

МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ УКЛОНЕНИЙ ГОРНО-ВЫЕМОЧНОЙ МАШИНЫ НА ОСНОВЕ ФИЛЬТРАЦИИ ДАННЫХ БОРТОВЫХ ДАТЧИКОВ РАССТОЯНИЯ

А.В. Затонский¹, z xenon@narod.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1863-2535>
Н.О. Сергеев², nikitosserg5@gmail.com

¹ Пермский национальный исследовательский политехнический университет,
Березниковский филиал, Березники, Россия

² Пермский национальный исследовательский политехнический университет,
Пермь, Россия

Аннотация. Добыча калийной руды сопряжена с высокими рисками, ключевым из которых является нарушение целостности водозащитной толщи из-за отклонения горно-выемочных машин от проектного курса. **Цель исследования** заключается в разработке метода точной идентификации уклонений горно-выемочной машины в режиме реального времени для обеспечения эффективной и безопасной подземной добычи. **Материалы и методы.** В качестве исходных данных использованы показания четырех бортовых датчиков расстояния, установленных перпендикулярно оси движения комбайна. Расстояние между осями передних и задних датчиков – 8 м, ширина проходки – 5,1 м. Для подавления шумов, вызванных вибрацией и пылью, выполнено сравнение трех алгоритмов фильтрации данных: робастного фильтра Калмана, двухэтапного фильтра (медианный Hampel + Калман) и модельно-ориентированного расширенного фильтра Калмана (EKF). Эффективность фильтрации оценивалась по коэффициенту сглаживания. На основе отфильтрованных данных построена геометрическая модель для расчета курсового угла и восстановления траектории движения комбайна. Точка начала уклонения от прямолинейного курса определялась по критерию устойчивого выхода параметров за пределы 3σ . **Результаты.** Установлено, что лучшие результаты показал метод двухэтапной фильтрации «Hampel + Калман» (средний коэффициент сглаживания 0,8528). На основании отфильтрованных данных восстановлена траектория движения горно-выемочной машины, определен момент начала уклонения от прямолинейного курса на расстоянии 8,925 м от начальной точки. **Заключение.** Предложенный метод фильтрации и геометрического моделирования позволяет идентифицировать отклонения горно-выемочной машины от заданной траектории, но характеризуется накоплением ошибки (дрейфом) при последовательном восстановлении траектории движения и имеет допущение о постоянной скорости. Для устранения систематических погрешностей в дальнейшем предусмотрено объединение фильтра с нейросетевым корректирующим модулем, обученным на имитационной модели движения, а также использование механизма коррекции по одометрическим данным для периодического сброса накопленной ошибки.

Ключевые слова: калийная шахта, горно-выемочная машина, позиционирование, навигация, уклонение от курса, фильтрация данных, фильтр Калмана, фильтр Хампеля, датчики расстояния, обработка сигналов, восстановление траектории

Для цитирования: Затонский А.В., Сергеев Н.О. Метод идентификации уклонений горно-выемочной машины на основе фильтрации данных бортовых датчиков расстояния // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2026. Т. 26, № 3. С. 46–55. DOI: 10.14529/ctcr260304

METHOD FOR IDENTIFYING DEVIATIONS OF A MINING MACHINE BASED ON FILTERING OF DATA FROM ONBOARD DISTANCE SENSORS

A.V. Zatonskiy¹, zxenon@narod.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1863-2535>

N.O. Sergeev², nikitosserg5@gmail.com

¹ Perm National Research Polytechnic University, Berezniki Branch, Berezniki, Russia

² Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia

Abstract. Potash ore mining is associated with high risks, the key of which is the violation of the integrity of the water-resistant stratum due to the deviation of mining machines from the design course. **Aim.** The aim of the study is to develop a method for accurately identifying deviations of a mining machine in real time to ensure efficient and safe underground mining. **Materials and Methods.** The initial data used were readings from four onboard distance sensors installed perpendicular to the axis of the combine's movement. The distance between the axes of the front and rear sensors is 8 m, and the excavation width is 5.1 m. To suppress noise caused by vibration and dust, three data filtering algorithms were compared: a robust Kalman filter, a two-stage filter (median Hampel + Kalman), and a model-oriented extended Kalman filter (EKF). Filtering efficiency was assessed using the smoothing coefficient. Based on the filtered data, a geometric model was constructed to calculate the heading angle and reconstruct the combine's movement trajectory. The starting point of deviation from the straight-line course was determined by the criterion of stable parameter exit beyond the 3σ limits. **Results.** It was found that the two-stage filtering method "Hampel + Kalman" showed the best results (average smoothing coefficient of 0.8528). Based on the filtered data, the movement trajectory of the mining machine was reconstructed, and the moment of deviation from the straight-line course was determined at a distance of 8.925 m from the starting point. **Conclusion.** The proposed method of filtering and geometric modeling allows identifying deviations of the mining machine from the specified trajectory but is characterized by error accumulation (drift) during sequential trajectory reconstruction and assumes a constant speed. To eliminate systematic errors, future work involves combining the filter with a neural network correcting module trained on a simulation model of movement, as well as using a correction mechanism based on odometric data for periodic reset of accumulated error.

Keywords: potash mine, mining machine, positioning, navigation, course deviation, data filtering, Kalman filter, Hampel filter, distance sensors, signal processing, trajectory reconstruction

For citation: Zatonskiy A.V., Sergeev N.O. Method for identifying deviations of a mining machine based on filtering of data from onboard distance sensors. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*. 2026;26(3):46–55. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr260304

Введение

Добыча калийной руды, несмотря на высокий уровень механизации, остается одним из самых сложных и рискованных видов горных работ. Основные трудности носят геологический, технологический и экологический характер.

К геологическим сложностям относятся глубокое залегание пластов (работы ведутся на глубине 200–450 м), ползучесть и пластичность солей, что требует высоких скоростей проходки, быстрого возведения крепи, качественной закладки выработанного пространства. Пласты имеют переменную мощность, прослой пустой породы (галита), изменение состава. Это приводит к колебаниям содержания KCl в руде, непредсказуемым условиям отбойки, риску водопритока. Над солевой толщей залегают водоносные горизонты. Главная катастрофическая опасность для калийной шахты – прорыв напорных вод в выработки через тектонические нарушения или из-за разгерметизации ствола, что может привести к затоплению шахты.

К технологическим сложностям можно отнести ограниченность пространства. Работы ведутся в стесненных подземных условиях. Солевая пыль и влага вызывают коррозию металлических частей оборудования, ускоренный износ движущихся узлов и режущего инструмента комбайна.

Требования безопасной отработки калийных пластов включают в себя обязательное сохранение целостности водозащитной толщи (ВЗТ), что достигается использованием камерных систем разработки с межкамерными целиками. Ключевым условием поддержания устойчивости таких систем является обеспечение проектной мощности целиков и соосности проходимых камер. Одной из основных технологических проблем, препятствующих выполнению этого условия, является отклонение горно-выемочной машины (ГВМ) от заданного курса. Данное отклонение ведет к нарушению геометрических параметров целиков, снижению устойчивости кровли и возрастанию риска обрушения.

Обзор существующих подходов к позиционированию

Условия подземных горных работ, такие как отсутствие GPS, затухание сигнала, пыль, влажность, приводят к невозможности использования для позиционирования традиционных методов FRID, Wi-Fi, ZigBee. Современные методы, как отмечается в работе [1], также имеют определенные ограничения. Сверхширокополосная связь UWB устойчива к многолучевому распространению, имеет высокую точность (до 10–30 см), но требует плотной инфраструктуры и синхронизации. Инерционные системы INS не зависят от внешних сигналов, но подвержены дрейфу. Магнитометрия чувствительна к изменениям металлической среды. LIDAR и визуальное позиционирование VIO имеют высокую точность, но дорогие с точки зрения оснащения и требовательны к вычислениям. Наиболее перспективными признаны гибридные методы, сочетающие несколько технологий. Авторы работы считают, что будущее за интеллектуальными, адаптивными системами, сочетающими сенсоры, искусственный интеллект, цифровые двойники шахт.

Разработка гибридных систем навигации активно развивается. В частности, для позиционирования комбайна в шахте авторами работы [2] предложена комбинация машинного зрения и оптоволоконной инерциальной навигации с последующим слиянием данных через фильтр Калмана. В работе [3] предложен метод определения пространственного положения комбайна по двум векторам: вектору гравитации (измеряется двухосевым инклинометром) и вектору света, который задается направлением указательного лазера, установленного в забое. В отличие от работ [2, 3], где используются визуальные методы, в работе [4] реализована плотно связанная LiDAR-инерционная одометрия с двухэтапной фильтрацией исходного облака точек и факторным графом iSAM2. Экспериментальное сравнение системы с аналогами показало превосходство метода в узких и пыльных тоннелях, где улучшение по RSME достигает 50–92 %. Авторы работы [5] предложили многоуровневый пайплайн, реализующий принцип восстановления движения «от грубого к точному», разработали механизм автоматического обхода деградировавших сенсоров. Это позволило системе сохранять работоспособность даже при частичном отказе сенсоров.

Отдельные исследования посвящены традиционным методам: в работе [6] на примере испытаний в шахте Bogunia (Польша) показана высокая точность гироскопического ориентирования. Оценка точности показала случайную погрешность единичного гироскопического измерения в среднем не более 18 угловых секунд. В статье [7] в реальной шахте испытана UWD-система. Для реализации метода авторами разработана электронная плата на базе чипа DW1000 с микроконтроллером STM32. Для определения положения использована позиционно-скоростная модель с расширенным фильтром Калмана. Результаты показали, что на большинстве участков ошибки локализации не превысили 1 м, но на перекрестке штреков ошибка возросла.

Особого внимания требуют проблемы автономности и накопления ошибок дрейфа в инерциальных системах. Специалисты Горного института УрО РАН разработали систему курсовой навигации для комбайна «Урал-20Р» с использованием бесплатформенной инерциальной навигационной системы (БИНС) с кольцевыми лазерными гироскопами ГЛ-300 [8]. Предварительно были проведены успешные наземные испытания [9], что позволило перейти опытно-промышленным испытаниям. В дальнейших исследованиях авторы планируют дополнительную систему коррекции, основанную на датчике пройденного пути.

В современных исследованиях в области навигации ключевой проблемой остается обеспечение высокой точности оценки положения и ориентации при использовании недорогих инерциальных блоков (IMU). В [10] предложено подавление шумов недорогих IMU с помощью свер-

точной нейросети с дилатированными свертками, а в [11] – алгоритм на основе одного 9-осевого IMU без внешних опорных сигналов и обучающих моделей, с детекцией неподвижного состояния, не зависящий от внешней инфраструктуры.

Исследования в области 3D-картографирования шахт с помощью воздушного лазерного сканирования дают эталонные данные, необходимые для валидации моделей восстановления траекторий. В работе [12] подчеркивается необходимость стандартизации атрибутивного наполнения 3D-моделей. В [13] предложено представление карты на основе сегментации точечных облаков и использования обучаемых дескрипторов. Работа демонстрирует синергетический подход к представлению пространственных данных: единый компактный дескриптор одновременно решает задачи локализации, реконструкции и семантической интерпретации. В [14] систематизированы принципы количественной оценки траекторий для визуальной и визуально-инерциальной одометрии. Авторами показано, что тип преобразования для выравнивания оценочной и эталонной траекторий должен строго соответствовать сенсорной конфигурации системы. Неправильный выбор стратегии выравнивания может исказить ошибку более чем на 150 %. В работе проанализированы метрики абсолютной (ATE) и относительной (RE) ошибки траектории.

В исследовании [15] создана имитационная модель движения горно-выемочной машины (ГВМ), подтверждена возможность качественной идентификации уклонов по данным четырех датчиков расстояния, установленных на бортах комбайна и направленных перпендикулярно ее оси. Авторы отмечают, что применение искусственного интеллекта в системах позиционирования ГВМ является не просто технологическим улучшением, а стратегической необходимостью для повышения безопасности, эффективности и конкурентоспособности горнодобывающих предприятий в условиях цифровой трансформации отрасли.

1. Фильтрация данных

Рассмотренные гибридные системы позиционирования требуют сложной настройки и высокой вычислительной мощности. Для оперативного контроля положения комбайна можно использовать более простые методы. В данном исследовании решается задача восстановления траектории движения комбайна, определения точки начала уклона и угла уклона по данным четырех бортовых датчиков расстояния математическими методами. Поступающие показания датчиков расстояния сильно зашумлены из-за внешних воздействий (пыль и вибрация). Поэтому на первом этапе решается задача фильтрации показаний четырех датчиков, установленных на комбайне: два на передней оси и два на задней оси, база между осями $B = 8$ м. Датчики измеряют расстояния до стенок проходки: d_{Lf} , d_{Lr} , d_{Rf} , d_{Rr} . Ширина проходки $W = 5,1$ м. Скорость движения считаем постоянной $V = 0,3$ м/мин. Период опроса датчиков $dt = 0,25$ мин. На рис. 1 показана схема расположения датчиков.

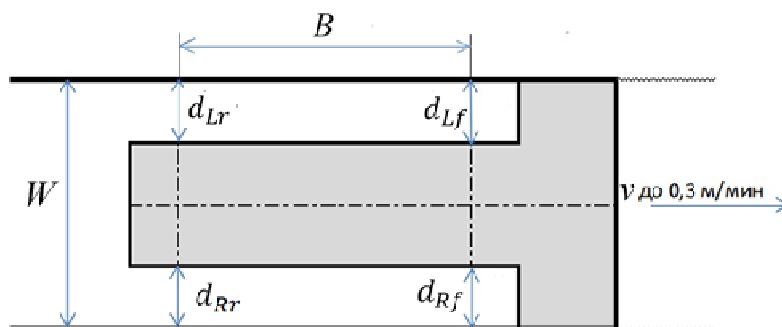


Рис. 1. Расположение датчиков расстояния на комбайне (вид сверху)
Fig. 1. Arrangement of distance sensors on the mining machine (top view)

Экспериментальным образом получены по 1500 значений расстояний от каждого датчика до стенки проходки. За критерий фильтрации принята физическая правдоподобность результатов. Используются следующие методы фильтрации: робастный фильтр Калмана, при котором каждый из четырех датчиков обрабатывается отдельно; двухэтапный робастный фильтр Hampel-фильтр + фильтр Калмана и модельно-ориентированный фильтр EKF по состоянию $[y, \varphi]$.

Для оценки подавления шумовой компоненты применен коэффициент сглаживания, который показывает долю подавленной высокочастотной шумовой составляющей:

$$k = 1 - \frac{\sigma(\Delta y_{\text{фильтр}})}{\sigma(\Delta y_{\text{исх}})},$$

где $\Delta y_i = y_i - y_{i-1}$ – первая разность (оценка высокочастотной составляющей); $\sigma(\Delta y)$ – средне-квадратическое отклонение этих разностей; $y_{\text{исх}}$ – исходный сигнал; $y_{\text{фильтр}}$ – отфильтрованный сигнал.

Ниже приведены сравнительные графики для каждого датчика. По оси Ox отложено расстояние комбайна вдоль движения, по оси Oy – расстояние от датчика до соответствующей боковой стенки проходки.

На рис. 2 показано сравнение фильтрации для левого переднего датчика dLf робастным фильтром Калмана (Robust KF), двухэтапным фильтром: медианный фильтр Hampel + фильтр Калмана (Hampel + KF), модельно-ориентированным фильтром ЕKF по состоянию $[y, \varphi]$.

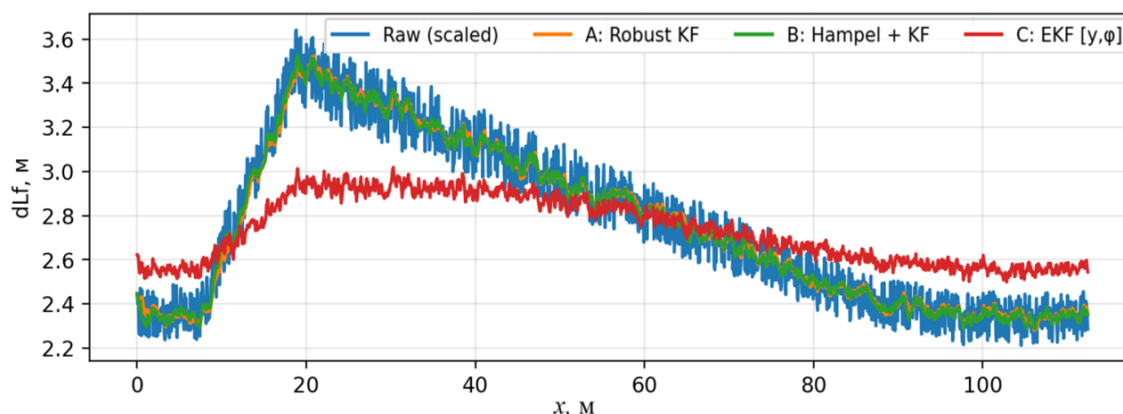


Рис. 2. Сравнение фильтрации для левого переднего датчика dLf: Raw (scaled) – исходные данные; A: Robust KF – робастный фильтр Калмана; B: Hampel + KF – медианный фильтр Хампеля + фильтр Калмана; C: EKF $[y, \varphi]$ – модельно-ориентированный фильтр ЕKF по состоянию $[y, \varphi]$

Fig. 2. Comparison of filtering for the left front sensor dLf: Raw (scaled) – raw data; A: Robust KF – robust Kalman filter; B: Hampel + KF – Hampel median filter + Kalman filter; C: EKF $[y, \varphi]$ – model-oriented extended Kalman filter for state $[y, \varphi]$

На рис. 3–5 показано сравнение фильтрации для остальных трех датчиков вышеперечисленными методами.

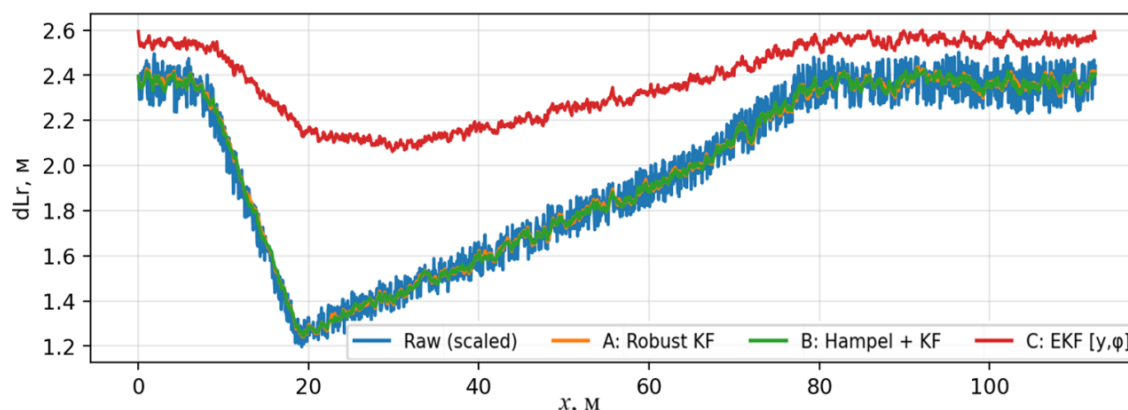


Рис. 3. Сравнение фильтрации для левого заднего датчика dLr: Raw (scaled) – исходные данные; A: Robust KF – робастный фильтр Калмана; B: Hampel + KF – фильтр Хампеля + фильтр Калмана; C: EKF $[y, \varphi]$ – модельно-ориентированный фильтр ЕKF

Fig. 3. Comparison of filtering for the left rear sensor dLr: Raw (scaled) – raw data; A: Robust KF – robust Kalman filter; B: Hampel + KF – Hampel filter + Kalman; C: EKF $[y, \varphi]$ – model-oriented extended Kalman filter

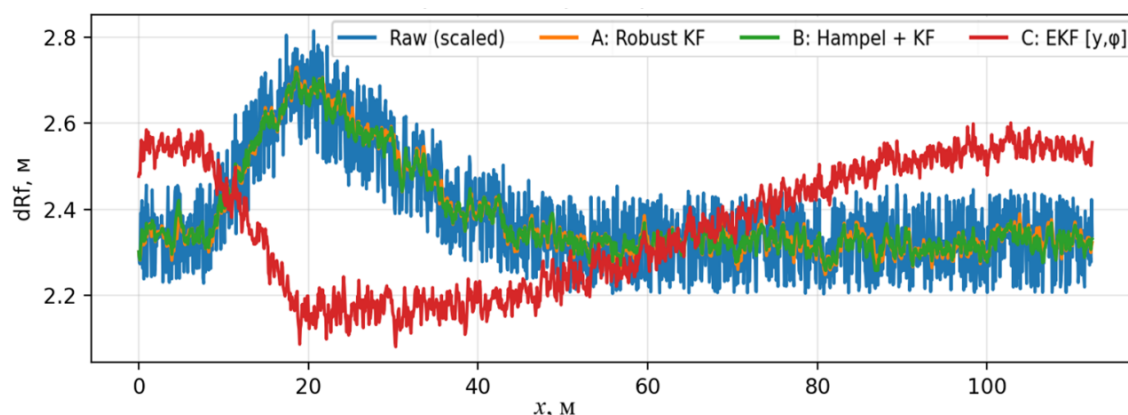


Рис. 4. Сравнение фильтрации для правого переднего датчика dRf: Raw (scaled) – исходные данные; A: Robust KF – робастный фильтр Калмана; B: Hampel + KF – фильтр Хампеля + фильтр Калмана; C: EKF [y, φ] – модельно-ориентированный фильтр EKF

Fig. 4. Comparison of filtering for the right front sensor dRf: (Raw (scaled) – raw data; A: Robust KF – robust Kalman filter; B: Hampel + KF – Hampel filter + Kalman; C: EKF [y, φ] – model-oriented extended Kalman filter

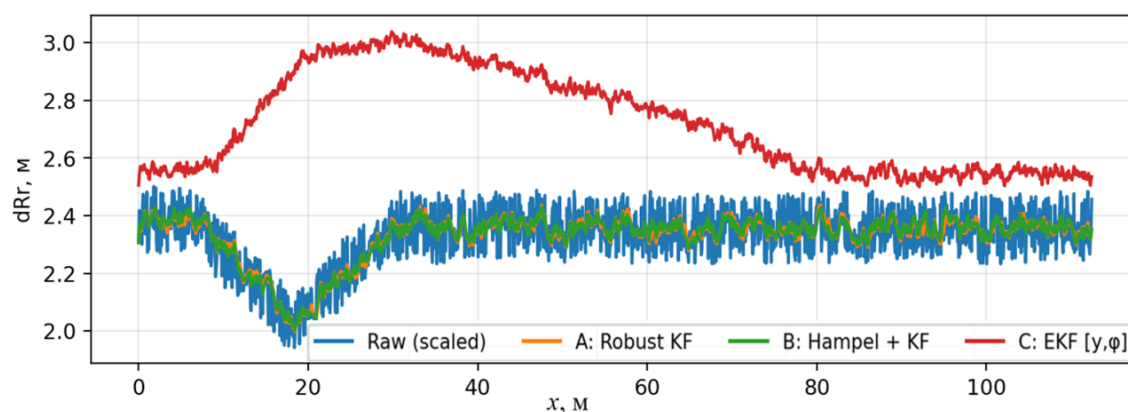


Рис. 5. Сравнение фильтрации для правого заднего датчика dRr: Raw (scaled) – исходные данные; A: Robust KF – робастный фильтр Калмана; B: Hampel + KF – фильтр Хампеля + фильтр Калмана; C: EKF [y, φ] – модельно-ориентированный фильтр EKF

Fig. 5. Comparison of filtering for the right rear sensor dRr: (Raw (scaled) – raw data; A: Robust KF – robust Kalman; B: Hampel + KF – Hampel filter + Kalman; C: EKF [y, φ] – model-oriented EKF

В таблице приведены коэффициенты сглаживания по каждому датчику и усредненные значения по использованным методам.

Коэффициенты сглаживания по методам фильтрации
Smoothing coefficients for filtering methods

Датчик	Robust KF	Hampel + KF	EKF [y, φ]
dLf	0,8623	0,8513	0,8028
dLr	0,8361	0,8519	0,8442
dRf	0,8538	0,8561	0,7781
dRr	0,8438	0,8517	0,8595
Среднее	0,8490	0,8528	0,8211

Несмотря на то, что коэффициент сглаживания, полученный при использовании метода фильтрации EKF [y, φ], высокий, кривая данных, полученных по этому методу, находится достаточно далеко от исходных данных (см. рис. 2–5). Это происходит потому, что в отличие от других методов метод EKF [y, φ] фильтрует не сам датчик сигнала, а модель состояния $x = \begin{bmatrix} y \\ \varphi \end{bmatrix}$, констатирует наиболее вероятное положение комбайна. В нашем случае он хорошо убрал шум ($k = 0,8211$), но при этом подогнал траекторию под физически возможное движение комбайна.

По среднему коэффициенту сглаживания лучшим оказался метод Hampel + KF. Этот метод обеспечивает наибольшее подавление выбросов (за счет медианного этапа) при сохранении плавного поведения фильтрованного сигнала.

2. Геометрическая модель: смещение и курс

По отфильтрованным расстояниям вычислены угол рыскания комбайна и определены его координаты в точках получения сигналов от датчиков.

Для определения курсового угла использована формула

$$\varphi = \arctg \frac{(d_{Rf} - d_{Rr}) + (d_{Lf} - d_{Lf})}{2B}.$$

Траектория восстанавливается интегрированием курса:

$$x_{k+1} = x_k + dS \cdot \cos\varphi;$$

$$y_{k+1} = y_k + dS \cdot \sin\varphi.$$

При восстановлении траектории движения комбайна для сглаживания данных датчиков расстояния применен двухэтапный робастный фильтр Hampel-фильтр (умная медиана) + фильтр Калмана (Hampel + KF). Восстановленная траектория показана на рис. 6.

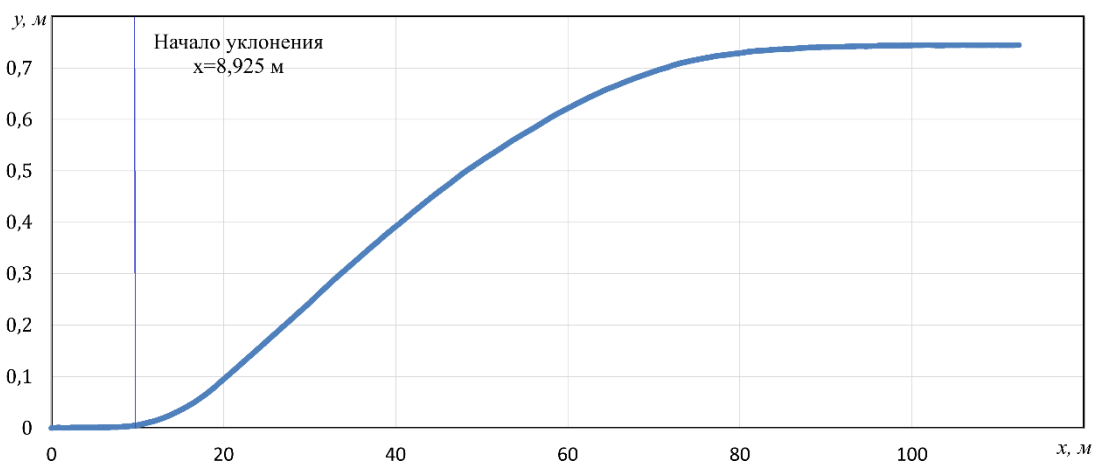


Рис. 6. Траектория $y(x)$, восстановленная по данным, отфильтрованным по методу Hampel + KF
Fig. 6. Trajectory $y(x)$ reconstructed from data filtered using the Hampel + KF method

3. Определение точки начала уклонения от прямолинейной траектории

Начало уклонения определялось по критерию устойчивого выхода параметра φ за пределы 3σ относительно стартового участка (первые 100 измерений). Условие считалось выполненным, если превышение наблюдалось не менее 10 измерений подряд.

Порог 3σ выбран на основе правила трех сигм, согласно которому при нормальном распределении случайных ошибок 99,7 % результатов обнаруживаются в пределах $\pm 3\sigma$, т. е. если параметр устанавливается за пределы 3σ , это значит, что на начало отклонения траектории движения комбайна не влияет случайное измерение шума.

Среднеквадратическое отклонение σ рассчитано по формуле

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2},$$

где x_i – значения y_i или φ_i ; $\bar{x}$ – их среднее значение на участке установившегося движения; N – число отсчетов.

Начало уклонения зафиксировано на индексе 119 ($t \approx 29,75$ мин), что соответствует расстоянию вдоль оси Ox около 8,925 м от начала движения (см. рис. 6).

Заключение

Реализованы три подхода к подавлению шума в данных датчиков расстояния: робастный фильтр Калмана, Hampel + Калман и модельно-ориентированный EKF по состоянию $[y, \varphi]$.

По критерию k (коэффициент сглаживания) лучшим оказался метод двухэтапного робастного фильтра Hampel-фильтр (умная медиана) + фильтр Калмана ($k_{cp} = 0,8528$).

По данным, сглаженным фильтром Hampel + KF, восстановлены траектория $y(x)$, обнаружено начало уклонения на расстоянии $x = 8,925$ м.

Рассмотренный метод восстановления траектории по отфильтрованным данным имеет ряд недостатков. Существующие методы измерения расстояний до стен шахтной выработки сталкиваются с рядом возможных помех, таких как шероховатость и неровность поверхности, загрязнение датчиков, вибрация от оборудования. Применение фильтров позволяет частично сгладить эти отклонения и повысить стабильность расчета угла отклонения, однако полностью устранить погрешности измерения не представляется возможным.

Дополнительной проблемой является накопление ошибок позиционирования. При последовательном вычислении координат комбайна на основе измеренного угла и пройденного пути даже небольшие неточности со временем суммируются, что приводит к значительному отклонению от реального местоположения.

При нахождении координат комбайна в заданные моменты времени предполагалось, что скорость комбайна постоянна, что не соответствует реальным условиям эксплуатации. В процессе работы возможно проскальзывание гусеничного хода, оказывающее влияние и на скорость, и на траекторию движения комбайна.

Для решения проблемы дрейфа и повышения надежности системы планируется объединить результаты исследования [15] и полученных результатов. Использование имитационной модели, разработанной в исследовании [15], для обучения нейронной сети поможет повысить точность измерения положения комбайна. Интеграция алгоритмов фильтров с инерциальной навигацией и одометрией позволит применить нейронную сеть в качестве корректирующего звена, использующего данные датчиков расстояния для сброса накопленной ошибки позиционирования.

Список литературы

1. Underground Mine Positioning: A Review / F. Seguel, P. Palacios-Játiva, C.A. Azurdia-Meza et al. // IEEE Sensors Journal. 2022. Vol. 22, no. 6. P. 4755–4771. DOI: 10.1109/JSEN.2021.3112547
2. Wan J. et al. Vision and Inertial Navigation Combined-Based Pose Measurement Method of Cantilever Roadheader // Sustainability. 2023. Vol. 15, no. 8. P. 4018. DOI: 10.3390/su15054018
3. Huang Z. A multi-vision based pose measurement method for coal mine roadheader // IEEE Sensors Journal. 2025. Vol. 25, no. 19. P. 36906–36914. DOI: 10.1109/jsen.2025.3591429
4. Chen J., Wang H., Yang S. Tightly Coupled LiDAR-Inertial Odometry and Mapping for Underground Environments // Sensors. 2023. Vol. 23 (15). P. 6834. DOI: 10.3390/s23156834
5. Zhang J., Singh S. Laser–visual–inertial odometry and mapping with high robustness and low drift // Journal of Field Robotics. 2018. Vol. 35 (5). P. 1242–1264. DOI: 10.1002/rob.21809
6. Szafarczyk A., Skaba A., Sokalla K. Implementation of gyroscope measurements in underground mines; focus on the mine of ruch (unit) “Borynia” in the Jastrzębie Coal Company // Geoinformatica Polonica. 2019. Vol. 18. P. 113–120. DOI: 10.4467/21995923GP.19.009.11576
7. Development and Evaluation of a UWB–Based Indoor Positioning System for Underground Mine Environments / M. Ziegler, A.E. Kianfar, T. Hartmann, E. Clausen // Mining, Metallurgy & Exploration. 2023. Vol. 40. P. 1021–1040. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42461-023-00797-z> (дата обращения: 22.04.2026).
8. Практический опыт курсовой навигации проходческо-очистного комбайна на калийном месторождении / А.И. Кузнецов, Д.С. Кормщиков, Н.А. Князев, Я.Д. Кузнецов // Известия ТулГУ. Науки о Земле. 2024. № 4. С. 685–699.
9. Система навигации проходческо-очистного комбайна на калийных рудниках / Л.Ю. Левин, Д.С. Кормщиков, Е.Г. Кузьминых, А.М. Мачерет // Горный журнал. 2021. № 4. С. 92–96. DOI: 10.17580/gzh.2021.04.13
10. Brossard M., Bonnabel S., Barrau A. Denoising IMU Gyroscopes with Deep Learning for Open-Loop Attitude Estimation // IEEE Robotics and Automation Letters. 2020. Vol. 5, no. 3. P. 4796–4803. DOI: 10.1109/lra.2020.3003256
11. Ding Y., Kim Y., Kim H. A Study on a High-Precision 3D Position Estimation Technique Using Only an IMU in a GNSS Shadow Zone // Sensors. 2025. Vol. 25 (23), P. 7133. DOI: 10.3390/s25237133
12. Повышение качества цифровых «двойников» горнодобывающих предприятий на базе стандартизации атрибутивного наполнения технологических 3D-моделей в ГГИС / Д.А. Стадник,

О.З. Габараев, Н.М. Стадник, К.Л. Григорян // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2020. № 11-1. С. 202-212. DOI: 10.25018/0236-1493-2020-111-0-202-212

13. SegMap: segment-based mapping and localization using data-driven descriptors / R. Dube, A. Cramariuc, D. Dugas et al. // The International Journal of Robotics Research. 2019. DOI: 10.1177/0278364919863090

14. Zhang Z., Scaramuzza D. A Tutorial on Quantitative Trajectory Evaluation for Visual(-Inertial) Odometry // 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid, Spain, 2018. P. 7244–7251. DOI: 10.1109/IROS.2018.8593941

15. Затонский А.В., Михалев П.В. Разработка имитационной модели движения горно-выбывочной машины // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2019. Т. 19, № 2. С. 166–174. DOI: 10.14529/ctcr190216

References

1. Seguel F., Palacios-Játiva P., Azurdia-Meza C.A. et al. Underground Mine Positioning: A Review. *IEEE Sensors Journal*. 2022;22(6):4755–4771. DOI: 10.1109/JSEN.2021.3112547

2. Wan J. et al. Vision and Inertial Navigation Combined-Based Pose Measurement Method of Cantilever Roadheader. *Sustainability*. 2023;15(8):4018. DOI: 10.3390/su15054018

3. Huang Z. A multi-vision based pose measurement method for coal mine roadheader. *IEEE Sensors Journal*. 2025;25(19):36906–36914. DOI: 10.1109/jsen.2025.3591429

4. Chen J., Wang H., Yang S. Tightly Coupled LiDAR-Inertial Odometry and Mapping for Underground Environments. *Sensors*. 2023;23(15):6834. DOI: 10.3390/s23156834

5. Zhang J., Singh S. Laser-visual-inertial odometry and mapping with high robustness and low drift. *Journal of Field Robotics*. 2018;35(5):1242–1264. DOI: 10.1002/rob.21809

6. Szafarczyk A., Skaba A., Sokalla K. Implementation of gyroscope measurements in underground mines; focus on the mine of ruch (unit) “Borynia” in the Jastrzębie Coal Company. *Geoinformatica Polonica*. 2019;18:113–120. DOI: 10.4467/21995923GP.19.009.11576

7. Ziegler M., Kianfar A.E., Hartmann T., Clausen E. Development and Evaluation of a UWB-Based Indoor Positioning System for Underground Mine Environments. *Mining, Metallurgy & Exploration*. 2023;40:1021–1040. Available at: <https://doi.org/10.1007/s42461-023-00797-z> (accessed 22.04.2026).

8. Kuznetsov A.I., Kormshchikov D.S., Knyazev N.A., Kuznetsov Ya.D. Practical experience of course navigation a potash-powered tunneling and cleaning combin the deposit. *Izvestiya Tulskogo gosudarstvennogo universiteta. Nauki o zemle*. 2024;(4):685–699. (In Russ.)

9. Levin L.Yu., Kormshchikov D.S., Kuzminykh E.G., Macheret A.M. Navigation system for heading machines in p otash mines Information about authors. *Gornyi zhurnal*. 2021;(4):92–96. (In Russ.) DOI: 10.17580/gzh.2021.04.13

10. Brossard M., Bonnabel S., Barrau A. Denoising IMU Gyroscopes with Deep Learning for Open-Loop Attitude Estimation. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2020;5(3):4796–4803. DOI: 10.1109/lra.2020.3003256

11. Ding Y., Kim Y., Kim H. A Study on a High-Precision 3D Position Estimation Technique Using Only an IMU in a GNSS Shadow Zone. *Sensors*. 2025;25(23):7133. DOI: 10.3390/s25237133

12. Stadnik D.A., Gabaraev O.Z., N.M. Stadnik, Grigoryan K.L. Digital twin quality improvement for mines through standardization of attribute content for 3D GIS-based geotechnical modeling. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2020;(11-1):202–212. (In Russ.) DOI: 10.25018/0236-1493-2020-111-0-202-212

13. Dube R., Cramariuc A., Dugas D., Sommer H., Dymczyk M., Nieto J., Siegwart R., Cadena C. SegMap: segment-based mapping and localization using data-driven descriptors. *The International Journal of Robotics Research*. 2019. DOI: 10.1177/0278364919863090

14. Zhang Z., Scaramuzza D. A Tutorial on Quantitative Trajectory Evaluation for Visual(-Inertial) Odometry. In: *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Madrid, Spain, 2018. P. 7244–7251. DOI: 10.1109/IROS.2018.8593941

15. Zatonskiy A.V., Mikhalev P.V. Design of Imitating Model of Mining Mashine. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*. 2019;19(2):166–174. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr190216

Информация об авторах

Затонский Андрей Владимирович, д-р техн. наук, проф., заведующий кафедрой автоматизации технологических процессов, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Березниковский филиал, Березники, Россия; z xenon@narod.ru.

Сергеев Никита Олегович, аспирант кафедры информационных технологий и автоматизированных систем электротехнического факультета, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, nikitosserg5@gmail.com.

Information about the authors

Andrey V. Zatonskiy, Dr. Sci. (Eng.), Prof., Head of the Department of Automation of Technological Processes, Perm National Research Polytechnic University, Berezniki Branch, Berezniki, Russia; z xenon@narod.ru.

Nikita O. Sergeev, Postgraduate student of the Department of Information Technology and Automated Systems of the Faculty of Electrical Engineering, Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia; nikitosserg5@gmail.com.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article.

The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 22.04.2026

The article was submitted 22.04.2026