

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ФИЛЬТРАЦИИ ДАННЫХ ИНЕРЦИАЛЬНЫХ ДАТЧИКОВ

И.А. Брич

bia17m260@student.bmstu.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Статья посвящена сравнению алгоритмов фильтрации, применяемых для обработки данных инерциальных датчиков углового положения объекта в пространстве. Для формирования задачи рассмотрены основные проблемы, с которыми разработчики сталкиваются при работе с электронными гироскопами и акселерометрами, созданными по MEMS-технологии. Для сравнения представлены три алгоритма фильтрации: комплементарный алгоритм, алгоритмы Калмана и Маджвика. Исследованы принципы, на которых построены данные алгоритмы, и выполнен анализ их основных преимуществ и недостатков. Сделан вывод о выборе оптимального алгоритма для задачи в общем случае с точки зрения автора.

Ключевые слова

Алгоритмы фильтрации, инерциальные датчики положения, комплементарный алгоритм, фильтр Калмана, фильтр Маджвика, системы позиционирования, дрейф гироскопа, кватернионные вычисления

Поступила в редакцию 31.10.2022

© МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2022

Введение. При разработке робототехнических систем часто возникает задача определения ориентации некоторого объекта в пространстве. Технический прогресс привел к созданию множества датчиков, способных, опираясь на измерение различных физических величин, определить положение тела в пространстве. Однако получение с них данных является недостаточным для точного определения искомых величин. Необходимо применять различные алгоритмы обработки принимаемых данных, чтобы в результате получить пригодные для дальнейшего использования значения параметров ориентации. В свою очередь, развитие математического аппарата привело к появлению нескольких способов описания ориентации в пространстве. Все они обладают разной степенью наглядности и удобства для человека, а также различными сферами применения.

В данной работе выполнен сравнительный анализ алгоритмов фильтрации данных для применения в системах стабилизации. В качестве датчика положения в системе используется модуль инерциальных датчиков: гироскопа и акселерометра.

Постановка задачи. Как было описано выше, в данной работе речь идет о фильтрации данных инерциального модуля датчиков. В качестве примера такого модуля можно рассмотреть плату измерительного модуля MPU-6050,

нашедшего широкое применение в сфере низкобюджетных проектов беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). В его конструкцию входят трехосевой гироскоп, измеряющий мгновенное значение угловой скорости, и трехосевой акселерометр, измеряющий линейные ускорения. Таким образом, ни один из датчиков не измеряет угловое положение напрямую, однако данные, получаемые с обоих сенсоров, могут быть использованы для его расчета.

Для вычисления угла поворота объекта на основе значений угловой скорости, получаемых с гироскопа, необходимо рассчитывать пути, пройденные датчиком за каждый период измерений, и суммировать их. В непрерывной системе эти операции аналогичны интегрированию. Однако у каждого гироскопа присутствует постоянная погрешность измерений (дрейф), интегрирование которой приводит к появлению погрешности вычисляемых значений, описываемой линейной функцией (рис. 1). Также вследствие конструктивных особенностей в сигнале цифрового гироскопа присутствует шум, после интегрирования которого результирующий сигнал также оказывается зашумлен.

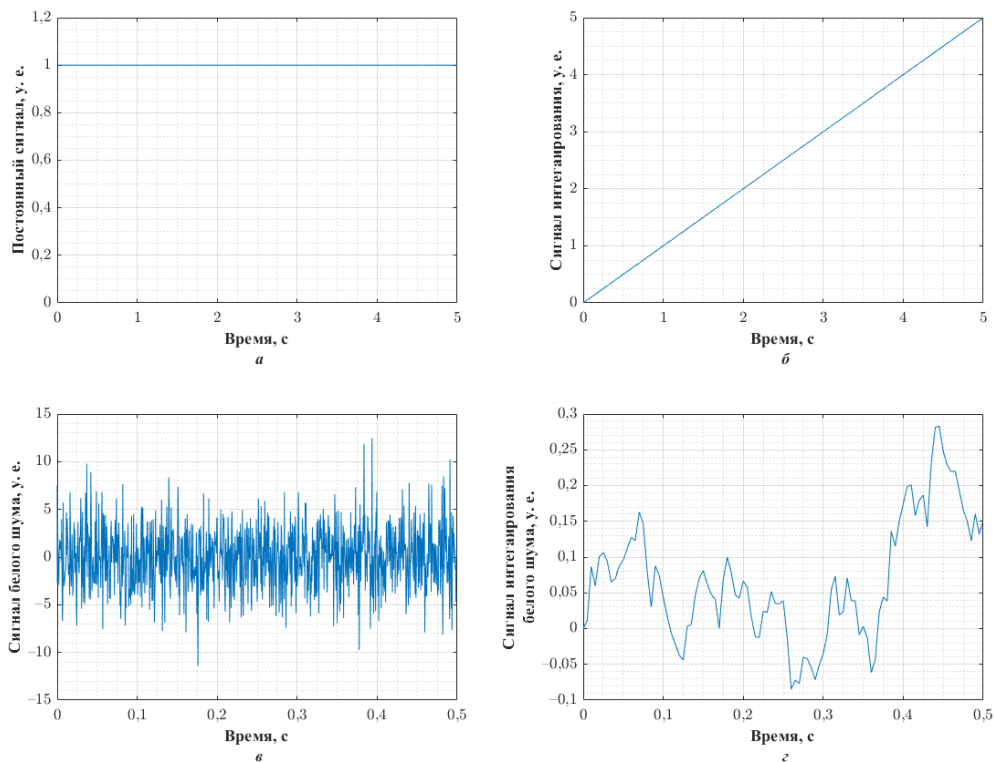


Рис. 1. Результаты интегрирования постоянной ошибки и шума гироскопа (графики построены в системе MATLAB/Simulink):
а — постоянный сигнал; б — интегрирование постоянного сигнала;
в — сигнал белого шума; г — интегрирование сигнала белого шума)

Таким образом, гироскоп позволяет рассчитывать только относительное значение угла, требующее фильтрации и коррекции дрейфа. У акселерометра другой принцип работы. Он считывает проекции ускорения объекта по трем осям. С одной стороны, это предоставляет возможность считывать абсолютное значение угла в любой момент времени путем расчета арктангенса для пар проекций, однако это позволяет получать точные значения только для неподвижного объекта, потому что единственным ускорением для него является ускорение свободного падения, направление которого всегда точно известно. С другой стороны, сигнал акселерометра также подвержен случайному шуму и требует фильтрации.

Подводя итог, отметим, что гироскоп позволяет рассчитать точное угловое положение объекта при малом периоде наблюдений, а акселерометр дает возможность проводить точные расчеты при длительном наблюдении, однако оба датчика подвержены случайным шумам. Тогда задача фильтра будет иметь следующую формулировку: получить в качестве входного сигнала трехкомпонентные значения с гироскопа и акселерометра с высоким уровнем шума и сформировать данные о положении объекта в пространстве с минимальным уровнем шума и минимальной погрешностью ориентирования.

Описание принципов работы алгоритмов фильтрации данных гироскопа и акселерометра. Комплементарный фильтр. Простейшим вариантом фильтра, способным выполнить поставленную задачу, является комплементарный фильтр. Основным принципом, на котором базируется работа данного фильтра, является смешивание сигналов с двух датчиков в определенной пропорции для получения необходимого результата. Интегрирование сигнала с гироскопа делает его менее подверженным к шуму, а последующее смешивание с сигналом акселерометра позволяет избежать дрейфа. Структурная схема комплементарного фильтра для одного угла приведена на рис. 2.

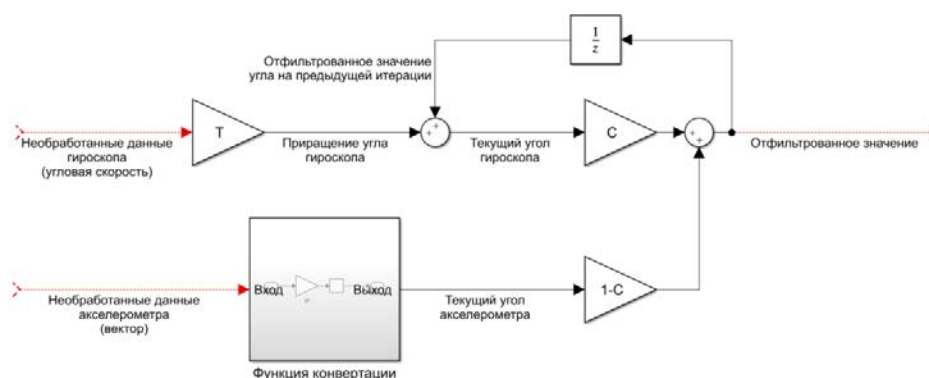


Рис. 2. Структурная схема комплементарного фильтра (построена в системе MATLAB/Simulink)

Если записать передаточную функцию этой системы опустив математические операции преобразования проекций вектора ускорений в значения углов, то получится следующее выражение:

$$f = a(1-C) + C \left(gT + f \frac{1}{z} \right),$$

где a — значение угла, измеренное акселерометром; C — коэффициент комплементарного фильтра; g — значение угловой скорости, измеренное гироскопом; T — период дискретизации системы; $f \frac{1}{z}$ — результирующий угол на предыдущей итерации расчетов; f — результирующий угол.

Приведем это выражение к стандартному виду:

$$f - fC \frac{1}{z} = a(1-C) + CgT;$$

$$f = (a(1-C) + CgT) \frac{1}{1-C/z}.$$

Из последнего выражения следует, что алгоритм комплементарного фильтра подразумевает смешение значений углов с датчиков и применение к получившемуся результату низкочастотного фильтра, описываемого передаточной функцией $\frac{z}{z-C}$. Таким образом, данный фильтр решает задачу уменьшения уровня шума, компенсации дрейфа гироскопа и совмещения данных гироскопа и акселерометра. Преимущества и недостатки данного фильтра будут описаны ниже.

Фильтр Калмана. Одним из самых универсальных алгоритмов является рекурсивный фильтр, изобретенный в начале 1959 г. Рудольфом Эмилом Калманом и носящий его имя [1]. Основная идея заключается в предсказании значения согласно математической модели объекта, определении разности между измеренным и предсказанным значениями и минимизации этой разности, т. е. в реализации обратной связи по ошибке между рассчитанным и полученным значениями [2].

Структурная схема, отражающая условия применения фильтра, показана на рис. 3. При работе фильтра шум в измеренном сигнале разделяется по источникам. Уравнения состояния для такой одномерной системы записываются следующим образом [3]:

$$\begin{aligned} \dot{X}_k &= AX_{k-1} + BU_k + \omega_k; \\ Y_k &= CX_k + v_k. \end{aligned}$$

где \dot{X}_k — производная вектора состояния системы; A — собственная параметрическая матрица системы; X_{k-1} — вектор состояния системы на предыдущей итерации; B — входная матрица системы; U_k — вектор входных величин; ω_k — внешний шум; Y_k — вектор выходных величин; C — выходная матрица системы; X_k — вектор состояния системы; v_k — шум измерений.

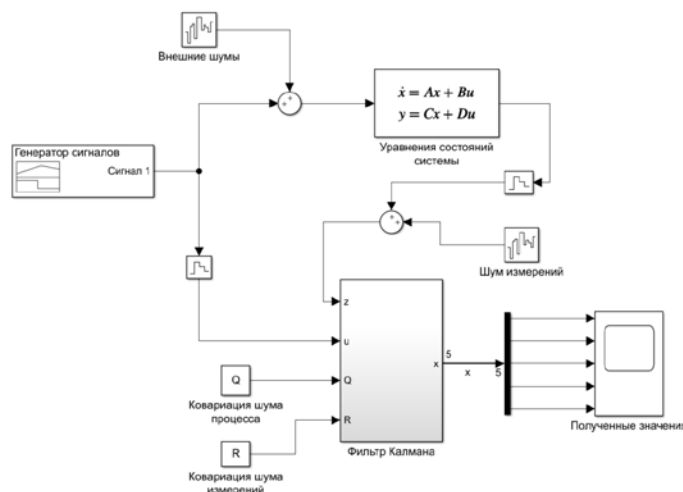


Рис. 3. Структурная схема использования фильтра Калмана (построена в системе MATLAB/Simulink)

Структурно алгоритм можно подразделить на две части: расчет коэффициента усиления фильтра (рис. 4) и реализация обратной связи по ошибке (рис. 5).

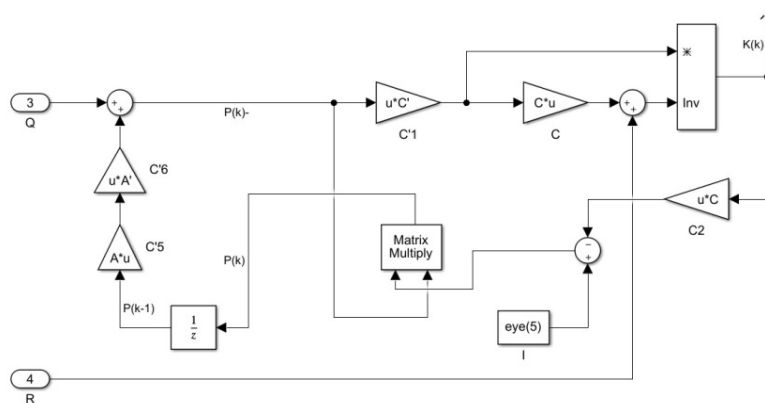


Рис. 4. Алгоритм вычисления коэффициента усиления Калмана (построена в системе MATLAB/Simulink):
 Matrix Multiply — перемножение матриц; eye(5) — единичная матрица 5×5;
 Inv — оператор взятия обратной матрицы

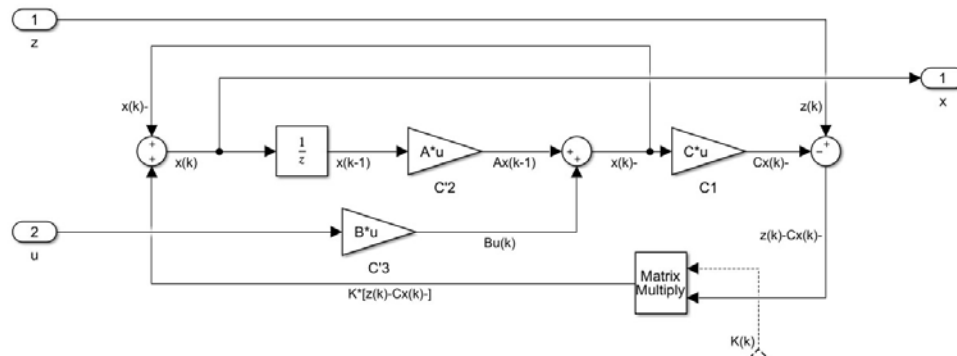


Рис 5. Реализация обратной связи по ошибке (построена в системе MATLAB/Simulink)

В аналитическом представлении данный этап описывается системой уравнений:

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q;$$

$$K_k = P_k^- C^T (CP_k^- C^T + R)^{-1};$$

$$P_k = (I - K_k C)P_k^- ,$$

где P_{k-1} — значение ошибки на предыдущей итерации; P_k^- — предсказанное значение ошибки; Q, R — ковариация шума процесса и измерений (сенсора) соответственно; K_k — коэффициент усиления Калмана; I — матрица идентичности; P_k — значение ошибки на текущей итерации.

Эта часть структурной схемы также описывается уравнениями:

$$\hat{X}_k^- = A\hat{X}_{k-1} + BU_k;$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_k^- + K_k(Z_k - C\hat{X}_k^-),$$

где \hat{X}_k^- — оценка на основе математической модели; \hat{X}_{k-1} — выходные значения фильтра на предыдущей итерации; U_k — управляющее воздействие на данной итерации; \hat{X}_k — выходные значения фильтра на текущей итерации; Z_k — значения измерений на данной итерации.

Однако с точки зрения последовательности вычислений корректнее использовать разделение на этапы, приведенное в начале раздела. Таким образом, этап предсказания описывается следующими уравнениями:

$$\hat{X}_k^- = A\hat{X}_{k-1} + BU_k \text{ (предсказание состояния системы);}$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \text{ (предсказание ковариации ошибки).}$$

Этап корректировки описывается следующими уравнениями:

$$K_k = P_k^- C^T (C P_k^- C^T + R)^{-1} \text{ (вычисление коэффициента усиления Калмана);}$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_k^- + K_k (Z_k - C \hat{X}_k^-) \text{ (обновление оценки с учетом измерений);}$$

$$P_k = (I - K_k C) P_k^- \text{ (обновление ковариации ошибки).}$$

Также стоит отметить, что существует несколько модификаций фильтра Калмана, позволяющих применять его для нелинейных систем. Так, расширенный фильтр Калмана (Extended Kalman Filter) способен работать с локально линеаризуемыми системами, сигма-точечный фильтр Калмана (Sigma-point/unscented Kalman Filter) — с нелинейными системами, а многочастичный фильтр Калмана (Particle Kalman Filter) — с нелинейными системы при наличии шумов имеющих не гауссово распределение. Однако каждая следующая модификация фильтра требует значительно больших вычислительных мощностей, поэтому применение таких алгоритмов в системах, построенных на микроконтроллерах должно быть оправдано.

Фильтр Маджвика. Данный алгоритм был разработан и описан Себастьяном Маджвиком в 2010 г. Первая публикация представляла собой отчет о научно-исследовательской и опытно-конструкторской работе в Бристольском университете. Принцип действия данного фильтра основан также на минимизации ошибки между предполагаемым значением угла и полученным с датчика. Однако в данном случае не используется обратная связь. Задача минимизации решается с помощью алгоритма градиентного спуска, при этом на каждой итерации алгоритма используется лишь одна итерация алгоритма поиска минимума, чего по заверениям автора достаточно для решения поставленной задачи.

Еще одной чертой, которая резко отличает алгоритм Маджвика от предыдущих, является использование иного математического метода описания ориентации тела в пространстве: кватернионов. Кватернионы — система гиперкомплексных чисел, образующая векторное четырехмерное пространство над полем вещественных чисел [4]. Данная концепция была предложена ирландским математиком сэром Уильямом Роуэном Гамильтоном 16 октября 1843 г. в Дублине, Ирландия [5]. Главным преимуществом кватернионов перед углами Эйлера является факт того, что они не вырождаются ни при каком положении объекта. Кроме того, при использовании кватернионов не может возникнуть проблемы складывания рамок.

В приложениях ориентации тел в пространстве кватернион кодирует координаты вектора, который является осью вращения, а также угол, на который необходимо повернуться вокруг этой оси. Очень важным является свойство кватернионов, согласно которому поворот осуществляется путем умножения на кватернион поворота справа и на обратный ему слева. Таким образом, кватер-

нионом можно записать не только текущее положение в пространстве, но и поворот, осуществляемый путем умножения на него:

$${}^B \hat{q} = {}^A \hat{q} \otimes {}^A \hat{q} \otimes {}^A \hat{q}^*,$$

где ${}^B \hat{q}$ — кватернион, описывающий положение в системе координат B ; ${}^A \hat{q}$ — кватернион, описывающий положение в системе координат A ; ${}^A \hat{q}, {}^A \hat{q}^*$ — кватернион, описывающий ориентацию системы координат B по отношению к системе координат A и обратный ему соответственно. Здесь и далее верхний передний индекс кватерниона показывает систему отсчета, относительно которой задана ориентация, нижний передний индекс положение целевой системы отсчета. Индекс S обозначает систему координат, связанную с сенсором (объектом), а E — систему координат, связанную с Землей. Индекс t показывает принадлежность параметра к текущей итерации алгоритма, а $t - 1$ — к предыдущей.

Алгоритм можно условно подразделить на три этапа: получение и преобразование данных с гироскопа, получение и преобразование данных с акселерометра и объединение полученных значений для получения оптимального результата. Кватернион угловой скорости получают по формуле

$${}^S \dot{q}_{\omega,t} = \frac{1}{2} {}^S \hat{q}_{est,t-1} \otimes {}^S \omega_t,$$

где ${}^S \omega = [0 \ \omega_x \ \omega_y \ \omega_z]$ — кватернион, составленный из значений угловых скоростей по трем осям, полученных с гироскопа; ${}^S \hat{q}_{est,t-1}$ — кватернион, описывающий положение объекта на предыдущей итерации, нижний индекс ω — показывает, что кватернион вычислен на основе показаний гироскопа об угловых скоростях.

Тогда результирующий кватернион положения, согласно показаниям гироскопа будет рассчитываться по формуле

$${}^S q_{\omega,t} = {}^S \hat{q}_{est,t-1} + {}^S \dot{q}_{\omega,t} \Delta t,$$

где ${}^S \hat{q}_{est,t-1}$ — кватернион, описывающий положение объекта на предыдущей итерации; Δt — период дискретизации.

На следующем этапе алгоритм обрабатывает показания акселерометра. Кватернион показаний акселерометра составляется согласно правилу

$${}^S \hat{s} = [0 \ s_x \ s_y \ s_z],$$

где $s_x; s_y; s_z$ — значения линейных ускорений датчика по осям x , y и z соответственно.

Таким образом, при известном кватернионе направления силы тяготения в системе координат, связанной с Землей ${}^E \hat{d}$, всегда можно вычислить кватер-

нион поворота, однако для этого необходимо сделать допущение, что линейные ускорения датчика, считываемые из-за его движения в пространстве, пренебрежимо малы:

$${}^E \hat{d} = [0001].$$

Такое допущение можно сделать не всегда, поэтому Маджвик предложил использовать локальный динамический прирост значения коэффициента усиления β , о котором будет сказано ниже. Это позволит сделать фильтр менее восприимчивым к показаниям акселерометра до момента окончания перегрузки, порог которой может быть задан программно. Уравнение функции для минимизации имеет вид

$$f\left({}^S \hat{q}, {}^E \hat{d}, {}^S \hat{s}\right) = {}^S \hat{q}^* \otimes {}^E \hat{d} \otimes {}^S \hat{q} - {}^S \hat{s}.$$

Необходимо уточнить, что уравнение для получения кватерниона поворота будет иметь бесконечное множество решений, потому что знание направления силы тяготения Земли задает лишь ось, вокруг которой объект может свободно вращаться. Для представления решения кватернионом требуется комплексное решение. Этого можно достичь путем решения задачи оптимизации [6]. Большинство алгоритмов оптимизации требуют большого количества вычислений, поэтому был выбран алгоритм градиентного спуска. Реализация данного метода достаточно проста и не занимает много времени, при этом нет необходимости в больших вычислительных мощностях. Уравнение градиентного спуска, записанное для n итераций алгоритма при весовом коэффициенте μ , имеет общий вид

$${}^S \hat{q}_{k+1} = {}^S \hat{q}_k - \mu \frac{\nabla f\left({}^S \hat{q}_k, {}^E \hat{d}, {}^S \hat{s}\right)}{\left\|\nabla f\left({}^S \hat{q}_k, {}^E \hat{d}, {}^S \hat{s}\right)\right\|}, k = 0, 1, 2 \dots n;$$

$$\nabla f\left({}^S \hat{q}_k, {}^E \hat{d}, {}^S \hat{s}\right) = J^T\left({}^S \hat{q}_k, {}^E \hat{d}\right) f\left({}^S \hat{q}_k, {}^E \hat{d}, {}^S \hat{s}\right).$$

Однако для решения поставленной задачи приемлемо вычисление одной итерации при условии, что скорость сходимости, регулируемая μ_t больше или равна физической скорости изменения ориентации [7]. С учетом всего выше сказанного уравнение для вычисления приблизительного кватерниона направления на данной итерации фильтра ${}^S \hat{q}_{\nabla, t}$ (нижний индекс ∇ показывает, что кватернион был получен с применением метода градиентного спуска) будет иметь вид

$${}^S \hat{q}_{\nabla, t} = {}^S \hat{q}_{est, t-1} - \mu_t \frac{\nabla f}{\left\|\nabla f\right\|};$$

$$\nabla f = J_g^T \left(\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} \hat{q}_{est, t-1} \right) f_g \left(\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} \hat{q}_{est, t-1}, \begin{smallmatrix} S \\ S \end{smallmatrix} \hat{a}_t \right).$$

Значение μ_t ограничивается физической скоростью ориентации, чтобы избежать превышений, вызываемых слишком большим шагом. Также необходимо вводить поправочный коэффициент усиления α , который учитывает шум измерений акселерометра. Тогда можно записать формулу для получения шага градиентного спуска:

$$\mu_t = \alpha \left\| \begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} \dot{q}_{\omega, t} \right\| \Delta t, \quad \alpha > 1.$$

Наконец, последний этап алгоритма — объединение полученных значений для получения оптимального результата. Получение результирующего кватерниона ориентации происходит согласно методу, схожему с комплиментарным фильтром. Значения, полученные выше, умножаются на веса, при сложении дающие единицу:

$$\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} q_{est, t} = \gamma_t \begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} q_{\nabla, t} + (1 - \gamma_t) \begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} q_{\omega, t}; \quad 0 \leq \gamma_t \leq 1.$$

В отличие от комплиментарного фильтра значения весов в данном случае поддаются расчету и варьируются на каждой итерации. Оптимальное значение γ_t определяется как то, при котором взвешенная сходимость $\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} q_{\nabla}$, которую можно записать как μ_t/t , равна взвешенной расходимости $\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} q_{\omega}$, которую можно выразить в виде кватерниона β . Это же можно записать в виде уравнения

$$(1 - \gamma_t)\beta = \gamma_t \frac{\mu_t}{\Delta t}.$$

После преобразования получим выражение для расчета оптимального значения γ_t :

$$\gamma_t = \frac{\beta}{\mu_t/\Delta t + \beta}.$$

Сделав ряд допущений, касающихся коэффициентов α и β , можно перейти к упрощенному уравнению фильтра:

$$\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} q_{est, t} = \frac{\beta \Delta t}{\mu_t} \left(-\mu_t \frac{J_g^T \left(\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} \hat{q}_{est, t-1} \right) f_g \left(\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} \hat{q}_{est, t-1}, \begin{smallmatrix} S \\ S \end{smallmatrix} \hat{a}_t \right)}{\left\| J_g^T \left(\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} \hat{q}_{est, t-1} \right) f_g \left(\begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} \hat{q}_{est, t-1}, \begin{smallmatrix} S \\ S \end{smallmatrix} \hat{a}_t \right) \right\|} \right) + \begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} \hat{q}_{est, t-1} + \begin{smallmatrix} S \\ E \end{smallmatrix} \dot{q}_{\omega, t} \Delta t.$$

Также отметим, что существует реализация алгоритма, при которой используются показания цифрового магнитометра, однако в данной статье она рассмотрена не будет.

Сравнительный анализ преимуществ и недостатков использования приведенных фильтров для решения конкретной задачи

Комплементарный фильтр обладает следующими преимуществами:

- простейшая реализация среди всех представленных фильтров;
- для настройки требуется настройка только одного параметра, что упрощает и ускоряет проектирование фильтра.

К его недостаткам относится тот факт, что точность выходных значений ниже, чем у прочих представленных фильтров.

Фильтр Калмана имеет следующие преимущества:

- может применяться с любой системой, поддающейся математическому описанию, а также с любыми датчиками;
- позволяет учитывать входные, в том числе и внешние, воздействия на систему;
- коэффициент усиления Калмана выбирается оптимальным на каждой итерации алгоритма;
- существует возможность получения сведений о переменных состоянии системы, если отсутствует возможность измерять их напрямую.

Однако существуют и недостатки:

- является наиболее требовательным к вычислительным мощностям среди представленных;
- качество работы зависит от точности построения математической модели, однако усложнение модели часто ведет к включению нелинейных элементов, что в свою очередь, может значительно повысить требования к количеству вычислений;
- для настройки корректной работы фильтра требуются данные о ковариациях шума процесса и измерений, измерение или вычисление которых может быть затруднено.

Фильтр Маджвика имеет свои преимущества:

- использование кватернионов позволяет избежать неопределенности ориентации и проблемы складывания рамок;
- при правильной настройке, точность работы может быть выше, чем у прочих алгоритмов, представленных в данной работе [8, 9];
- требования к вычислительным мощностям и памяти ниже, чем у фильтра Калмана, но выше чем у алгоритма комплементарного фильтра;
- при наличии магнитометра позволяет использовать его показания для повышения точности работы.

Его недостатки:

- использование кватернионов подразумевает использование одного избыточного параметра;
- использование кватернионов не является наглядным способом представления ориентации объекта в пространстве для интерпретации человеком;

– алгоритм не является универсальным и был спроектирован под конкретную задачу.

Вывод о сравнении алгоритмов. С учетом всех изложенных выше фактов фильтр Маджвика лучше прочих подходит для решения поставленной в начале работы задачи. При максимальном быстродействии комплементарный фильтр не обладает точностью, доступной своим конкурентам.

Фильтр Калмана слишком требователен к вычислительным мощностям. Разработка точной математической модели может занять много времени. Кроме того, зачастую усложнение модели приводит к появлению нелинейностей, а расширенный фильтр Калмана или сигма-точечный фильтр могут оказаться слишком сложными для системы с точки зрения вычислений. Это способно понизить частоту работы всего алгоритма управления до критически низкого значения, что может отрицательно сказаться на точности всей системы.

Фильтр Маджвика обладает аналогичной или большей степенью точности по сравнению с фильтром Калмана в зависимости от настройки систем. При этом его быстродействие гораздо выше. На каждое обновление фильтра требуется 277 скалярных арифметических операций (51 операция сложения, 57 вычитания, 155 умножений, 14 делений и 5 получений квадратного корня). Для его реализации требуется 72 байта оперативной памяти для глобальных переменных и 260 байт оперативной памяти для локальных переменных во время каждого вызова функции обновления фильтра [8, 9]. Наконец, для его настройки требуется варьировать только один параметр, что положительно сказывается на скорости проектирования и отладки.

Заключение. В результате данной работы было сформулировано техническое задание для алгоритма фильтрации данных. Рассмотрены принципы действия основных алгоритмов фильтрации. Проведен сравнительный анализ и выделены преимущества и недостатки каждого из технических решений обработки данных. Сделан вывод о фильтре, который лучше прочих подходит для решения поставленной задачи в условиях сформулированного технического задания.

Литература

- [1] Urrea C., Agramonte R. Kalman filter: historical overview and review of its use in robotics 60 years after its creation. *J. Sensors*, 2021, vol. 2021, no. 5, art. 9674015. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/9674015>
- [2] Kalman R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *J. Basic Eng.*, 1960, vol. 82, no. 1, pp. 35–45. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
- [3] Попов Е.П. Теория линейных систем автоматического регулирования и управления. М., Наука, 1989.
- [4] Доступно о кватернионах и их преимуществах. *habr.com: веб-сайт*. URL: <https://habr.com/ru/post/426863/> (дата обращения: 17.12.2022).

[5] Altmann S.L. Hamilton, Rodrigues, and the quaternion scandal. *Math. Mag.*, 1989, vol. 62, no. 5, pp. 291–308. DOI: <https://doi.org/10.2307/2689481>

[6] Madgwick S.O.H. An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays. X-io and University of Bristol, 2010.

[7] Оценивание пространственной ориентации, или как не бояться фильтров Махони и Маджвика. *habr.com: веб-сайт*. URL: <https://habr.com/ru/post/438060/> (дата обращения: 17.12.2022).

[8] Madgwick S.O.H., Harrison A.J.L., Vaidyanathan R. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm. *Proc. IEEE Int. Conf. on Rehabilitation Robotics*, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICORR.2011.5975346>

[9] Madgwick S.O.H. AHRS algorithms and calibration solutions to facilitate new applications using low-cost MEMS. PhD Theses. University of Bristol, 2014.

Брич Иван Александрович — студент кафедры «Робототехнические системы и мехатроника», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Научный руководитель — Рубцов Василий Иванович, кандидат технических наук, доцент кафедры «Робототехнические системы и мехатроника», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Ссылку на эту статью просим оформлять следующим образом:

Брич И.А. Сравнительный анализ алгоритмов фильтрации данных инерциальных датчиков. *Политехнический молодежный журнал*, 2023, № 02(79).

<http://dx.doi.org/10.18698/2541-8009-2023-02-864>

**COMPARATIVE ANALYSIS OF INERTIAL SENSOR DATA
FILTERING ALGORITHMS**

I.A. Brich

bia17m260@student.bmstu.ru

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

The article is devoted to comparison of the filtering algorithms used for data processing of inertial sensors of angular position of an object in space. To form the task the basic problems which developers face at work with electronic gyroscopes and accelerometers created on MEMS-technology are considered. Three filtering algorithms are presented for comparison: the complementary algorithm, Kalman and Madgwick algorithms. The principles on which these algorithms are built are investigated, and their main advantages and disadvantages are analyzed. A conclusion is made about the choice of the optimal algorithm for the problem in the general case from the author's point of view.

Keywords

Filtering algorithms, inertial position sensors, complementary algorithm, Kalman filter, Madgwick filter, positioning systems, gyro drift, quaternion calculations

Received 10.10.2022

© Bauman Moscow State Technical University, 2022

References

- [1] Urrea C., Agramonte R. Kalman filter: historical overview and review of its use in robotics 60 years after its creation. *J. Sensors*, 2021, vol. 2021, no. 5, art. 9674015. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/9674015>
- [2] Kalman R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *J. Basic Eng.*, 1960, vol. 82, no. 1, pp. 35–45. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
- [3] Popov E.P. Teoriya lineynykh sistem avtomaticheskogo regulirovaniya i upravleniya [Theory of linear systems of automatic regulation and control]. Moscow, Nauka Publ., 1989 (in Russ.).
- [4] *Dostupno o kvaternionakh i ikh preimushchestvakh* [Accessible about quaternions and their advantages]. *habr.com: website* (in Russ.). URL: <https://habr.com/ru/post/426863/> (accessed: 17.12.2022).
- [5] Altmann S.L. Hamilton, Rodrigues, and the quaternion scandal. *Math. Mag.*, 1989, vol. 62, no. 5, pp. 291–308. DOI: <https://doi.org/10.2307/2689481>
- [6] Madgwick S.O.H. An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays. X-io and University of Bristol, 2010.
- [7] Otsenivanie prostranstvennoy orientatsii, ili kak ne boyatsya filtrov Makhoni i Madzhvika [Spatial orientation estimation, or how not to be afraid of Mahoney and Madgwick filters]. *habr.com: website* (in Russ.). URL: <https://habr.com/ru/post/438060/> (accessed: 17.12.2022).
- [8] Madgwick S.O.H., Harrison A.J.L., Vaidyanathan R. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm. *Proc. IEEE Int. Conf. on Rehabilitation Robotics*, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICORR.2011.5975346>

- [9] Madgwick S.O.H. AHRS algorithms and calibration solutions to facilitate new applications using low-cost MEMS. PhD Theses. University of Bristol, 2014.

Brich I.A. — Student, Department of Robotics systems and mechatronics, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Scientific advisor — Rubtsov V.I., Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Robotics systems and mechatronics, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Please cite this article in English as:

Brich I.A. Comparative analysis of inertial sensor data filtering algorithms. *Politekhnikheskiy molodezhnyy zhurnal* [Politechnical student journal], 2023, no. 02(79).
<http://dx.doi.org/10.18698/2541-8009-2023-02-864.html> (in Russ.).