A diagram of a mathematical algorithm

AI-generated content may be incorrect.

1. **EKF**

Bộ lọc Kalman mở rộng (EKF) là một thuật toán lọc ước lượng trạng thái được sử dụng rộng rãi trong các hệ thống phi tuyến, đặc biệt trong các bài toán định vị robot, theo dõi đối tượng, và dẫn đường. Mục tiêu của EKF là ước lượng trạng thái hệ thống từ các đầu vào điều khiển và đo lường bị nhiễu, sao cho sai số là nhỏ nhất.

1. **Bước dự đoán**

Đây là bước đầu tiên trong chu trình EKF tại mỗi thời điểm **t**. EKF sử dụng mô hình động học để dự đoán trạng thái mới của hệ thống và dự đoán ma trận hiệp phương sai tương ứng.

Trong đó, ​ là trạng thái ước lượng sơ bộ tại thời điểm t, chưa được cập nhật bởi cảm biến; là mô hình phi tuyến mô tả hệ thống, mô hình được sử dụng là a kinematic single track model[1]; là ma trận nhiễu quá trình; là biến đổi Jacobian , tuyến tính hóa thông qua sự mở rộng Taylor bậc nhất xung quanh trạng thái . Dưới đây là mô hình **a kinematic single track model:**

Trong đó, là bước thời gian, tốc độ yaw [deg/sec] được đo lường bởi IMU, được lấy từ đầu vào điều khiển của hệ thống . Tốc độ [m/sec] thu được trực tiếp từ wheel encoders.

1. **Bước cập nhật**

Tại thời điểm **t**, hệ thống nhận được dữ liệu cảm biến (camera) , ta sử dụng dữ liệu này trong bước cập nhật trạng thái ước lượng và ma trận hiệp phương sai . Trước tiên ta tính sai số đo lường , trong đó nhằm lấy 3 thông sốcủa . Innovation chính là độ lệch giữa đo lường thực tế và giá trị dự đoán của đo lường. nếu giá trị nhỏ, thì đo lường gần khớp với dự đoán, mô hình và cảm biến đều hoạt động ổn. Nếu lớn, có thể bị nhiễu, outlier hoặc mô hình chưa chính xác.

Ta không thể đánh giá innovation lớn/nhỏ có tốt hay không nếu không biết mức "bình thường" là bao nhiêu. Do đó chúng ta cần tính thêm ma trận hiệp phương sai của sai số đo (Measurement innovation uncertainty),

Ma trận mô tả độ bất định (uncertainty) của sai số đo lường ​. Nó bao gồm Sự không chắc chắn đến từ chính trạng thái dự đoán **P** và sự không chắc chắn đến từ cảm biến **R**. Hay nói cách khác Innovation ​ là một giá trị đo sai số và là độ tin cậy của sai số đó.

Kalman Gain là trọng số quyết định mức độ tin tưởng vào đo lường mới so với dự đoán từ mô hình. Nếu cảm biến đáng tin, lớn, cập nhật mạnh và ngược lại. Kalman Gain chính là chìa khóa của hiệu suất bộ lọc Kalman.

Cuối cùng, ta cập nhật trạng thái ước lượng và ma trận hiệp phương sai:

Trạng thái sau cập nhật luôn nằm giữa dự đoán và đo lường, theo tỷ lệ niềm tin vào mỗi bên. Sau khi cập nhật ma trận hiệp phương sai, độ bất định của trạng thái giảm xuống. Đây là lý do Kalman Filter hội tụ dần: mỗi lần cập nhật, nó giảm độ không chắc chắn.

1. **AEKF**

Bên cạnh EKF, chúng tôi còn thử nghiệm bộ lọc AEKF [2] với các ma trận nhiễu quá trình và ma trận nhiễu phép đo được cập nhật một cách thích ứng thay vì được thiết lập cố định như trong EKF. Theo phương pháp trong [3], chúng tôi tính sai số đo lường giữa và trạng thái đã cập nhật tại thời điểm **t** gọi là residual. Đây là sai số giữa đo lường thực tế và giá trị đo được suy ra từ trạng thái đã cập nhật.

Do đó ma trận nhiễu quá trình và phép đo được tính toán thích ứng trong phần *cập nhật* như:

(process noise matrices)

(measurement noise matrices)

Trong đó, là Kalman Gain, là ma trận hiệp phương sai tương ứng với , và là hệ số quên (forgetting factors). Nếuthì hệ thống không thích ứng (non-adaptive), hoạt động giống như EKF.

1. **EKF with chi testing**

Trong Extended Kalman Filter with -testing [4], quá trình kiểm tra Chi-bình-phương () được sử dụng để phát hiện lỗi trong các đo lường cảm biến. Bộ lọc tính giá trị χ² từ sai số innovation giữa đo lường thực tế và giá trị dự đoán, đồng thời sử dụng ma trận hiệp phương sai của sai số để chuẩn hóa giá trị này. Việc tính toán theo công thức:

Nếu giá trị lớn hơn một ngưỡng threshold định sẵn (xác định bằng thực nghiệm), đo lường đó được coi là outlier và bị loại bỏ khỏi quá trình correction của EKF. Khi đó, trạng thái hệ thống không bị cập nhật theo thông tin sai lệch. Ngược lại, nếu giá trị nhỏ hơn hoặc bằng threshold, EKF sẽ thực hiện correction bình thường. Phương pháp này giúp bảo vệ hệ thống định vị khỏi các sai số lớn đột ngột, duy trì độ ổn định và độ chính xác cao trong các điều kiện hoạt động thực tế đầy nhiễu.

[1] D. Schramm, M. Hiller, and R. Bardini, Single Track Models. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014, pp. 223–253.

[2] S. Akhlaghi, N. Zhou, and Z. Huang, “Adaptive adjustment of noise covariance in Kalman filter for dynamic state estimation,” in 2017 IEEE Power and Energy Society General Meeting, 2017.

[3] A. H. Mohamed and K. P. Schwarz, “Adaptive Kalman filtering for INS/GPS,” Journal of Geodesy, vol. 73, pp. 193–203, 1999.

[4] B. Brumback and M. Srinath, “A Chi-square test for fault-detection in Kalman filters,” IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 32, no. 6, pp. 552–554, 1987.