

Қазақстан Республикасы Тәуелсіздігінің 30 жылдығына арналған «Сейфуллин оқулары – 17: «Қазіргі аграрлық ғылым: цифрлық трансформация» атты халықаралық ғылыми – тәжірибелік конференцияға материалдар = Материалы международной научно – теоретической конференции «Сейфуллинские чтения – 17: «Современная аграрная наука: цифровая трансформация», посвященной 30 – летию Независимости Республики Казахстан.- 2021.- Т.1, Ч.3 - С. 29 - 32

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ФИЛЬТРА КАЛМАНА ДЛЯ ОБРАБОТКИ КООРДИНАТ СИСТЕМЫ ГЛОБАЛЬНОГО ПОЗИЦИОНИРОВАНИЯ

*Иващенко Н.С.,
Кисманова А.А.*

В статье проведено исследование использования фильтра Калмана в современных разработках комплексированных навигационных систем. Приведен и разобран пример построения математической модели, использующей расширенный фильтр Калмана для повышения точности определения координат. Данная статья позволяет сделать вывод, что использование фильтра Калмана в системах определения местоположения практикуется во многих современных разработках.

Целью данной статьи является представление моделирования обработки данных с GPS датчиков беспилотного летательного аппарата в среде MATLAB.

Ключевые слова: фильтр Калмана, навигация, математическая модель.

В настоящее время широко используются сервисы GPS-трекинга, задачей которых является отслеживание маршрутов наблюдаемых объектов с целью их сохранения и дальнейшего воспроизведения и анализа.

Одной из актуальных задач современной навигации беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) является задача повышения точности определения координат. Эта задача решается путём использования различных вариантов комплексирования навигационных систем. Одним из современных вариантов комплексирования является сочетание gps/глонасс-навигации с расширенным фильтром Калмана (Extended Kalmanfilter), рекурсивно оценивающего точность с помощью неполных и зашумленных измерений. В данный момент существуют и разрабатываются различные вариации расширенного фильтра Калмана, включающие разнообразное число переменных состояний [1].

В данном примере мы будем говорить только о движении БПЛА в горизонтальной плоскости, иначе, мы рассмотрим так называемую проблему 2d локализации. В нашем случае это оправдано тем, что для многих практически встречающихся ситуаций БПЛА может оставаться примерно на одной и той же высоте. Это предположение широко используется для упрощения моделирования динамики летательных аппаратов [2]. Динамическая модель БПЛА задается следующей системой

уравнений (1):

$$\dot{x}(t) = v(t)\cos\eta(t)$$

$$\dot{y}(t) = v(t)\sin\eta(t)$$

$$\dot{\eta}(t) = \omega(t) \tag{1}$$

$$\dot{\omega}(t) = \varepsilon_{\omega}(t)$$

$$\dot{v}(t) = \varepsilon_v(t)$$

где $\{x(t), y(t)\}$ – координаты БПЛА в горизонтальной плоскости как функции времени, $\eta(t)$ – направление БПЛА, $\omega(t)$ – угловая скорость БПЛА, и $v(t)$ – путевая скорость БПЛА, функции $\varepsilon_{\omega}(t)$ и $\varepsilon_v(t)$ будем считать постоянными. Они взаимно независимы, с известными ковариациями $E[\varepsilon_{\omega}(t)\varepsilon_{\omega}(s)]$ и $E[\varepsilon_v(t)\varepsilon_v(s)]$, равными $Q_{\omega}\delta(t-s)$ и $Q_v\delta(t-s)$ соответственно и используются для моделирования изменений ускорения БПЛА, вызванных ветром, маневрами пилота и т.д. Значения Q_{ω} и Q_v являются производными от максимальной угловой скорости БПЛА и опытных значений изменений линейной скорости БПЛА, δ – символ Кронекера.

Данная система уравнений будет приближенной из-за нелинейности в модели и из-за присутствия шума. Самый простой способ аппроксимации в данном случае – это приближение методом Эйлера. Дискретная модель динамической системы движения БПЛА показана ниже (2):

$$x_{k+1} = x_k + v_k\Delta t_k\cos\eta_k$$

$$y_{k+1} = y_k + v_k\Delta t_k\sin\eta_k$$

$$\eta_{k+1} = \eta_k + \omega_k\Delta t_k \tag{2}$$

$$\omega_{k+1} = \omega_k + \varepsilon_{\omega,k}$$

$$v_{k+1} = v + \varepsilon_{v,k} ,$$

$\theta_k = [x_k, y_k, \eta_k, \omega_k, v_k]$ – дискретный вектор состояний фильтра Калмана, позволяющий аппроксимировать значение непрерывного вектора состояний, Δt_k – временной интервал между k и $k+1$ измерениями, $\varepsilon_{\omega,k}$ и $\varepsilon_{v,k}$ – последовательности значений белого гауссовского шума с нулевым средним значением. Матрица ковариации для первой последовательности (3). Аналогично, для второй последовательности (4):

$$E\{\varepsilon_{\omega,k} \varepsilon_{\omega,j}\} = Q_{\omega} \Delta t_k \delta_{kj}, \quad (3)$$

$$E\{\varepsilon_{v,k} \varepsilon_{v,j}\} = Q_v \Delta t_k \delta_{kj}, \quad (4)$$

Выполнив соответствующие замены в уравнениях системы (2), получаем (5):

$$\begin{aligned} \omega_{k+1} &= \omega_k + \gamma_{\omega,k} \sqrt{\Delta t_k} \\ v_{k+1} &= v_k + \gamma_{v,k} \sqrt{\Delta t_k}, \end{aligned} \quad (5)$$

Последовательности $\{\gamma_{\omega,k}\}$ и $\{\gamma_{v,k}\}$ взаимно независимы. Они также являются последовательностями белого гауссовского шума с нулевым средним значением и с матрицами ковариации Q_{ω} и Q_v соответственно. Преимущество этой формы в том, что она показывает изменение дискретного шума в интервале между каждыми измерениями [3].

Выражения (3) и (4) служат основой для оценки местоположения БПЛА, где координаты получены с помощью расширенного фильтра Калмана. Моделирование отказа навигационных систем применительно к данному типу фильтра показывает его существенную эффективность [4].

Для большей наглядности приведем небольшой простой пример. Пусть некоторый БПЛА летит равноускоренно, с некоторым постоянным ускорением a (6):

$$x_{k+1} = x_k + a_t * d_t + \delta_k, \quad (6)$$

Где, x – координата БПЛА в t -момент времени, а δ – некоторая случайная величина. У нас есть установленный на машинке GPS сенсор, который пытается мерить истинную координату x_k БПЛА, и, конечно же, не может ее померить точно, а мерит с ошибкой η_k , которая является тоже случайной величиной. В итоге с сенсора мы получаем ошибочные данные (7):

$$z_k = x_k + \eta_k, \quad (7)$$

Задача состоит в том, зная неверные показания сенсора z_k , найти хорошее приближение для истинной координаты машины x_k . Это хорошее приближение мы будем обозначать как x_k^{opt} . В формулировке же общей задачи, за координату x_k может отвечать все что угодно (температура, влажность...), а член, отвечающий за контроль системы извне мы обозначим за u_k (в примере с БПЛА $u_k = v_k * dt$).

Задача фильтрации — это не задача сглаживания. Мы не стремимся сглаживать данные с сенсора, мы стремимся получить наиболее близкое значение к реальной координате x_k .

Идея Калмана состоит в том, что чтобы получить наилучшее приближение к истинной координате x_{k+1} , мы должны выбрать золотую середину между показанием z_{k+1} неточного сенсора и $x_k^{opt} + u_k$ — нашим предсказанием того, что мы ожидали от него увидеть. Показанию сенсора мы дадим вес K_{k+1} , а на предсказанное значение останется вес $(1 - K_{k+1})$ (8):

$$x_{k+1}^{opt} = K_{k+1} * z_{k+1} + (1 - K_{k+1}) * (x_k^{opt} + u_k), \quad (8)$$

Мы должны выбрать коэффициент Калмана K_{k+1} таким, чтобы получившееся оптимальное значение координаты x_{k+1}^{opt} было бы наиболее близко к истинной координате x_{k+1} . Если сенсор точный, то мы будем больше доверять его показанию и дадим значению z_{k+1} больше весу (K_{k+1} близко единице). Если же сенсор, наоборот, совсем не точный, тогда больше будем ориентироваться на теоретически предсказанное значение $x_k^{opt} + u_k$.

В общем случае, чтобы найти точное значение коэффициента Калмана K_{k+1} , нужно просто минимизировать ошибку [5].

Представим результат моделирования данного процесса в программном пакете MATLAB. Результат представлен на рисунке 1.

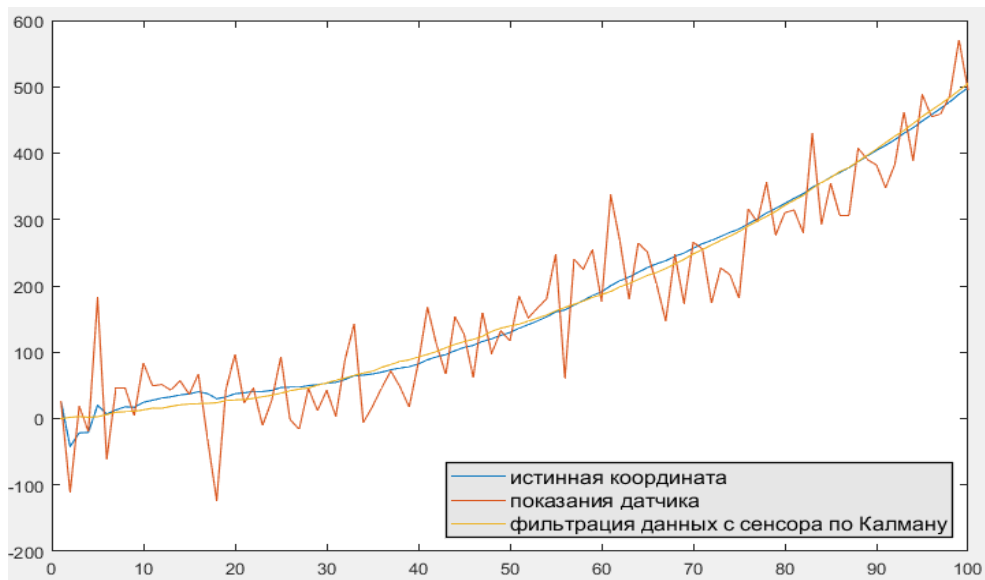


Рис. 1. Фильтрация показаний сенсора с помощью фильтра Калмана

На рис. 1 видно, насколько эффективным может быть использование фильтрации по алгоритму Калмана.

В данной работе был рассмотрен подход к коррекции GPS-координат с помощью фильтра Калмана. С помощью приведенного алгоритма удалось устранить наиболее заметные искажения маршрута, что демонстрирует применимость данного метода к задаче сглаживания маршрута и устранения пиков.

В заключение отметим, что использование фильтра Калмана в системах определения местоположения БПЛА практикуется во многих современных разработках. Существует огромное количество вариаций и аспектов такого использования, вплоть до одновременного применения нескольких подобных фильтров с разными факторами состояний.

Список литературы

1. Макаренко Г.К., Алешечкин А.М. Исследование алгоритма фильтрации при определении координат объекта по сигналам спутниковых радионавигационных систем // Доклады ТУСУРа. – 2012. – № 2 (26). – С. 15-18.
2. Bar-Shalom Y., Li X. R., Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation // Theory Algorithms and Software. – 2010. – Vol. 3. – P. 10-20.
3. Bassem I.S. Vision based Navigation (VBN) of Unmanned Aerial Vehicles (UAV) // UNIVERSITY OF CALGARY. – 2012. – Vol. 1. – P. 100-127.
4. Guoqiang M., Drake S., Anderson B. Design of an extended kalman filter for uav localization // In Information, Decision and Control. – 2007. – Vol. 7. – P. 224–229.
5. Wang J., Garrat M., Lambert A. Integration of gps/ins/vision sensors to navigate unmanned aerial vehicles // IAPRS&SIS. – 2008. – Vol. 37. – P. 963-969.