

$$\begin{aligned}
e_k^- &= x_k - \hat{x}_k^- \\
e_k^+ &= x_k - \hat{x}_k^+ \\
e_k^+ &= e_k^- - K_k \left(h(x_k, t_k) - h(\hat{x}_k^-, t_k) \right) - K_k v_k + \pi_k
\end{aligned}$$

여기서 measurement에 대한 Taylor 전개를 통해 다음 항을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}
h(x_k, t_k) &= h(\hat{x}_k^-, t_k) + \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_{\hat{x}_k^-} (x_k - \hat{x}_k^-) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \phi_i (x_k - \hat{x}_k^-)^T \frac{\partial^2 h(i)}{\partial x^2} \Big|_{\hat{x}_k^-} (x_k - \hat{x}_k^-) \\
&= h(\hat{x}_k^-, t_k) + H_k (x_k - \hat{x}_k^-) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \phi_i (x_k - \hat{x}_k^-)^T \frac{\partial^2 h(i)}{\partial x^2} \Big|_{\hat{x}_k^-} (x_k - \hat{x}_k^-)
\end{aligned}$$

$$h(x_k, t_k) - h(\hat{x}_k^-, t_k) = H_k e_k^- + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \phi_i (e_k^-)^T D_{k,i} e_k^-$$

이 식을 이용해 위의 measurement update식을 치환하면 다음과 같다.

$$e_k^+ = e_k^- - K_k H_k e_k^- - \frac{1}{2} K_k \sum_{i=1}^m \phi_i (e_k^-)^T D_{k,i} e_k^- - K_k v_k + \pi_k$$

따라서 위 식의 양변에 기댓값을 취하면 기댓값이 0이 되기 위해서 correction term π_k 는 다음과 같다.

$$\pi_k = \frac{1}{2} K_k \sum_{i=1}^m \phi_i \text{Tr}(D_{k,i} P_k^-)$$

마지막으로 measurement-update에서 Kalman Gain은 covariance matrix를 최소화시키는 값이 된다. 이를 위해 covariance matrix를 살펴보면 다음과 같다.

$$P_k^+ = E[e_k^+ (e_k^+)^T] = (I - K_k H_k) P_k^- (I - K_k H_k)^T + K_k (R_k + \Lambda_k) K_k^T$$

여기서 matrix Λ_k 는 다음과 같이 정의된다.

$$\Lambda_k = \frac{1}{4} E \left(\left(\sum_{i=1}^m \phi_i \text{Tr}(D_{k,i} (e_k^- (e_k^-)^T - P_k^-)) \right) (\dots)^T \right)$$

계산을 위해 다음과 같은 cost function을 정의하자.

$$J_k = E[(e_k^+)^T S_k e_k^+] = \text{Tr}[S_k P_k^+]$$

위 cost function을 최소화하는 K_k 는 다음과 같이 찾을 수 있다.

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k + \Lambda_k)^{-1}$$

이를 이용하여 P_k^+ 도 계산하면 다음과 같다.

$$P_k^+ = P_k^- - P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k + \Lambda_k)^{-1} H_k P_k^-$$

또한 Λ_k 의 각 항들은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\Lambda_k(i, j) = \frac{1}{2} \text{Tr}(D_{k,i} P_k^- D_{k,j} P_k^-)$$

최종적으로 second-order extended kalman filter를 정리하면 다음과 같다.