

ƯỚC LƯỢNG TÍN HIỆU CHO CẢM BIẾN GIA TỐC VÀ CẢM BIẾN CON QUAY HỒI CHUYỂN DÙNG BỘ LỌC KALMAN

ESTIMATING THE SIGNAL OF ACCELEMETER AND GYROSCOPE SENSORS USING KALMAN FILTER

Vũ Văn Thanh, Phạm Xuân Trung

Khoa Điện tử Viễn thông, Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng

Email: vuvanthanh85@gmail.com, pxtrung@dut.udn.vn

Tóm tắt: Bài báo đề cập đến hai loại cảm biến là cảm biến gia tốc và cảm biến con quay hồi chuyển, trong đó đưa ra vấn đề cần quan tâm là hiện tượng “trôi” gây ra lỗi khi nhận tín hiệu từ hai loại cảm biến này. Nguyên nhân chủ yếu gây ra hiện tượng này là do cấu tạo của cảm biến dựa trên các định luật cơ học phụ thuộc vào trọng lực của Trái đất. Một phương pháp được đưa ra trong bài báo này nhằm cải thiện tín hiệu thu có lỗi như đã đề cập là **sử dụng bộ lọc Kalman**. Một số kết quả mô phỏng bằng Matlab được sử dụng để minh chứng cho tác dụng làm sạch tín hiệu của bộ lọc Kalman trong việc ước lượng tín hiệu cho cảm biến gia tốc và cảm biến con quay hồi chuyển gyro.

Từ khóa: cảm biến gia tốc; cảm biến gyro; Kalman; bộ lọc Kalman; IMU

Abstract: The article refers to the accelerometer sensor and gyro sensor, and the phenomenon of "drift" which caused errors of received input signals from these sensors and also discusses this phenomenon in details. The main cause of this phenomenon is the structure of the sensor based on the laws of mechanics depends on the gravity of the Earth. A method, which is given in this article to improve the received signal, uses the Kalman's filter. Some simulation results in Matlab are given to demonstrate the effect of the Kalman filter on estimating the signal for the accelerometer and gyroscope sensors.

Key words: Accelometer; Gyroscope; Kalman; Kalman Filter; IMU

1. Đặt vấn đề

Trong những thập niên gần đây, sự phát triển không ngừng của công nghệ đã mở ra nhiều hướng nghiên cứu mới cho cả lĩnh vực học thuật lẫn lĩnh vực thương mại. Công nghệ cảm biến cũng theo đó thay đổi dần với sự ra đời của hệ thống vi cơ điện tử (Microelectromechanical Systems-MEMS) cho phép thực hiện các cảm biến với kích thước nhỏ, rẻ và nhẹ để có thể sử dụng vào các ứng dụng nhỏ mà trước đó việc sử dụng cảm biến là không tưởng. Các ứng dụng được tích hợp khá nhiều công nghệ cảm biến MEMS là các ứng dụng trong điều khiển robot độ chính xác cao, robot giao tiếp với con người trong nhà, ứng dụng trong các hệ thống GPS (Global Positioning System) để định vị cho các phương tiện giao thông,... và đặc biệt là ứng dụng trong mục đích quân sự như định vị cho các hệ thống tên lửa tầm gần, hệ thống định vị và xác định vị trí các vật thể bay không người lái (Unmanned Aerial Vehicle-UAV). Các hệ thống tích hợp cảm biến MEMS nói trên thường được biết đến với tên gọi Đơn vị đo quán tính (Inertial Measurement Unit-IMU). Thông thường, IMU sẽ bao gồm cảm biến gia tốc và cảm biến con quay hồi chuyển sử dụng tính toán trạng thái của hệ thống. Các loại IMU độ chính xác cao hơn sẽ được tích hợp thêm cảm biến la bàn để hạn chế hiện tượng “trôi” gây nên bởi 2 loại cảm biến nói trên. Chính hiện tượng “trôi” này gây nên nhiều ảnh hưởng đến chất lượng tín hiệu được cảm biến cung cấp cho hệ thống xử lý, dẫn đến việc thiếu chính xác trong việc xác định các trạng thái về vị trí và định hướng của hệ thống. Các giải pháp được đề xuất để khắc phục vấn đề này là sử dụng các thuật toán thông minh để loại bỏ nhiễu, hoặc sử dụng thêm các loại cảm biến khác, và hiện nay giải pháp được quan tâm nhất là ứng dụng bộ lọc Kalman để thực hiện việc ước lượng tín hiệu nhận được từ hệ thống IMU [1].

Trong bài báo này, bộ lọc Kalman tuyến tính được sử

dụng để ước lượng tín hiệu thu được từ cảm biến gia tốc và cảm biến con quay hồi chuyển nhằm cải thiện chất lượng tín hiệu.

2. Lý thuyết bộ lọc Kalman tuyến tính:

Bộ lọc Kalman là một công cụ toán học được phát triển bởi Rudolph E. Kalman vào năm 1960 để thực hiện phép ước tính của một biến quan sát bằng cách sử dụng một nhóm các **phương trình dự báo – cập nhật** (prediction – update) [2]. Nếu nhiễu có đặc trưng là **nhiều Gaussian** và vấn đề là bộ lọc chỉ có thể **mô tả theo dạng tuyến tính**, thì bộ lọc ước lượng Kalman sẽ được coi là **giải pháp tối ưu trong việc tính toán truy hồi kết quả** phép ước đoán trạng thái của một quá trình sao cho **trung bình phương sai của độ lệch** (giữa giá trị thực và giá trị ước đoán) là nhỏ nhất. Trong trường hợp **hệ phi tuyến**, bộ lọc Kalman phải được **tuyến tính hóa** và giải pháp này được xem là **bộ ước lượng trạng thái đặc biệt** [2].

Bộ lọc Kalman tuyến tính rời rạc được biểu diễn thông qua hai phương trình trạng thái:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (1)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

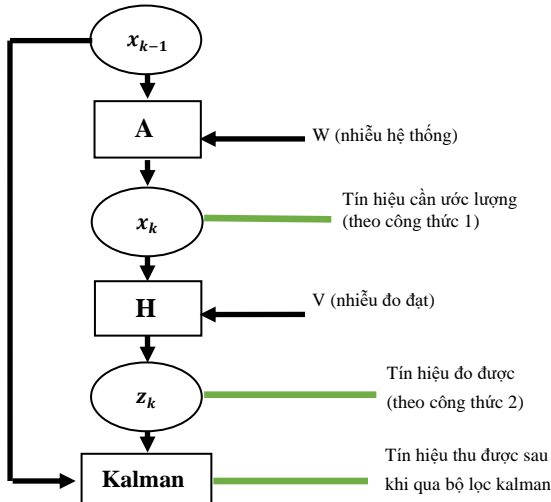
Trong đó: **k: biến thời gian**

- **x: biến trạng thái** (như vị trí, vận tốc góc, gia tốc) **không quan sát được;**
- **u: biến đầu vào;**
- **z: trạng thái đo lường biến đầu ra quan sát được;**
- **w, v: nhiễu quá trình và nhiễu đo lường** tương ứng, chúng được coi là độc lập và là nhiễu Gaussian;
- Ma trận A trong công thức (1) thể hiện mối quan hệ giữa trạng thái k-1 và k trong trường hợp không có **hàm điều khiển và nhiễu quá trình**, và được giả thiết là không đổi theo thời gian. Ma trận B là ma trận thể

hiện sự tác động của biến đầu vào (u) lên biến trạng thái (x). Ma trận H trong công thức (2) là ma trận trạng thái đo thể hiện mối quan hệ giữa biến trạng thái cần ước lượng (x) và **biến thực sự đo được (z)**, H : hằng số.

Ta phải **ước lượng x thông qua z** bởi nguyên nhân ta chỉ đo được z (đo từ cảm biến Accel và Gyro), mặc dù z có chứa thành phần nhiễu (v), từ kết quả đo được đó thông qua bộ lọc kalman công thức 1 và 2 ta có thể ước lượng được chính xác x

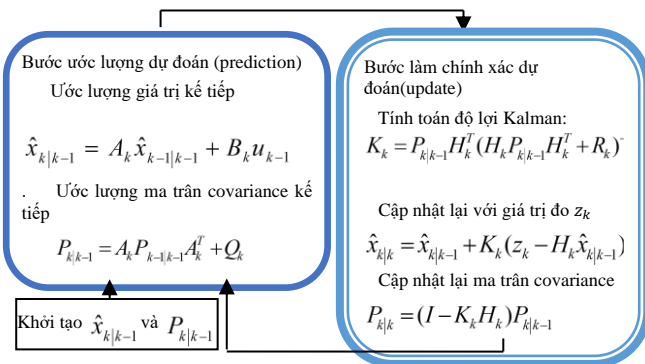
Hoặc có thể được mô tả dưới dạng sơ đồ như hình 1:



Hình 1. Sơ đồ mô tả thuật toán lọc Kalman

Như vậy, ta có thể nhận thấy rằng thuật toán lọc Kalman này gồm 2 bước như hình 2:

- + Bước ước lượng dự đoán: tính x_k (công thức 1) khi biết x_{k-1} và u_{k-1}
- + Bước làm chính xác dự đoán dựa vào thông tin đầu vào đo được z_k (công thức 2)



Hình 2. Các bước thực hiện thuật toán lọc Kalman

3. Lý thuyết cảm biến gia tốc và cảm biến con quay hồi chuyển

3.1. Cảm biến gia tốc

Một gia tốc kế đơn giản là một vật khối gắn với một lò xo có hệ số đàn hồi không đổi k . Độ dịch chuyển của vật khối có khối lượng m từ vị trí trung tâm đến vị trí cân đối

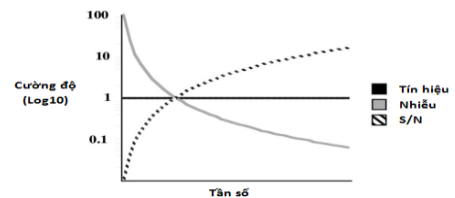
là x . Sử dụng định luật Hooke và Newton để xác định gia tốc a

$$\text{Định luật Hooke: } F = kx \quad (3)$$

$$\text{Định luật Newton: } F = ma \quad (4)$$

$$\text{Từ (3) và (4) suy ra gia tốc: } a = kx/m \quad (5)$$

Từ công thức (5) ta thấy rằng việc tính toán gia tốc thật đơn giản, nhưng thực tế lò xo chỉ dao động tuyến tính quanh một vị trí gọi là điểm gốc và điều đó sẽ tạo ra sai số trong việc đọc giá trị gia tốc khi có một lực tương đối lớn tác động vào lò xo. Như vậy, việc xây dựng một bộ cảm biến nâng cao độ chính xác là cần thiết, với mục tiêu cần đạt được là giữ cho vật khối luôn luôn giữ vị trí tại điểm gốc của nó. Điều này được thực hiện bằng hệ thống vòng lặp kín với lực và khoảng dịch chuyển trong từ trường. Gia tốc có thể được xác định bởi lượng điện năng tạo ra lực điện từ để giữ cho vật khối nằm một chỗ. Phương pháp này thường được xây dựng bằng hệ thống vi cơ điện tử (MEMS) [3].



Hình 3. Biểu đồ Logarith điển hình cho tín hiệu và nhiễu với vận tốc không đổi của gia tốc kế [8]

Theo hình 3, cường độ nhiễu giảm dần theo tần số, và tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu S/N thu được càng tốt khi tần số càng tăng; hay nói cách khác, gia tốc kế hoạt động tốt ở tần số cao và không tốt ở tần số thấp. Do đó một gia tốc kế có thể cung cấp một tín hiệu cho biết sự chuyển động trong khi chính xác là nó đang đứng yên và ngược lại. Vấn đề này được gọi là nhiễu “trôi” (drift) của cảm biến gia tốc khi có chuyển động nhỏ hoặc không chuyển động.

3.2. Cảm biến con quay hồi chuyển:

Thuật ngữ gyroscope tức con quay hồi chuyển xuất hiện từ giữa thế kỉ XIX và trong những thập niên gần đây nó được sử dụng rộng rãi và được thay thế trên toàn cầu với từ gyro. Những lý thuyết ban đầu về con quay hồi chuyển được áp dụng để giải thích về chuyển động của một vật thể quay như Trái đất. Các gyro được ứng dụng thực tế lần đầu vào việc hỗ trợ xác định hướng của tàu, tàu ngầm và máy bay bằng cách xác định các góc roll ϕ , pitch θ , yaw ψ từ các góc của một hệ quy chiếu riêng theo nguyên lý con quay hồi chuyển truyền thống gọi là hệ quy nhiều Gimball. Tuy nhiên, hệ thống gyro thời đó quá cồng kềnh và nặng nề nên không thể mở rộng để sử dụng cho các mục đích khác như giám sát con người và robot.... Mọi thứ thay đổi khi hệ thống vi cơ điện tử (MEMS) ra đời cho phép thực hiện các gyro nhỏ, nhẹ và rẻ hơn gọi là con quay hồi chuyển rung Coriolis (CVG). Các gyro này có khá nhiều ưu điểm như độ nhạy tần số hàng ngàn Hz, nhiễu “trượt pha” (jitter) thấp,... Tuy nhiên, nhược điểm lớn nhất của các gyro là bị “trôi” (drift) khi được tích hợp vào các góc tỷ lệ. Có một số lý do gây ra độ “trôi” [3]:

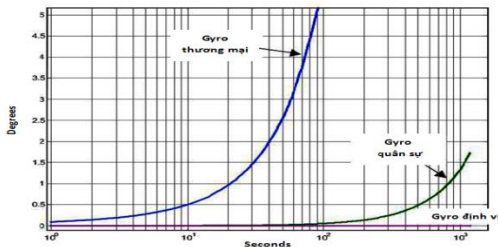
- Hướng của gyro
 - Hướng của gyro bất ổn định: ngay cả khi hướng của gyro được bù đắp thì nó vẫn thay đổi chậm theo thời gian và bị “trôi” bỏ sung.

- Nhiều trạng gyro: Khi nhiều trạng được tích hợp, kết quả sẽ là 0 (khi tích hợp trên một thời gian đủ dài), nhưng lỗi trung bình bình phương sẽ tăng tuyến tính theo thời gian.

- Lỗi cân chỉnh: gây ra bởi nhân tố khuếch đại sai, liên kết hoặc tuyến tính.

Các vấn đề cần quan tâm về độ “trôi” có thể được giảm thiểu bằng cách sử dụng cảm biến độ chính xác cao và/hoặc các thuật toán thông minh để tính toán ước lượng độ “trôi”. Tuy nhiên, chắc chắn không thể hoàn thiện một gyro loại bỏ độ “trôi” hoàn toàn. Do đó người dùng phải thiết lập lại các cảm biến ở một vị trí đã biết liên tục theo thời gian.

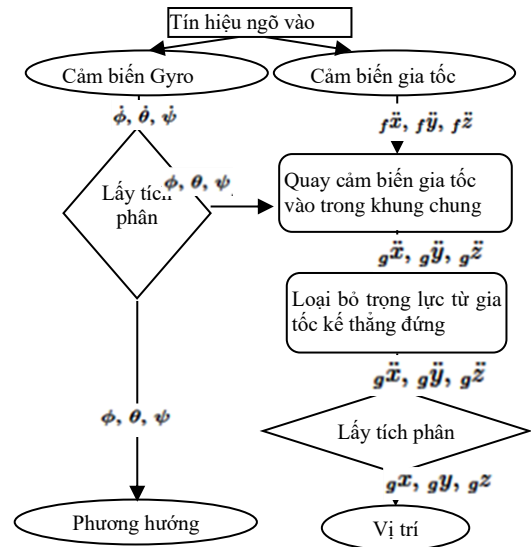
Trong hình 4 Foxlin mô tả phân loại hiện tượng “trôi” của các gyro khác nhau. Ông đo độ “trôi” từ các khả năng lỗi khác nhau bằng cách đặt các cảm biến trong 20 phút trên một đối tượng không di chuyển. Ba loại cảm biến được sử dụng là Gyro dùng trong thương mại, quân đội và trong định vị và được xác định bởi sự ổn định sai lệch khác nhau. Các gyro thương mại được sử dụng nhiều hàng ngày tuy nhiên nó có độ trôi rất lớn ta nghiên cứu dùng bộ lọc để loại bỏ nó. [3,4]



Hình 4. So sánh hiệu suất định hướng có độ “trôi” ngẫu nhiên 1 - σ của các loại cảm biến gyro khác nhau: Gyro thương mại (15000/hr/ $\sqrt{\text{hr}}$ với hướng ổn định), Gyro quân đội (150/hr/ $\sqrt{\text{hr}}$ với hướng ổn định), Gyro định vị (0.0150/hr/ $\sqrt{\text{hr}}$ với hướng ổn định) trong 20 phút mô phỏng phương sai. [3].

3.3. Đơn vị đo quán tính(IMU)

Đơn vị đo quán tính (IMU) là thiết bị tích hợp hai loại cảm biến là cảm biến gia tốc và gyro, được đặt trên ba trục vuông góc để theo dõi vị trí và định hướng. Nó kết hợp những ưu điểm của hai hệ thống đơn được mô tả ở trên như độ trễ thấp, tần số cao, khép kín, nhỏ và nhẹ, nhưng chắc chắn vẫn tồn tại một nhược điểm đó là hiện tượng “trôi”. Thuật toán căn bản để rút ra các đặc trưng của một đối tượng được mô tả ở hình 5. [3,4,5].



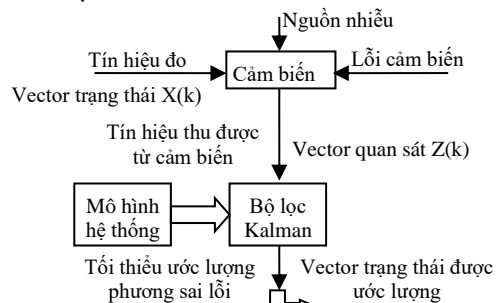
Hình 5. Thuật toán căn bản xác định phương hướng và vị trí từ IMU [3,5]

4. Mô hình bộ lọc Kalman áp dụng cho bài toán cảm biến

Lọc Kalman [6] là một phương pháp được thiết lập dựa trên mô hình hợp nhất dữ liệu cảm biến [7,8]. Bộ lọc Kalman truyền thống yêu cầu hiểu biết chính xác về mô hình cây và thống kê số liệu của nhiều quá trình và nhiễu trong đo lường. Các phương pháp cùng loại đã được phát triển để đồng thời ước lượng phương sai của trạng thái quá trình [9].

Một phương pháp khác được Shi et al trình bày nhằm xem xét ảnh hưởng đến việc ước lượng từ các lỗi không xác định nhưng cố định trong số liệu thống kê nhiễu [10]. Ràng buộc được đưa ra cho việc ước lượng lỗi đối với cả bộ lọc Kalman truyền thống cùng với lược đồ hợp nhất dữ liệu cảm biến phù hợp cho việc thực hiện mạng lưới cảm biến. Dựa trên bộ lọc Kalman cổ điển, việc ước lượng phương sai lỗi được tính toán để đưa ra cho những bất ổn nhất định của hiệp phương sai nhiễu quá trình và nhiễu trong đo lường.

Mô hình bộ lọc Kalman ứng dụng lọc tín hiệu cho cảm biến được đề xuất như hình 6



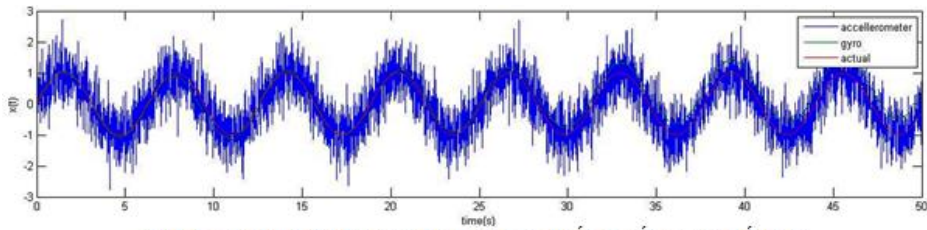
Hình 6. Mô hình xử lý tín hiệu của bộ lọc Kalman thu được từ cảm biến

Cảm biến được chọn trong mô hình: MPU-6000

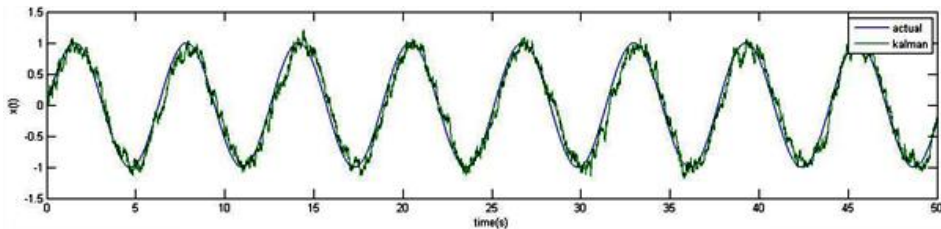
- Các tính năng GYRO 3 trục: Vận tốc góc 3 trục X, Y, Z với tùy biến theo người dùng với full - scale ± 250 , ± 500 , ± 1000 , and $\pm 2000^\circ/\text{sec}$

- Các tính năng ACC 3 trục: Vận tốc góc 3 trục X, Y, Z với tùy biến theo người dùng với full scale $\pm 2g$, $\pm 4g$, $\pm 8g$ and $\pm 16g$.

Mô phỏng và kết luận:



Hình 7: Dạng tín hiệu đơn giản thu được từ cảm biến gia tốc và cảm biến gyro



Hình 8: Dạng tín hiệu đơn giản được ước lượng bởi bộ lọc Kalman

Thuật toán sử dụng để mô phỏng hoạt động lọc tín hiệu bằng bộ lọc Kalman:

Bước dự đoán:

+ Ước lượng dự đoán trạng thái:

Gyro(k) – Accel(k-1) – bias

$$x_k = A \cdot x_{k-1} + B \cdot u_{k-1}$$

$$\begin{pmatrix} \alpha \\ \text{bias} \end{pmatrix}_k = \begin{pmatrix} 1 & -dt \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha \\ \text{bias} \end{pmatrix}_{k-1} + \begin{pmatrix} dt \\ 0 \end{pmatrix} u_{k-1}$$

+ Ước lượng dự đoán hiệp phương sai:

Nhiều từ cảm biến gia tốc và cảm biến gyro là độc lập, từ thực nghiệm đo đạc 1000 lần ta chọn sai số trung bình của accel=0.001 và Gyro= 0.5 để tính toán.

$$\begin{bmatrix} Q_{\text{accel}} & 0 \\ 0 & Q_{\text{gyro}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.001 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix}$$

- Bước cập nhật

Y=Accel(k)

$Y_{\text{INNOVATION}} = \text{Accel}(k) - \text{estimate}(k-1)$

➔ Hiệp phương sai -> $\text{Jitter}_{\text{Accel}} \approx .3 \text{ rad}$

Tính toán độ lợi lọc Kalman

Ti lệ nghịch với hiệp phương sai

Làm đúng trạng thái dự đoán

$$X = X + K \cdot Y_{\text{INNOVATION}}$$

Tính toán phương sai của lỗi dự đoán

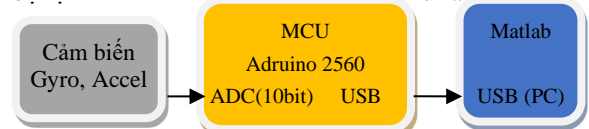
4.1. Mô phỏng dạng tín hiệu tuyến tính hình sin đơn giản của cảm biến gia tốc và cảm biến gyro và sau đó được lọc bằng bộ lọc Kalman.

Với kết quả thực nghiệm kiểm tra giá trị đầu ra của cảm biến, nếu ta lắc cảm biến theo một chu kỳ lặp lại thì tín hiệu đầu ra của cảm biến cho tín hiệu gần sine. Do đó để kiểm chứng bộ lọc Kalman ta chọn tín hiệu đầu vào là hình sine, dùng phần mềm matlab để mô phỏng.

Từ hình 7, ta có thể thấy rõ ràng tín hiệu thu được từ cảm biến gia tốc và cảm biến gyro là tín hiệu không sạch. Từ 2 tín hiệu này, ta xây dựng tín hiệu thứ 3 mô tả tín hiệu thực tế có thể có được để đưa vào bộ lọc. Sau khi đưa tín hiệu thực tế có nhiễu qua một bộ lọc Kalman, tín hiệu đầu ra cuối cùng là sạch hơn so với tín hiệu ban đầu đáng kể như hình 8.

4.2. Mô phỏng dạng tín hiệu tuyến tính đơn giản của cảm biến gia tốc và cảm biến gyro và sau đó được lọc bằng bộ lọc Kalman.

Tín hiệu từ cảm biến gia tốc và Gyro được lấy bằng cách kết nối cảm biến với vi điều khiển arduino 2560 như hình 9, nhiệm vụ lấy giá trị thực tế đầu ra tương tự của cảm biến truyền lên máy tính thông qua chuẩn Uart, phần mềm matlab thu thập dữ liệu nhận được hình 10 đưa vào bộ lọc kalman để xử lý cho tín hiệu đầu ra hình 11.



Hình 9. Mô hình kết nối thu thập dữ liệu cảm biến

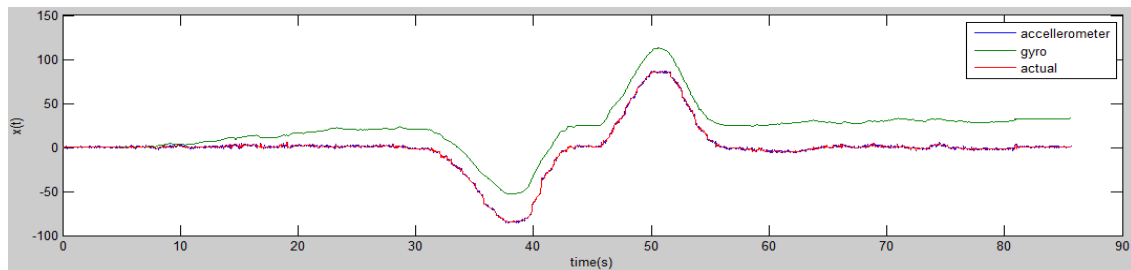
Từ hình 10 và hình 11, rõ ràng tín hiệu thu được từ cảm biến gia tốc và cảm biến gyro luôn tồn tại nhiễu “trôi”. Tuy nhiên, tín hiệu thực tế mô phỏng được cho thấy nó bám sát tín hiệu của cảm biến gia tốc hơn là so với cảm biến gyro, hay nói cách khác tín hiệu từ cảm biến gyro chịu ảnh hưởng của hiện tượng “trôi” một cách rõ rệt. Từ đó khi đưa tín hiệu thực tế vào bộ lọc Kalman đã được ước lượng lại sát với thực tế, đưa ra một tín hiệu sạch hơn và không còn hiện tượng “trôi”.

5. Trao đổi và đề xuất

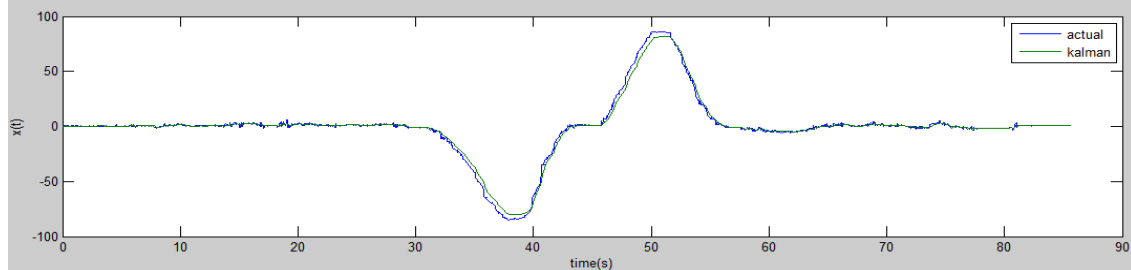
Bài báo chỉ dừng lại ở việc mô phỏng tín hiệu 2 loại cảm biến gia tốc và cảm biến gyro, sau đó sử dụng bộ lọc Kalman tuyến tính để ước lượng và đưa ra tín hiệu sạch, không có hoặc giảm hẳn hiện tượng “trôi” của tín hiệu thu

được từ cảm biến. Tuy nhiên, tín hiệu thu được chưa hoàn toàn sạch và vấn đề cần quan tâm là làm thế nào để nâng cao thêm chất lượng của tín hiệu được ước lượng. Trong các nghiên cứu sắp đến, bộ lọc Kalman mở rộng được đề

xuất để cải thiện chất lượng tín hiệu và tiếp đó là việc đưa thuật toán Kalman từ tuyến tính đến nâng cao để kiểm chứng ứng dụng thực tế.



Hình 10: Dạng tín hiệu phức tạp thu được từ cảm biến gia tốc (accel) và cảm biến Gyro



Hình 11: Dạng tín hiệu phức tạp được ước lượng bởi bộ lọc Kalman

Tài liệu tham khảo

- [1] Chul Woo Kang, Young Min Yoo, Chan Gook Park, "Performance Improve of Attitude Estimation Using Modified Euler Angle Based Kalman Filter," Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, Vol. 14, No. 9, September 2008.
- [2] G. Welch, G. Bishop, An Introduction to the Kalman _filter, University of North Carolina at Chapel Hill, Chapel Hill, NC 27599-3175, pp.19-29, 2001.
- [3] E. Foxlin: Chapter 7. Motion Tracking Requirements and Technologies. 2002.
- [4] S. You, U. Neumann, R. Azuma: Hybrid Inertial and Vision Tracking for Augmented Reality Registration. 1999.
- [5] G. Welch, E. Foxlin: Motion Tracking: No Silver Bullet, but a Respectable Arsenal. IEEE Computer Graphics and Applications, November/December, 2002.
- [6] R.E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," Transactions of ASME, Journal of Basic Engineering on Automatic Control, vol. 82(D), pp. 35–45, 1960.
- [7] B. Anderson, J. Moore, Optimal Filtering, NJ: Prentice Hall, 1990.
- [8] F. Gustafsson, Adaptive Filtering and Change Detection. NJ: John Wiley & Sons Inc, 2000.
- [9] T. Kailath, A. Sayed, and B. Hassibi, Linear Estimation. NJ: Prentice Hall, 2000.
- [10] Shi. Ling, J. K. Henrik, M.M Richard, "Kalman Filtering with Uncertain Process & Measurement Noise Covariances with Application to State Estimation in Sensor Networks", Proceedings of the 2007 IEEE International Symposium on Intelligent Control, pp. 1031-1036, 2007.

(BBT nhận bài: 17/12/2013, phản biện xong: 17/01/2014)