**Chương 4. Áp dụng các giải thuật tối thiểu sai số**

Mục đích của chúng ta là tìm vị trí gần với vị trí nhất để có thể theo dõi, quản lý, vì vậy thực hiện phép toán phương trình (3.10) là chưa đủ bởi vì hệ phương trình (3.8) chỉ là phương trình suy ra từ hệ phương trình (3.4), có nghĩa là đáp số của hệ (3.8) chưa chắc là kết quả tối ưu nhất của hệ (3.4) vì vậy ta phải sử dụng thêm các giải thuật khác để tìm được kết quả tối ưu.

Trong chương này ta sẽ tìm hiểu và áp dụng các thuật toán để tối ưu sai số như bộ lọc Kalman, phương pháp **Pathloss Exponent Improvement** và giải thuật **Particle Swarm Optimization**.

1. **Kalman Filter**

Bộ lọc Kalman, được Rudolf (Rudy) E. Kálmán công bố năm 1960, là thuật toán sử dụng chuỗi các giá trị đo lường, bị ảnh hưởng bởi nhiễu hoặc sai số, để ước đoán biến số nhằm tăng độ chính xác so với việc sử dụng duy nhất một giá trị đo lường. Bộ lọc Kalman thực hiện phương pháp truy hồi đối với chuỗi các giá trị đầu vào bị nhiễu, nhằm tối ưu hóa giá trị ước đoán trạng thái của hệ thống.

Bộ lọc Kalman được ứng dụng rộng rãi trong kỹ thuật, phổ biến trong các ứng dụng định hướng, định vị và điều khiển các phương tiện di chuyển. Ngoài ra, bộ lọc Kalman còn được ứng dụng để phân tích dữ liệu trong các lĩnh vực xử lý tín hiệu và kinh tế.

Ứng dụng đầu tiên và nổi tiếng nhất chính là bộ lọc Kalman đã được áp dụng để điều hướng cho Dự án Apollo, trong đó yêu cầu ước tính quỹ đạo của tàu vũ trụ có người lái lên Mặt trăng và quay trở lại Trái đất.

Mặc dù Bộ lọc Kalman được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực, nhưng nó được sử dụng chủ yếu với 2 mục đích chính:

* **Estimating the state of dynamic system** (Ước tính trạng thái của hệ thống động) – trong đó, hệ thống động là hệ thống có trạng thái thay đổi theo thời gian, mà trong vũ trụ này thì hiếm có thứ nào hoàn toàn bất biến. Từ những thông tin chứa đầy nhiễu và sự không chắc chắn (noise & uncertainty), bộ lọc Kalman có thể cung cấp cho chúng ta các giá trị ước tính (chính xác nhất có thể) về trạng thái hiện tại của hệ thống.
* **The Analysis of Estimation Systems** (Phân tích hệ thống dự đoán) Với các thông tin, giá trị ước tính về trạng thái hiện tại của hệ thống, bộ lọc kalman còn có thể tiên đoán được các giá trị ở trạng thái tiếp theo của hệ thống.

Trong mô hình IPS này, chúng ta sẽ sử dụng Kalman Filter vào dữ liệu RSSI đo được để hạn chế sai số và nhiễu ảnh hưởng. Ta có mô hình cơ bản như sau:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.1) |

Trong đó:

là vector trạng thái (trong trường hợp này là RSSI) tại điểm .

là ma trận mô hình chuyển đổi trạng thái.

là ma trận mô hình điều khiển đầu vào.

là vector điều khiển tại thời điểm .

vector ngẫu nhiên nhiễu hệ thống tại thời điểm .

Cùng với vector đo lường, ta có đủ phương trình cần thiết cho Kalman Filter:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.2) |

Trong đó:

là vector đo lường (RSSI đo được) tại thời điểm .

là ma trận mô hình quan sát.

là vector ngẫu nhiên nhiễu đo lường.

Vì chúng ta đang sử dụng hệ thống tĩnh, không có sự tác động vào đối tượng nên vector điều khiển sẽ bằng 0 (). Ở đây, chúng ta áp dụng Kalman Filter vào RSSI thô đo được, nên vector trạng thái và vector đo lường sẽ chỉ có 1 phần tử, và sẽ bằng 1. Vậy ta có thể viết lại phương trình (4.1) và (4.2) như sau:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.3) |
|  |  | (4.4) |

Ngoài ra, ta có hàm phân phối nhiễu hệ thống và đo lường như sau:

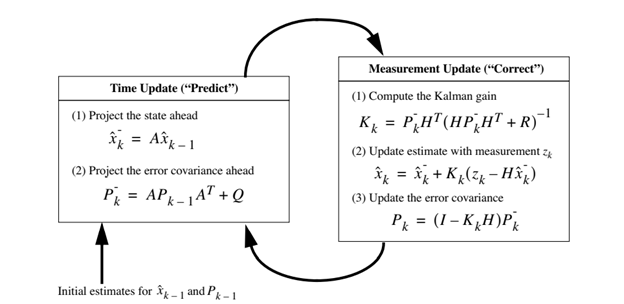
|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4.5) |

Trong đó:

là hàm phân phối Gaussion.

là hiệp phương sai (covariance) nhiễu hệ thống.

là hiệp phương sai nhiễu đo lường.

Ở đây, chúng ta không đi sâu vào cách hình thành từng bước Kalman Filter, nên ta sẽ đi luôn vào cách sử dụng Kalman Filter như hình dưới.

Hình 4.1: Mô hình hoạt động của Kalman Filter

Trong đó:

là hiệp phương sai ước lượng (estimate covariance).

là độ lợi Kalman (Kalman Gain)

Theo như hình 4.1, chúng ta cần khởi tạo và . Vậy ta phải cung cấp 5 tham số , , , Q và R để bộ lọc Kalman hoạt động.

ta khởi tạo bằng với dữ liệu RSSI đo được lần đầu tiên.

ta sẽ cho bằng 0, sẽ tự động thay đổi sau các bước tính.

ta khởi tạo bằng với , sẽ tự động thay đổi sau các bước tính.

không có cách cài đặt cụ thể. Thông qua thử nghiệm để lấy tốt nhất.

ta lấy được bằng cách lấy dữ liệu RSSI thô và đánh giá sai số .

1. **Pathloss Exponent Improvement**

Như ta đã biết trong chương 3, **Pathloss Exponent** là một tham số quan trọng để xây dựng phương trình RSSI Distance.

Path Loss, hay Path Attenuation, là sự giảm mật độ năng lượng (suy giảm) của sóng điện từ khi nó truyền qua không gian.