độ phân giải thấp, tốc độ cập nhật thấp nên cần phải có thêm các khâu tiền xử lý để có thể đưa vào thuật toán tổng hợp thông tin ở tốc độ cao (hơn 200Hz như yêu cầu). Toàn bộ các công việc này đều thuộc nhiệm vụ của lĩnh vực tổng hợp cảm biến.

3. Ước lượng tốc độ dài xe ô tô

3.1. Tổng hợp tối ưu dữ liệu từ các nguồn thông tin khác nhau

Một cách tổng quát, xét một hệ thống gồm 3 cảm biến, mỗi cảm biến đảm nhiệm phép đo cùng một đối tượng x. Các cảm biến này được giả thiết là độc lập, với các sai lệch cũng độc lập, không tương quan, không chệch (unbiased) và có độ lớn là v_i với $i = 1..3$. Yêu cầu đặt ra là: Thiết kế thuật toán tổng hợp dữ liệu từ 3 cảm biến này để xây dựng ước lượng tối ưu của đối tượng x.

Các phép đo có thể được mô tả theo phương trình sau:

$$\begin{aligned} z_1 &= x + v_1 \\ z_2 &= x + v_2 \\ z_3 &= x + v_3 \end{aligned} \quad (1)$$

trong đó, $z_i, i = 1..3$ là các giá trị đo lấy được từ các cảm biến.

Do không còn thông tin nào khác, chúng ta có thể xây dựng ước lượng của x, ký hiệu là $\hat{x}$, là một hàm tuyến tính của các phép đo như sau:

$$\hat{x} = k_1 z_1 + k_2 z_2 + k_3 z_3 \quad (2)$$

trong đó, $k_i, i = 1..3$ là các trọng số có độ lớn tỉ lệ với độ tin cậy của phép đo từ các cảm biến tương ứng.

Từ đó, bài toán vừa nêu trên chuyển thành việc xác định các hệ số k_i để xây dựng ước lượng tối ưu của x theo phương trình (2)

Định nghĩa sai lệch ước lượng $\tilde{x}$ như sau:

$$\tilde{x} = \hat{x} - x \quad (3)$$

Để có được $\hat{x}$ là ước lượng tối ưu của x thì cần tối thiểu hóa trung bình bình phương của $\tilde{x}$ một cách tối ưu. Hơn nữa, các giá trị k_i cũng cần phải được xác định với độ lớn độc lập với giá trị của x. Điều kiện này chỉ đảm bảo khi ước lượng là không chệch, tức là:

$$\begin{aligned} E[\tilde{x}] = E[k_1(x + v_1) + k_2(x + v_2) \\ + k_3(x + v_3) - x] = 0 \end{aligned} \quad (4)$$

với E ký hiệu cho giá trị trung bình hay kỳ vọng của một biến ngẫu nhiên. Biến đổi phương trình (4) sẽ được phương trình sau:

$$\begin{aligned} E[\tilde{x}] = E[(k_1 + k_2 + k_3 - 1)x] \\ + k_1 E[v_1] + k_2 E[v_2] + k_3 E[v_3] = 0 \end{aligned} \quad (5)$$

Do kỳ vọng của các sai số đo lường $E[v_i] = 0, i = 1..3$ và kỳ vọng $E[x] = x$ nên có thể rút ra:

$$k_1 + k_2 + k_3 = 1$$

từ đó suy ra:

$$k_1 = 1 - k_2 - k_3 \quad (6)$$

Từ phương trình (1) và (6), phương sai của phép ước lượng có thể được xác định theo phương trình sau:

$$\begin{aligned} E[\tilde{x}^2] = E[((1 - k_2 - k_3)(x + v_1) \\ + k_2(x + v_2) + k_3(x + v_3) - x)^2] \end{aligned}$$

$$E[\tilde{x}^2] = E[((1 - k_2 - k_3)v_1 + k_2 v_2 + k_3 v_3)^2] \quad (7)$$

Khai triển phương trình trên và rút gọn các thành phần, phương sai của phép ước lượng được viết gọn lại thành:

$$\begin{aligned} E[\tilde{x}^2] = E[(1 - k_2 - k_3)^2 v_1^2 \\ + k_2^2 v_2^2 + k_3^2 v_3^2] \end{aligned} \quad (8)$$

Nếu gọi σ_i là phương sai của các nhiễu đo v_i một cách tương ứng thì phương trình (8) cuối cùng sẽ là:

$$E[\tilde{x}^2] = (1-k_2-k_3)^2\sigma_1^2 + k_2^2\sigma_2^2 + k_3^2\sigma_3^2 \quad (9)$$

Phương trình (9) cũng chính là hàm mục tiêu của phép ước lượng bởi định nghĩa phương sai chính là một hàm tích lũy. Để sai lệch ước lượng tiến về 0 một cách tối ưu, lấy đạo hàm riêng của phương sai (9) theo các hệ số k_2 và k_3 rồi đặt bằng 0.

$$\frac{\partial E[\tilde{x}^2]}{\partial k_2} = 0$$

$$\Rightarrow -2(1-k_2-k_3)\sigma_1^2 + 2k_2\sigma_2^2 = 0 \quad (10)$$

và

$$\frac{\partial E[\tilde{x}^2]}{\partial k_3} = 0$$

$$\Rightarrow -2(1-k_2-k_3)\sigma_1^2 + 2k_3\sigma_2^2 = 0 \quad (11)$$

Phương trình (10) và (11) tạo thành một hệ 2 phương trình, 2 ẩn số nên dễ dàng giải được nghiệm:

$$k_2 = \frac{\sigma_1^2\sigma_3^2}{\sigma_1^2\sigma_2^2 + \sigma_2^2\sigma_3^2 + \sigma_1^2\sigma_3^2} \quad (12)$$

$$k_3 = \frac{\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_1^2\sigma_2^2 + \sigma_2^2\sigma_3^2 + \sigma_1^2\sigma_3^2} \quad (13)$$

Do $k_1 = 1-k_2-k_3$ nên có thể xác định được hệ số k_1

$$k_1 = \frac{\sigma_2^2\sigma_3^2}{\sigma_1^2\sigma_2^2 + \sigma_2^2\sigma_3^2 + \sigma_1^2\sigma_3^2} \quad (14)$$

3.2. Ứng dụng cho ước lượng tốc độ dài

Bài toán xây dựng thuật toán tổng hợp dữ liệu cảm biến để ước lượng tối ưu trạng thái của đối tượng đã được xây dựng như trên. Bài toán trên cũng được giải quyết trong trường hợp 3 cảm biến cùng đo đặc tính của 1 đối tượng. Cũng không quá khó khăn để thấy rằng, việc ước lượng vận tốc dài dựa trên dữ liệu của cảm biến GPS, cảm biến đo tốc độ quay của bánh xe và tích phân giá trị đo của cảm biến gia tốc cũng chính là ứng dụng của các kết quả tính toán trên. Vấn đề còn lại của bài toán ước lượng vận tốc là xác định phương sai của các cảm biến $\sigma_i^2, i = 1..3$.

Như đã nêu, các cảm biến GPS, tốc độ quay bánh xe và cảm biến gia tốc đóng góp giá trị của chúng cho việc ước lượng vận tốc với độ chính xác tùy thuộc vào điều kiện cụ thể. Do đó, phương sai của các cảm biến này cũng không phải là hằng số mà sẽ thay đổi tùy vào từng thời điểm khác nhau. Có thể phân chia các giai đoạn của vận tốc thành 3 trường hợp: tăng tốc, đi với tốc độ ổn định và giảm tốc. Ứng với 3 giai đoạn này, phương sai của các cảm biến cũng sẽ được tính toán và cập nhật lại giá trị các trọng số $k_i, i = 1..3$

Để phân biệt các giai đoạn khác nhau của vận tốc, nếu chỉ sử dụng các cảm biến đã nêu là không đầy đủ và khá khó khăn, nghiên cứu đề xuất sử dụng thêm các cảm biến đo vị trí chân ga và chân phanh trên xe để tích hợp vào thuật toán ước lượng. Giá trị của các cảm biến chân ga và chân phanh trên xe i-MiEV sẽ được thu thập bằng cách trích xuất dữ liệu trên mạng CAN của xe ô tô này. Việc sử dụng thêm vị trí chân ga và chân phanh ngoài mục đích ước lương vận tốc, còn có thể mở rộng cho việc chủ động xác định các trạng thái tiêu cực khác của xe như xe bị trượt, bị trôi...

Định nghĩa p_a và p_b tương ứng là vị trí của chân ga và vị trí chân phanh thu thập được thông qua CAN bus. Không giảm tổng quát, giả thiết rằng chân ga và chân phanh không được phép nhấn đồng thời, có nghĩa là không bao giờ xảy ra trường hợp p_a và p_b cùng có giá trị khác 0. Điều này hoàn toàn phù hợp với thực tế. Các giai đoạn của vận tốc được đề xuất định nghĩa theo dạng quy tắc (rule-based) như sau:

- Quá trình tăng tốc được xem là quá trình người lái nhấn chân ga, sau đó, có thể giữ nguyên vị trí này cho tới khi đạt hoặc gần đạt được tốc độ yêu cầu. Do đó, quá trình này được định nghĩa như sau:

$$\begin{aligned} &p_a > 0 \\ &a_x > e_x \\ &p_b = 0 \end{aligned} \quad (15)$$

- Quá trình đi ổn định là quá trình người lái điều khiển xe ở một tốc độ không đổi hoặc thay đổi ít. Điều này thể hiện ở quy luật sau:

$$\begin{aligned} &p_a > 0 \\ &|\dot{p}_a| \le e_a \\ &|a_x| \le e_x \\ &p_b = 0 \end{aligned} \quad (16)$$

Quá trình giảm tốc là quá trình người lái nhấn phanh để hãm tốc độ của xe. Khi đó, quá trình này được định nghĩa như sau:

$$\begin{aligned} &p_a = 0 \\ &a_x \le -e_x \\ &p_b > 0 \end{aligned} \quad (17)$$

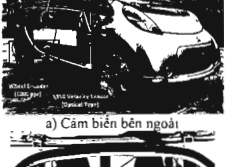
Trong đó, e_r và e_a là các hằng số có giá trị nhỏ tương ứng với gia tốc và vị trí chân ga để phân biệt các giai đoạn của vận tốc. Các giá trị này được xác định bằng thực nghiệm.

Sau khi đã phân biệt các giai đoạn khác nhau của vận tốc, sai lệch giữa phép đo từ các cảm biến và vận tốc thực của xe sẽ có thể được xác định theo từng giai đoạn này. Điều này đòi hỏi phải có hệ thống đo vận tốc chuẩn để làm tham chiếu. Quá trình này cũng chính là quá trình chỉnh định phép đo mà gần như bất kỳ hệ thống thu thập và xử lý dữ liệu nào cũng phải trải qua.

4. Hệ thông thực nghiệm kết quả

4.1. Mô tả hệ thống thực nghiệm

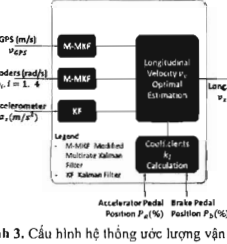
Thuật toán tổng hợp cảm biến ước lương vận tốc dài được thực hiện trên nền tảng xe ô tô điện i-MiEV của Mitsubishi. Phần cứng phục vụ triển khai thuật toán được lựa chon là bộ điều khiển MyRIO 1900 do National Instruments sản xuất. Đây là bộ điều khiển vừa đủ mạnh với hai lõi xử lý gồm FPGA của Xilinx loại Z-7101 và ARM Cortex-A9 cùng các ngoại vi vào/ra, truyền thông cho phép kết nối với các loại cảm biến khác nhau cũng như kết nối với mạng CAN trên xe ô tô.



a) Cảm biến bên ngoài

b) Các bộ thu thập dữ liệu

Hình 2. Hệ thống thực nghiệm trên xe ô tô i-MiEV



Hình 3. Cấu hình hệ thống ước lượng vận tốc dài

Hệ thống tham chiếu để đánh giá kết quả ước lương là hệ thống thu thập dữ liệu động học ô tô DAS-3 do Kistler sản xuất. Hệ thống sử dụng các cảm biến đo vận tốc dài loại quang học S350 và cảm biến tốc độ quay bánh xe với độ phân giải 1000 xung/vòng. Các hệ thống thí nghiệm và hệ thống tham chiếu được lắp đặt đồng thời trên xe ô tô như trên hình 2.

Cấu hình thuật toán hệ thống ước lượng được trình bày trong hình 3. Các dữ liệu có tốc đô cập nhật thấp gồm vận tốc đo từ GPS, tốc độ quay của bánh xe được nâng tần số trích mẫu bằng bộ Modified Multirate Kalman Filter (M-MKF) [19], gia tốc của xe được lọc bằng bộ lọc Kalman. Các dữ liệu về vị trí chân ga, chân phanh được trích xuất từ mạng CAN trên xe ô tô, kết hợp với gia tốc của xe được sử dụng để tính toán các hệ số trọng số k_i theo các phương trình (12), (13) và (14). Toàn bô các thông tin này được đưa vào bộ ước lượng theo quy tắc (15), (16) và (17).

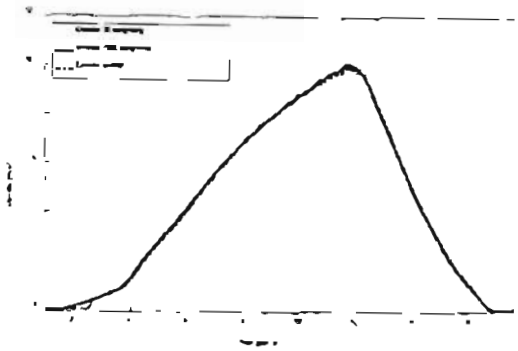
4.2. Quy trình thử nghiệm

Quá trình thử nghiệm đánh giá độ chính xác của thuật toán ước lượng được tiến hành trong hai trường hợp điển hình gồm (1) di chuyển trên đường bình thường với độ bám đường cao và (2) di chuyển trên đường có vùng độ bám thấp. Trong cả hai trường hợp này, xe đều được gia tốc tới vận tốc nhất định rồi giảm tốc nhanh. Đối với trường hợp thứ hai, trong quá trình tăng tốc, xe được di chuyển vào mặt đường trơn với chiều dài khoảng 2m (tương đương kích thước của một vũng dầu) rồi lại quay lại đường bình thường.

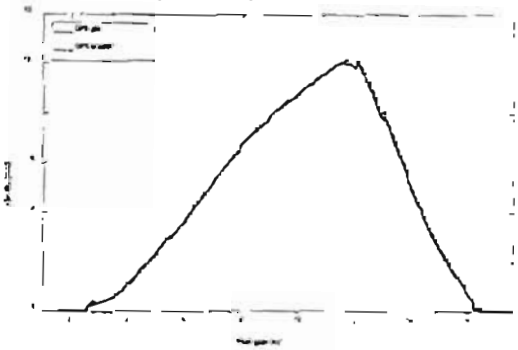
Để đảm bảo yêu cầu về tốc độ ước lượng. cả hệ thống thí nghiệm lẫn hệ thống tham chiếu đều được thực hiện trích mẫu ở tần số 500Hz (tức là gấp 5 lần tần số yêu cầu tối thiểu). Điều đó có nghĩa là bộ M-MKF áp dụng cho đối tượng vận tốc bánh xe và GPS cần phải được thực hiện cũng ở tần số này.

4.3. Kết quả

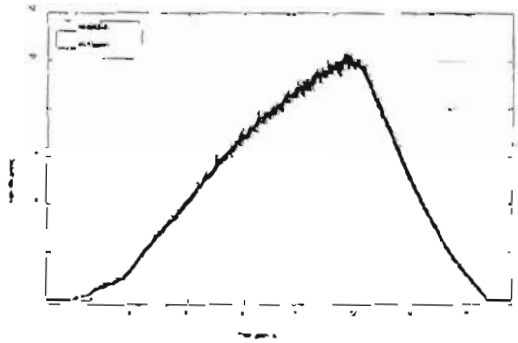
Hình 4 và hình 5 tương ứng là các kết quả thực nghiệm trong cả hai trường hợp đường bình thường và đường có khu vực độ bám thấp.



a) Tín hiệu Encoder



b) Tín hiệu GPS

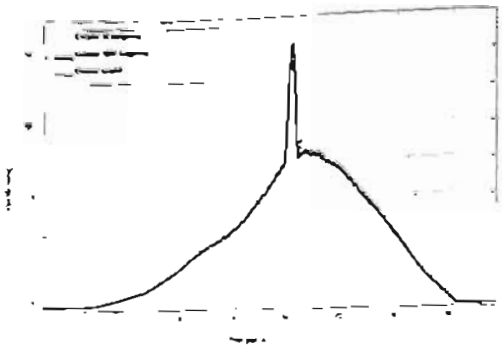


c) Vận tốc đo và vận tốc ước lượng

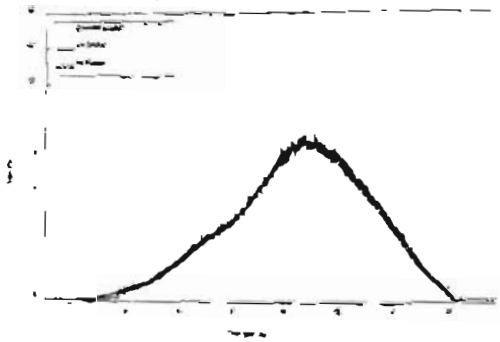
Hình 4. Kết quả thử nghiệm đường bình thường

Hình 4a và hình 4b mô tả khả năng của bộ M-MKF nhằm nâng cao tốc độ trích mẫu của cảm biến. Cảm biến đo vận tốc bánh xe có độ phân giải 36 xung/vòng cho tín hiệu nhảy bậc và có kèm nhiễu (hình 4a). Với bộ M-MKF, tín hiệu này được nâng cấp và cho kết quả bám rất sát với tín hiệu đo về từ hệ thống tham chiếu 1000 xung/vòng. Kết quả tương tự cũng được thể hiện trên hình 4b cho GPS. Tuy nhiên, do GPS không có hệ thống tham chiếu tương đương nên kết quả chỉ thể hiện sự thay đổi về tần số trích mẫu với đặc tính mịn hơn rất nhiều so với tín hiệu GPS gốc.

Tương tự, hình 5a cho kết quả tốc độ bánh xe với sự so sánh giữa kết quả của bộ M-MKF và hệ thống tham chiếu. Khi xe đi vào vùng có độ bám đường thấp, bánh xe bị trượt trên đường làm tốc độ bánh xe tăng mạnh lên tới 14m/s (so với 8m/s khi xe vẫn còn đi trên đường tốt). Do độ dài đoạn đường trơn chỉ khoảng 2m nên quá trình trượt diễn ra trong thời gian ngắn (khoảng 0.4s). Do đó, khi ra khỏi vùng đường này, tốc độ bánh xe giảm xuống đột ngột. Điều này gây ra một sự dao động nhỏ ở tốc độ bánh xe. Mặc dù vậy, tín hiệu ở đầu ra của bộ M-MKF đều bám rất sát tín hiệu tham chiếu trong toàn bộ quá trình thử nghiệm.



a) Tín hiệu Encoder



b) So sánh vận tốc dài

Hình 5. Thử nghiệm đường có vùng độ bám thấp

Khi các tín hiệu thành phần gồm vận tốc bánh xe, GPS và gia tốc đã được chuẩn hóa và đồng bộ về tốc độ trích mẫu, thuật toán tổng hợp dữ liệu được thực hiện và cho kết quả rất tốt. Điều này thể hiện ở các hình 4c và 5b. Có thể thấy tốc độ ước lượng được bám rất sát với tín hiệu tốc độ đo từ hệ thống tham chiếu DAS-3. Thậm chí cả trong trường hợp hình 5b, tại đoạn đường trơn, tốc độ xe không bị ảnh hưởng bởi sự biến động đột biến của tốc độ bánh xe. Một điều cũng dễ nhận thấy là tín hiệu ước lượng không bị nhiễu như tín hiệu đo từ hệ thống tham chiếu. Điều này một lần nữa khẳng định khả năng của phép ước lượng trên cơ sở của phương pháp tổng hợp cảm biến.

5. Kết luận

Bài báo đã trình bày phương [illegible] ước lượng tối ưu tốc độ dài của xe ô tô điện từ c[illegible]u của các cảm biến chuyển động dựa trên phươn[illegible]áp tổng hợp dữ liệu đa cảm biến. Các cảm biến [illegible] các đặc tính về tốc độ trích mẫu khác nhau nhưng [illegible] được đồng bộ

hóa bằng bộ lọc Kalman đặc biệt M-MKF. Trên cơ sở đó, kết hợp với thuật toán tổng hợp, tốc độ dài của xe ô tô điện đã được ước lượng chính xác ở tốc độ 500Hz, cao hơn so với yêu cầu cơ bản của xe ô tô điện (100Hz). Các đặc tính thực nghiệm được kiểm chứng trên xe ô tô điện i-MiEV và có so sánh với hệ thống thu thập dữ liệu tham chiếu DAS-3 đã cho thấy sự hiệu quả của phương pháp đề xuất. Kết quả của thuật toán ước lượng vận tốc dài này sẽ là cơ sở tốt cho các bài toán điều khiển chuyển động như điều khiển chống trượt, điều khiển hành trình; hay bài toán điều khiển xe tự lái ở các cấp độ khác nhau.

Tài liệu tham khảo

[1] Kistler Group, DAS-3 Data Acquisition and Evaluation. Kistler - measure, analyze, innovate, 2016.

[2] Vbox Automotive, Slip Angle Explained - How to measure vehicle body slip angle using Vbox equipment, www.vboxautomotive.co.uk, 2015.

[3] G. Panzani, M. Corno, and S M Savaresi, Longitudinal velocity estimation in single-track vehicles, in 16th IFAC Symposium on System Identification, vol. 16, pp. 1701–1706, IFAC, 2012.

[4] T. Singhal, A. Harit, and D. Vishwakarma, Kalman Filter Implementationon an Accelerometer sensor data for three state estimation of a dynamic system, International Journal of Research in Engineering and Technology (IJRET), vol. 1, no. 6, pp. 330–334, 2012.

[5] L.-j. Wu, Experimental study on vehicle speed estimation using accelerometer and wheel speed measurements, in 2011 Second International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering, no 1, pp 294–297, 2011.

[6] Y. Gai, Q. Guo, and H. Liu, The state estimation for electric stability program using Kalman filtering, The IEEE International Conference on Automation and Logistics, pp. 1478–1482, 2007.

[7] H. Guo, H. Chen, F. Xu, F Wang, and G. Lu, Implementation of EKF for vehicle velocities estimation on FPGA, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol 60, no. 9, pp. 3823–3835, 2013.

[8] X. Y. Zong and W. W. Deng, Study on velocity estimation for four-wheel independent drive electric vehicle by UKF, 2013 5th Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, CMTMA 2013, pp. 1111–1114, 2013.

[9] L. Chu, Y. Zhang, Y. Shi, M. Xu, and M. Liu, Vehicle lateral and longitudinal velocity estimation based on Unscented Kalman Filter, in ICETC 2010 – 2010 2nd International Conference on Education Technology and Computer, vol. 3, pp. 427–432, 2010.

[10] L. H Zhao, Z. Y. Liu, and H. Chen, Design of a nonlinear observer for vehicle velocity estimation and experiments, IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 19, no. 3, pp. 664–672, 2011.

[11] L Imsland, T. A. Johansen, T I Fossen, H Fjær Grip, J. C. Kalkkuhl, and A. Suissa, Vehicle velocity estimation using nonlinear observers, Automatica, vol 42, no 12, pp 2091–2103, 2006.

[12] L. Imsland, T. a. Johansen, T. I. Fossen, H. F Grip, J. C. Kalkkuhl, and A. Suissa, Vehicle velocity estimation using modular nonlinear observers, Automatica, vol. 42, no 1, pp. 2091–2103, 2006

[13] L. H Zhao, Z Y Liu, and H. Chen, Sliding mode observer for vehicle velocity estimation with road grade and bank angles adaptation, in IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, vol. 2, pp. 701–706, 2009.

[14] B. Jaballah, N. M'Sirdi, A. Naamane, and H. Messaoud, Estimation of longitudinal and lateral velocity of vehicle, in 2009 17th Mediterranean Conference on Control and Automation, pp. 582–587, 2009.

[15] Kiencke U, Nielsen L, Automotive control systems: for engine, driveline, and vehicle, 2nd Ed., Springer, 2010.

[16] Qi Z, Zhang J, Study on reference vehicle velocity determination for ABS based on vehicle ABS/ASR/ACC integrated systems, J Automot Eng, vol 25, no.6, pp.617-620, 2003.

[17] Jitendra R. Raol, Multi-Sensor Data Fusion with MATLAB. CRC Press, 2010.

[18] H. Durrant-whyte and T. C. Henderson, Multisensor Data Fusion, Springer Handbook of Robotics, pp. 585–610, 2008.

[19] T Vo-duy and M C Ta, Modified Multirate Kalman Filter for Improving the Sampling Frequency of Single Low Speed Sensor, in Proc. of 2017 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, VPPC-2017, pp. 1-6, 2017.