

# Автоматизированные системы управления технологическими процессами

УДК 622.6 + 004.92

DOI: 10.14529/ctcr210212

## РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ОДОМЕТРИЧЕСКОГО ПОЗИЦИОНИРОВАНИЯ ГОРНО-ВЫЕМОЧНОЙ МАШИНЫ ПОД ЗЕМЛЕЙ ПОСРЕДСТВОМ ПРИМЕНЕНИЯ ФИЛЬТРА КАЛМАНА

**И.М. Шевелев, А.В. Затонский**

*Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Березниковский филиал, г. Березники, Россия*

В современной горнодобывающей промышленности актуальной технической задачей является внедрение автоматических систем, обеспечивающих ориентирование и позиционирование горно-выемочных машин при отработке промышленных пластов. Существует несколько основных технологий, применяемых для позиционирования комбайнов под землей, однако сфера их применения ограничена различными горно-геологическими и технологическими факторами. В условиях отработки промышленных пластов ВКМКС подавляющее большинство из них не подходит. **Цель работы:** разработать новый подход к задаче одометрического позиционирования горно-выемочной машины под землей, а также создать имитационную модель, позволяющую с необходимой степенью точности определять текущее и прогнозируемое удаление комбайна от начала выработки в условиях зашумленности измерений. **Материалы и методы.** В качестве технического решения поставленной задачи предлагается применение технологии BLE (Bluetooth Low Energy): iBeacon-маячки будут сбрасываться по ходу движения комбайна, а датчик, прикрепленный сзади бункера-перегрузателя, будет считывать расстояния до маячка. Для имитационного моделирования неопределенности при движении комбайна рассматривалась гипотеза о нормальном распределении скорости движения на участках случайной длины. При моделировании сбрасывания маячка использовалась гипотеза о том, что величина рассеяния маячка при падении является двумерной нормально распределенной случайной величиной. Зашумленные измерения генерировались стохастическим процессом с возрастающими границами разброса при удалении датчика от маячка. В качестве инструмента, обрабатывающего зашумленные измерения, применялся фильтр Калмана. **Результаты.** Создана модель, имитирующая случайные скорости движения комбайна на участках случайной длины, а также смоделирован случайный разброс при скидывании Bluetooth-маячков. Для генерации измерений датчика разработан алгоритм, позволяющий учитывать увеличение зашумленности показаний при удалении от ближайшего сброшенного маячка. Для обработки моделируемых измерений и правильного определения дистанции маячок-датчик использован алгоритм Калмановской фильтрации. **Заключение.** Предлагаемый подход и созданная имитационная модель позволяют с заданной степенью точности определять и прогнозировать расстояние до удаляющегося комбайна при отработке промышленных пластов.

*Ключевые слова:* горно-выемочные машины, подземное позиционирование, одометр, Bluetooth Low Energy, iBeacon, фильтр Калмана.

### Введение

В современной горной промышленности оптимальные режимы работы различных комплексов и механизмов, обеспечивающих необходимую эффективность при добыче полезного ископаемого, не могут быть выполнены без внедрения автоматизированных систем управления. Актуальность автоматизации растет и в калийной отрасли, где точность отработки достаточно небольших промышленных пластов может быть обеспечена только современными программно-техническими средствами, внедряемыми в отработанные годами процессы механизации при проведении выработок [1].

## Автоматизированные системы управления...

Проведение горных выработок при отработке пластов осуществляется посредством добычных комбайновых комплексов (рис. 1), в состав которых входят проходческо-очистной комбайн, бункер-перегрузатель и шахтный самоходный вагон [2].

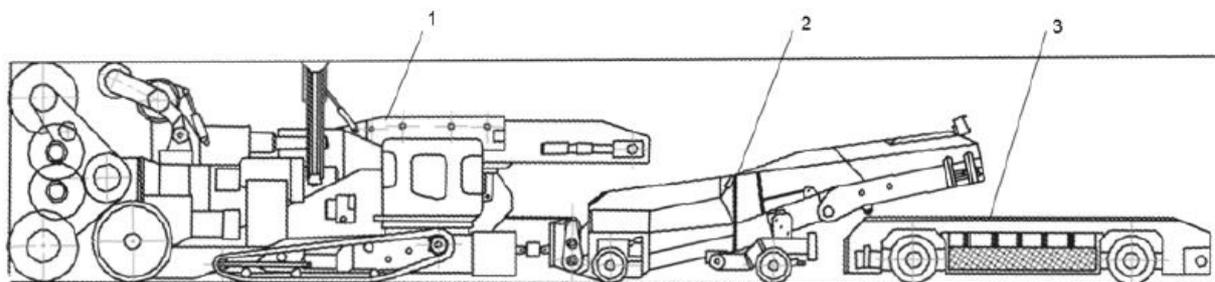


Рис. 1. Комбайновый комплекс: 1 – проходческо-очистной комбайн; 2 – бункер-перегрузатель; 3 – шахтный самоходный вагон  
Fig. 1. Combine complex: 1 – road heading machine; 2 – loading bunker; 3 – mine self-propelled car

Важность соблюдения маркшейдерских указаний при горнопроходческих работах на ВКМКС обуславливается необходимостью оставления целиков и камер заданных проектируемых размеров в целях прежде всего сохранения несущей мощности водозащитной толщи [3].

Таким образом, проблема ориентирования и позиционирования горно-выемочной машины под землей является важной технической задачей, которая может быть решена в том числе и внедрением автоматических систем, обеспечивающих проведение выработок в заданном направлении, с целью обеспечения программного контроля за положением комбайна в вертикальной и горизонтальной плоскостях.

Для решения поставленной задачи необходимы датчики по отклонению ГВМ в горизонтальной и вертикальной плоскости, а также одометрические данные по удалению комбайна от стартовой позиции (предполагается, что крен комбайна влево-вправо отсутствует в связи с надежными данными гироскопа в кабине комбайнера).

В данной работе рассматривается задача моделирования показаний виртуального одометра, а также процесс построения алгоритма, необходимого для позиционирования ГВМ по этим показаниям. При этом учитывается, что одометр будет использоваться как вспомогательный датчик в комбинации с другими датчиками [4, 5], так как из-за движения комбайна в разных плоскостях данных одного одометра для оценки положения будет недостаточно.

Существуют различные технологии, применяемые для ориентации ГВМ под землей [6], однако в условиях отработки промышленных пластов ВКМКС подавляющее большинство из них не подходит. Применение лазерных и оптических систем для ориентации невозможно в связи с низкой видимостью по причине неизбежной запыленности проходимых выработок; тахеометрические системы не могут быть применимы из-за ограничений на использование различного вида транспорта для отбитой горной массы; применение инерциальных систем будет связано с большими погрешностями в связи с высокими вибрационными возмущениями комбайна, вызванными работой исполнительного органа, а также самим перемещением за счет гусеничного хода.

### 1. Предлагаемое техническое решение

В данной работе для решения одометрической задачи предлагается использовать технологию BLE (Bluetooth Low Energy), которая уже давно внедряется для решения различных задач indoor-навигации внутри помещений [7, 8]. Сзади бункера-перегрузателя по центру на высоте  $h$  от почвы камеры будет установлен датчик, принимающий сигнал. Чуть ниже под датчиком будет находиться устройство, сбрасывающее iBeacon-маячок при удалении датчика на заданный шаг  $\Delta$  от предыдущего сброшенного маячка (рис. 2).

При удалении комбайна от последнего сброшенного маячка датчик будет принимать все уменьшающийся уровень сигнала и показывать расстояние между маячком и датчиком (рис. 3). Значения расстояний, соответствующие определенному уровню сигнала, будут являться техническими характеристиками конкретного устройства, настраиваемыми под условия эксплуатации и определяемыми при его калибровке [9].

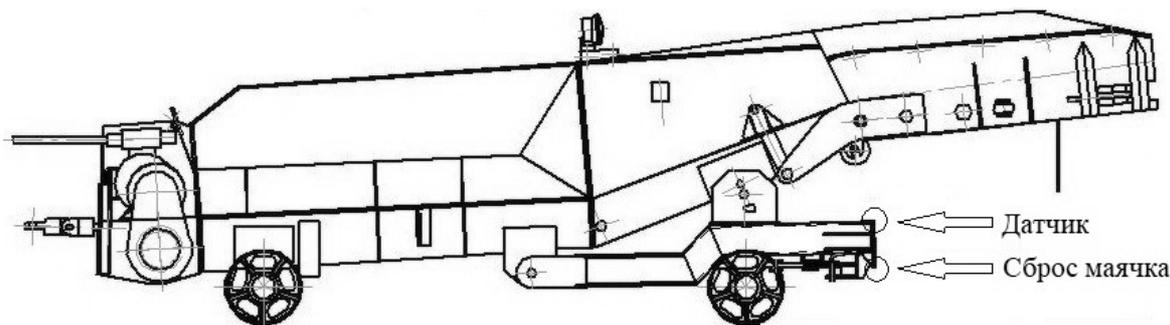


Рис. 2. Расположение датчика и устройства для сбрасывания маячка на бункере-перегрузателе

Fig. 2. Location of the sensor and device for dropping the beacon on the loading bunker



Рис. 3. Пример сбрасывания маячков по ходу движения комбайна (срез сверху)  
Fig. 3. An example of dropping beacons in the direction of the combine's movement (cut from above)

Для моделирования получаемых датчиком от ближайшего маячка зашумленных наблюдений была построена модель движения комбайна.

## 2. Создание имитационной модели

### 2.1. Моделирование движения комбайна

На первом шаге моделирования было сделано предположение, что процесс проходки всей длины обрабатываемой камеры состоит из нескольких участков, на которых скорость комбайна примерно постоянна. Поэтому камера длиной 200 метров разбивалась на случайное количество отрезков случайной длины  $U$ . При этом принималась гипотеза о том, что случайная величина  $U$  распределена равномерно, так как длина каждого из таких отрезков равновероятна, и имеет плотность распределения:

$$f_U(u) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & \text{если } u \in [a, b]; \\ 0, & \text{если } u \notin [a, b], \end{cases} \quad (1)$$

где значения  $a$  и  $b$  могут быть любыми от 0 до 200 (в работе принималось, например, что  $a = 0$ ,  $b = 20$ ).

Значения  $U_i$  моделировались до тех пор, пока их сумма не превышала длину обрабатываемой камеры:  $\sum_{i=1}^k U_i \leq 200$ . При этом длина последнего участка корректировалась так:

$$U_{k+1} = U_{k+1} - \left( \sum_{i=1}^{k+1} U_i - 200 \right).$$

На следующем шаге моделирования для каждого значения  $U_i$  генерировалось значение  $V_i$  – примерной средней скорости комбайна на данном участке. Была принята гипотеза о том, что  $V$  – случайная величина с нормальным законом распределения и плотностью вероятности [10]:

$$f_V(v) = \frac{1}{\sigma_v \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(v-v_{cp})^2}{2\sigma_v^2}}, \quad (2)$$

где  $\sigma_v$  – среднеквадратическое отклонение от  $MV = v_{cp}$ .

Из нормативных документов известно, что максимальная скорость комбайна на перегонах равняется 3 м/мин. Однако при отработке горной породы такая скорость не годится, поэтому среднее значение скорости  $v_{cp}$  при отработке было рассчитано по-другому [11, 12]:

$$v_{cp} = \frac{Q}{S \cdot \gamma}, \quad (3)$$

где  $Q$  – средняя производительность комбайна Урал-20П, т/мин;  $S$  – площадь поперечного сечения выработки, м<sup>2</sup>;  $\gamma$  – удельная плотность добываемых солевых пород, т/м<sup>3</sup>.

В итоге было получено следующее значение для средней скорости  $v_{cp}$  при отработке промышленных пластов:

$$v_{cp} = \frac{8 \text{ т/мин}}{15,6 \text{ м}^2 \cdot 2,08 \text{ т/м}^3} \approx 0,25 \text{ м/мин} = 0,004 \text{ м/с}.$$

Для расчета  $\sigma_v$  предполагалось, что минимальная скорость и максимальная скорость при отработке пласта примерно равноудалены от  $v_{cp}$ , то есть минимальная скорость близка к нулю, а максимальная близка к 0,01 м/с, тогда согласно правилу «трех сигма»:

$$\sigma_v = \frac{0,01 \text{ м/с} - 0,004 \text{ м/с}}{3} \approx 0,002 \text{ м/с}.$$

Таким образом удалось смоделировать движение комбайна со случайными скоростями на отрезках случайной длины. Посекундный замер расстояния от удаляющегося датчика до начала координат показан на рис. 4.

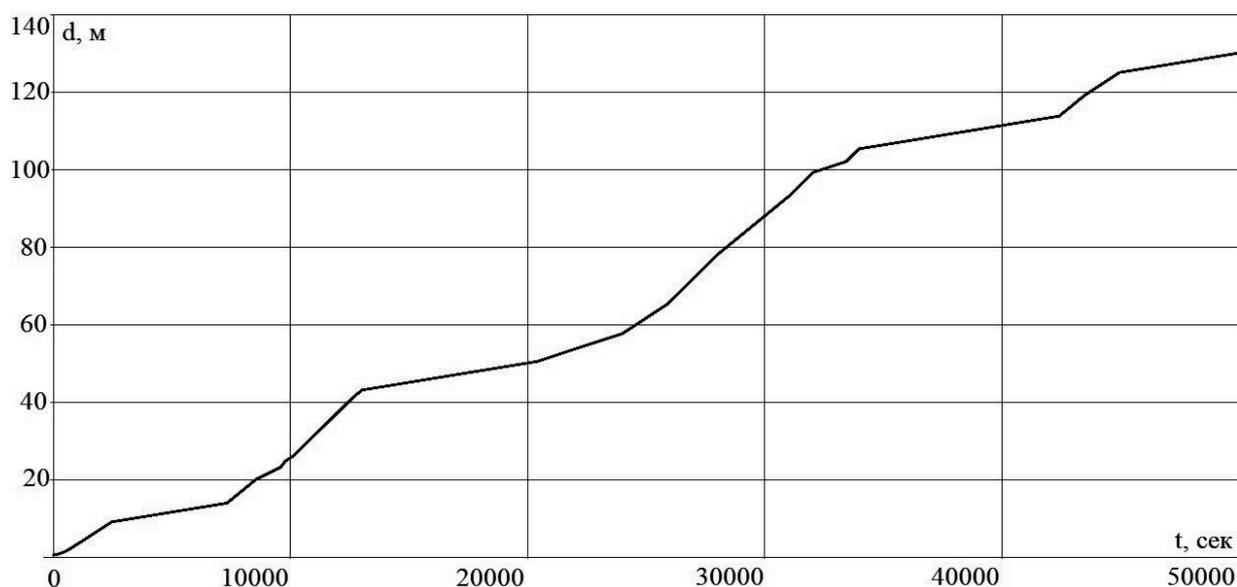


Рис. 4. Посекундный замер расстояния от удаляющегося датчика до начала координат  
Fig. 4. Secondary measurement of the distance from the receding sensor to the origin

**2.2. Моделирование сброса маячка**

Далее моделировалось случайное скидывание маячка. Маячок из-за вибрации комбайна при скидывании случайно отклоняется в стороны по координате  $X$  и  $Y$ . Для моделирования была рассмотрена гипотеза о нормальном распределении такой двумерной случайной величины  $M(X, Y)$  с плотностью распределения:

$$\varphi_M(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y\sqrt{1-\rho^2}} e^{-L(x, y)}, \quad (4)$$

$$\text{где } L(x, y) = \frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[ \left( \frac{x-a_x}{\sigma_x} \right)^2 - 2\rho \cdot \frac{x-a_x}{\sigma_x} \cdot \frac{y-a_y}{\sigma_y} + \left( \frac{y-a_y}{\sigma_y} \right)^2 \right].$$

При этом считалось, что случайные величины  $X$  и  $Y$  независимы друг от друга (хотя, вообще говоря, это необязательно так, но в данной модели рассматривался именно такой случай), поэтому коэффициент корреляции  $\rho$  между  $X$  и  $Y$  практически будет равен нулю, то есть им можно пренебречь, поэтому уравнение для плотности распределения двумерной случайной величины упрощалось:

$$\varphi_M(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-L(x, y)}, \quad (5)$$

где

$$L(x, y) = \frac{1}{2} \left[ \left( \frac{x-a_x}{\sigma_x} \right)^2 + \left( \frac{y-a_y}{\sigma_y} \right)^2 \right],$$

где  $a_x$  и  $a_y$  – координаты  $x$  и  $y$  устройства сбрасывания маячка в момент сбрасывания;  $\sigma_x$  и  $\sigma_y$  – среднеквадратические отклонения, характеризующие разброс по  $x$  и  $y$  соответственно; в модели принималось, что  $\sigma_x = \sigma_y = \frac{1-0}{3} = 0,333$  м согласно «правилу трех сигма» для максимального разброса в 1 м.

На рис. 5 показан посекундный замер расстояния от удаляющегося датчика до начала координат (линия 1), а также посекундный замер от удаляющегося датчика до ближайшего сброшенного маячка (линия 2), с учетом того, что шаг сбрасывания равен 15 м.

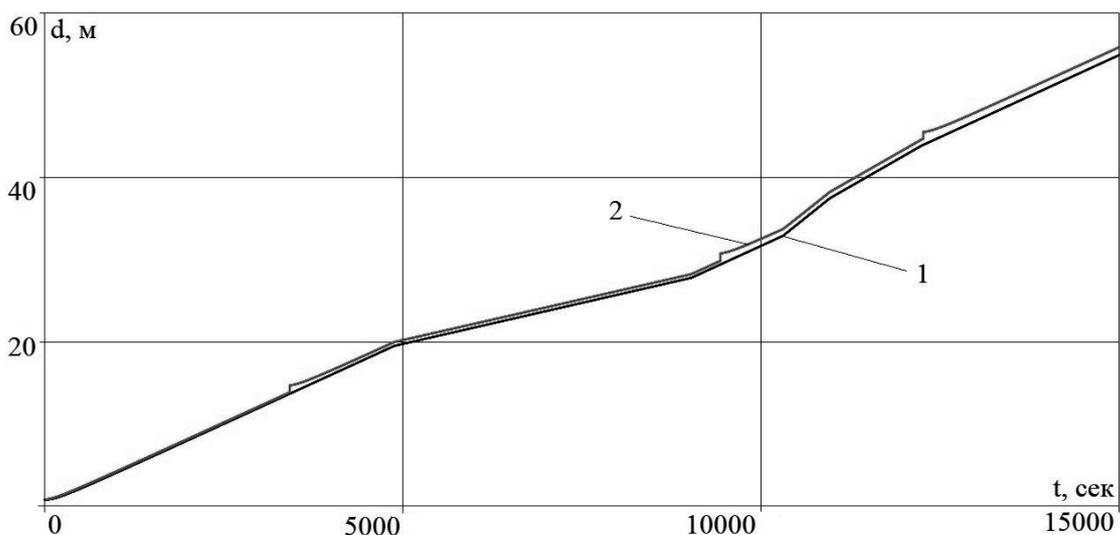


Рис. 5. Посекундный замер расстояния: 1 – от удаляющегося датчика до начала координат; 2 – от удаляющегося датчика до ближайшего сброшенного маячка

Fig. 5. Measuring the distance per second: 1 – from the remote sensor to the origin; 2 – from the remote sensor to the nearest dropped beacon

### 2.3. Моделирование шума датчика

Последующим шагом моделирования было моделирование шума измерений расстояний удаляющегося датчика до ближайшего маячка. Шум показаний датчика моделировался нормально распределенной случайной величиной  $D$  с плотностью распределения:

$$f_D(d) = \frac{1}{\sigma_{\partial_k} \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(d-\partial_k)^2}{2\sigma_{\partial_k}^2}}, \quad (6)$$

где  $\partial_k$  – расстояние от ближайшего маячка до датчика в  $k$ -й момент времени;  $\sigma_{\partial_k}$  – среднеквадратическое отклонение, характеризующее границы разброса показаний датчика в  $k$ -й момент времени.

При этом при моделировании шума необходимо было учитывать, что границы разброса зашумленных показаний возрастают линейно в зависимости от удаления датчика от маячка [13]. Поэтому было принято, что верхняя граница  $g_2(\partial_k)$  и нижняя границы  $g_1(\partial_k)$  шума зависят от расстояния  $\partial_k$  следующим образом:

$$\begin{cases} g_1(\partial_k) = 0,5\partial_k; \\ g_2(\partial_k) = 1,5\partial_k, \end{cases} \quad (7)$$

что отображено на рис. 6 ( $R_1$  – расстояние от маячка до датчика, средняя линия –  $\partial_k$ , верхняя граница –  $g_2(\partial_k)$ , нижняя граница –  $g_1(\partial_k)$ ), а  $\sigma_{\partial_k}$  в каждый  $k$ -й момент времени рассчитывалось согласно правилу «трех сигма» так:

$$\sigma_{\partial_k} = \frac{[g_2(\partial_k) - g_1(\partial_k)] / 2}{3}, \quad (8)$$

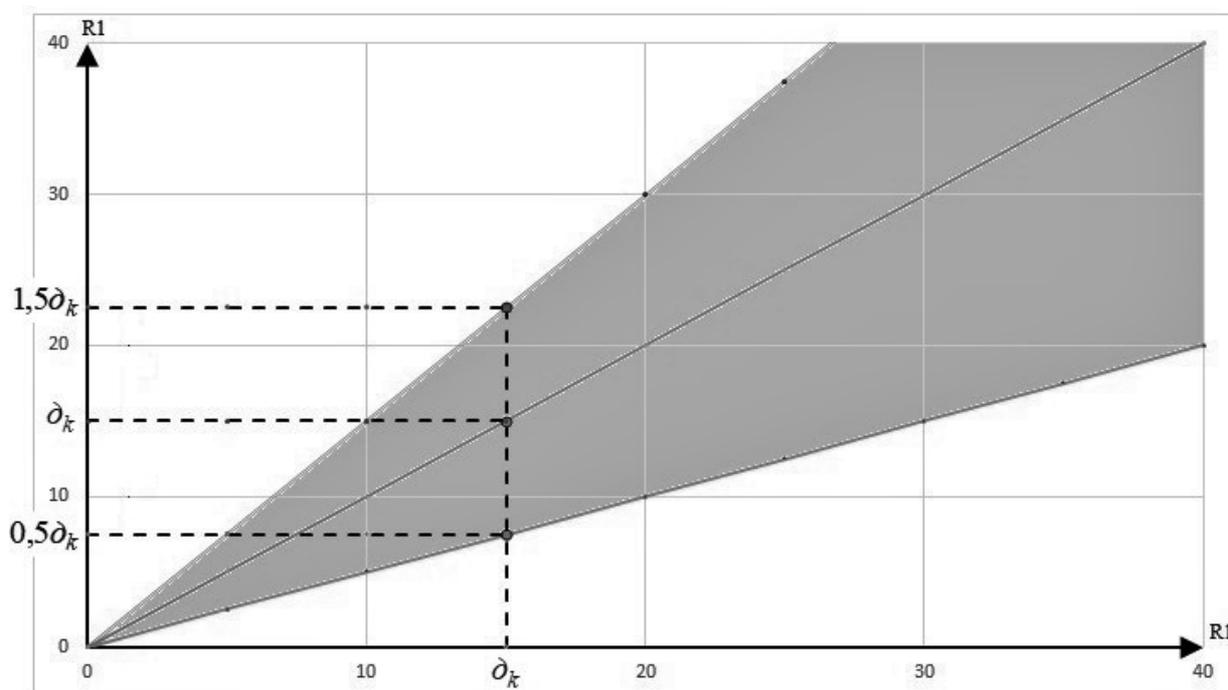


Рис. 6. Возрастание границ разброса измерений при удалении датчика от маячка  
Fig. 6. The increase in the measurement scatter boundaries when the sensor moves away from the beacon

В результате удалось смоделировать зашумленные случайные показания  $d_k$  удаляющегося от ближайшего маячка датчика с шагом скидывания 15 м (рис. 7).

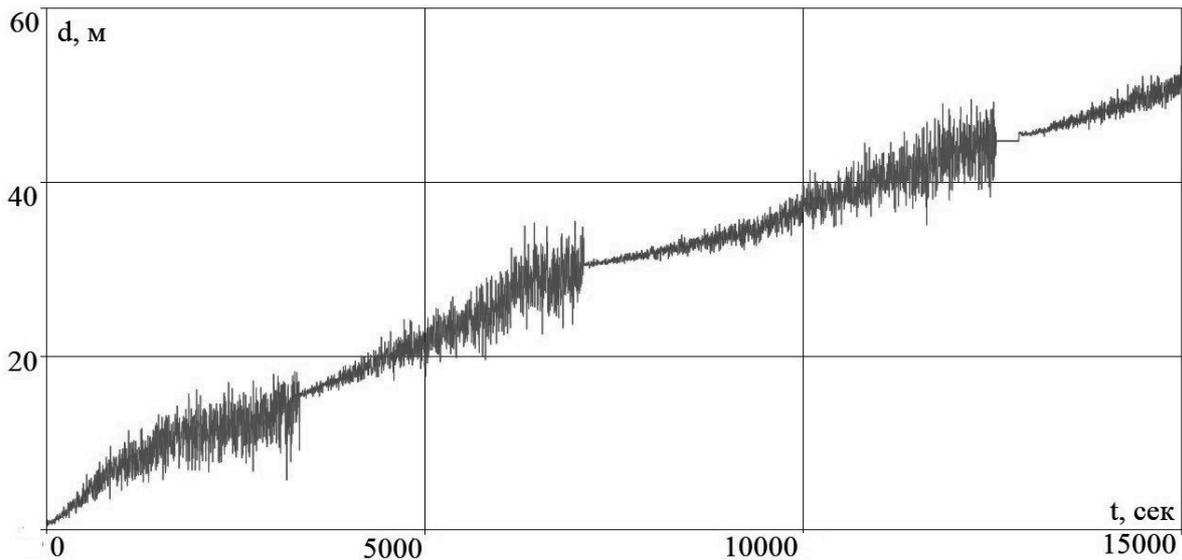


Рис. 7. Зашумленные посекундные замеры расстояния от датчика до ближайшего маячка  
(шаг сбрасывания равен 15 м)

Fig. 7. Noisy per-second measurements of the distance from the sensor to the nearest beacon  
(dropping step is 15 m)

### 3. Обработка результатов измерения

При обработке зашумленных измерений могут быть использованы различные математические инструменты [14]. В данной работе для устранения погрешности получаемых измерений датчика  $d_k$  и получения хорошей точности для посекундной оценки расстояния при удалении датчика от маячка было принято решение использовать фильтр Калмана [15]. Математическая модель процесса, описываемого фильтром, выглядит так:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F} \cdot \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B} \cdot \mathbf{U}_k + \mathbf{W}_k, \quad (9)$$

где  $\mathbf{X}_k$  – значения вектора состояния системы в момент  $k$ , прогнозируемые фильтром на основании предыдущего вектора значений  $\mathbf{X}_{k-1}$ ; так как для моделирования движения датчика были использованы две переменные: координата  $x_k$  и скорость  $\dot{x}_k$  (координата  $y_k$  в данной модели не рассматривалась, так как предполагалось, что комбайн движется прямо (за отклонения при повороте будут отвечать другие датчики), координата  $z_k$  в данной модели также не рассматривалась, так как предполагалось, что комбайн движется без отклонений в плоскости  $OXY$ ); вектор  $\mathbf{X}_k$  выглядит так:

$$\mathbf{X}_k = \begin{pmatrix} x_k \\ \dot{x}_k \end{pmatrix};$$

$\mathbf{F}$  – матрица эволюции процесса; так как в качестве модели процесса была взята модель равномерного движения на каждом  $i$ -м участке, матрица эволюции процесса получилась такой:

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{pmatrix};$$

$\mathbf{B}$  – матрица управления, которая прикладывается к вектору управляющих воздействий  $\mathbf{U}_k$ ; так как в рассматриваемой модели происходит только наблюдение за показаниями датчика, то данное слагаемое отсутствует;

$\mathbf{W}_k$  – нормальный случайный процесс с нулевым математическим ожиданием и ковариационной матрицей  $\mathbf{Q}$ , который описывает случайный характер эволюции системы:  $\mathbf{W}_k \sim N(0, \mathbf{Q})$ ; при моделировании движения датчика предполагалось, что на  $i$ -м участке комбайн будет двигаться со скоростью  $V_i$ , но из-за неровностей почвы камеры, из-за разной плотности обрабатываемых пород, проскальзывания гусениц комбайна и ряда других случайных факторов скорость

в момент времени  $k$  всегда будет немного отличаться от рассмотренной скорости  $V_i$  на данном  $i$ -м участке; данная случайность при расхождении прогнозируемых показаний от реальных обуславливает необходимость добавления к модели слагаемого  $\mathbf{W}_k$ ; ковариационная матрица  $\mathbf{Q}$  будет определяться следующим образом:

$$\mathbf{Q} = \sigma_v^2 \mathbf{G} \mathbf{G}^T = \begin{pmatrix} \Delta t^2 & \Delta t \\ \Delta t & 1 \end{pmatrix} \cdot \sigma_v^2; \quad \mathbf{G} = \begin{pmatrix} \Delta t \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (10)$$

где  $\mathbf{G}$  – столбец из матрицы эволюции системы  $\mathbf{F}$  с наивысшим порядком производной;  $\sigma_v$  – среднее квадратическое отклонение от  $v_{cp}$ .

Процесс прогнозирования алгоритмом Калмановской фильтрации [16–19] подразумевает два этапа: экстраполяции и коррекции. В нашей модели на этапе экстраполяции рассчитывалось значение

$$\begin{pmatrix} x_k \\ \dot{x}_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{k-1} \\ \dot{x}_{k-1} \end{pmatrix}.$$

При этом для расчета первого шага предполагалось, что при начале движения комбайна находится в точке с координатой  $x_0 = 0$  м, и имеет скорость  $\dot{x}_0 = 0,004$  м/с в начальный момент времени.

В момент времени  $k$  производится измерение  $d_k$  – расстояния от маячка до датчика. По наблюдаемому значению  $d_k$  рассчитывается координата

$$x_k = \sqrt{d_k^2 - h^2}, \quad (11)$$

где  $h$  – это высота расположения датчика от почвы камеры.

В соответствии с моделью Калмана зашумленный вектор измерений  $\mathbf{X}_k$  и истинное значение вектора измеряемой переменной  $\tilde{\mathbf{X}}_k$  связаны между собой уравнением

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{H} \cdot \tilde{\mathbf{X}}_k + \mathbf{E}_k, \quad (12)$$

где  $\mathbf{H}$  – матрица измерений, связывающая истинный вектор состояния и вектор произведенных измерений;  $\mathbf{E}_k$  – белый гауссовский шум с нулевым математическим ожиданием и ковариационной матрицей  $\mathbf{R}_k$ ,  $\mathbf{E}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ ; в нашем случае из-за того, что датчик один и измеряется только координата, матрица измерений будет такой:  $\mathbf{H} = (1 \ 0)$ , где единица означает, что параметр-координата измеряется, а ноль – что параметр-скорость не измеряется, а в качестве  $\mathbf{R}_k$  можно рассмотреть дисперсию  $\sigma_{\xi_k}^2$  случайного процесса  $\xi_k$ , характеризующего шум одного датчика:  $\xi_k \sim N(0, \sigma_{\xi_k}^2)$ ,  $\mathbf{R}_k = \sigma_{\xi_k}^2$ .

Так как при удалении датчика от маячка разброс измерений возрастает, дисперсия процесса  $\sigma_{\xi_k}^2$  также должна меняться, поэтому для моделирования по Калману необходимо оценить хотя бы предположительно, как будет изменяться  $\sigma_{\xi_k}^2$  при удалении датчика от маячка; в нашем примере предположительно бралось среднее значение скорости  $v_{cp} = 0,004$  м/с и предполагалось, что разброс значений  $\varepsilon$  возрастает согласно правилу, рассмотренному выше (см. рис. 6).

При такой средней скорости для каждого  $\bar{x}_k$  при удалении от последнего сброшенного маячка (с учетом того, что маячок сбрасывается с шагом  $\Delta = 15$  м) можно рассчитать  $\bar{d}_k = \sqrt{\bar{x}_k^2 + h^2}$ , затем рассчитать предполагаемый разброс  $\check{d}_{k1} = \bar{d}_k - \varepsilon_k$  и  $\check{d}_{k2} = \bar{d}_k + \varepsilon_k$  и затем рассчитать  $\check{x}_{k1} = \bar{x}_k - \alpha_{k1} = \sqrt{(\bar{d}_{k1} - \varepsilon_k)^2 - h^2}$  и  $\check{x}_{k2} = \bar{x}_k + \alpha_{k2} = \sqrt{(\bar{d}_{k2} + \varepsilon_k)^2 - h^2}$  (рис. 8), тогда  $\sigma_{\xi_k}^2 = \frac{[\check{x}_{k2} - \check{x}_{k1}]^2}{3}$  (по правилу «трех сигма»).

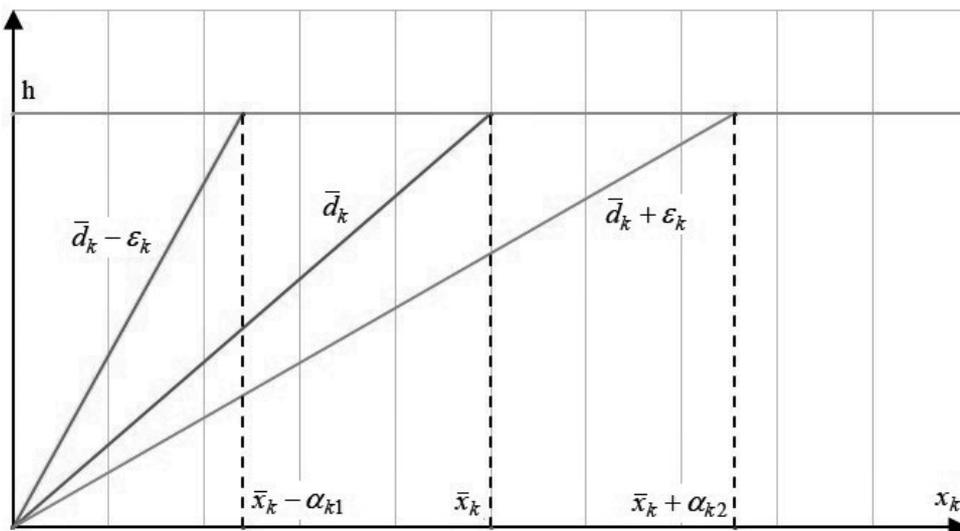


Рис. 8. Графическая интерпретация расчета  $\sigma_{\xi_k}$

Fig. 8. Graphic interpretation of the calculation of the  $\sigma_{\xi_k}$

Также на этапе экстраполяции рассчитывается матрица

$$P_k = F \cdot P_{k-1} \cdot F^T + Q. \tag{13}$$

На нулевом шаге значения матрицы  $P_0$  задаются в соответствии с тем, чему мы больше доверяем вначале при построении: заданной модели или получаемым измерениям от датчика. В нашей модели сильный разброс значений датчика наблюдается при удалении от маячка, поэтому вначале после сброса маячка мы больше будем доверять датчику, а не модели:

$$P_0 = \begin{pmatrix} 0,1 & 0 \\ 0 & 0,1 \end{pmatrix}.$$

Далее происходит этап коррекции для расчета коэффициента усиления Калмана.

Рассчитываем вектор, характеризующий случайные отклонения полученных на шаге  $k$  значений измеряемой величины от величины, ожидаемой при произведенной экстраполяции:

$$E_k = X_k - H \cdot \tilde{X}_k. \tag{14}$$

Далее рассчитываем матрицу  $K_k$ , состоящую из Калмановских коэффициентов усиления:

$$K_k = P_k \cdot H^T \cdot S_k^{-1}, \tag{15}$$

где  $S_k$  – ковариационная матрица для вектора отклонения (вектора ошибки), рассчитываемая следующим образом:

$$S_k = H \cdot P_k \cdot H^T + R_k. \tag{16}$$

Далее происходит коррекция полученной экстраполяции вектора  $X_k$  моделируемой величины:

$$\hat{X}_k = X_k + K_k \cdot E_k. \tag{17}$$

Из скорректированной координаты  $\hat{x}_k$  рассчитывается скорректированное значение расстояния:

$$\hat{d}_k = \sqrt{\hat{x}_k^2 + h^2}. \tag{18}$$

Далее на последнем шаге происходит коррекция матрицы  $P_k$  оценки вектора состояния системы:

$$\hat{P}_k = (I - K_k \cdot H) \cdot P_k, \tag{19}$$

где  $I$  – единичная матрица.

Посекундные результаты зашумленных замеров расстояний от датчика до ближайшего маячка, а также расстояния, обработанные посредством алгоритма Калмановской фильтрации, представлены на рис. 9.

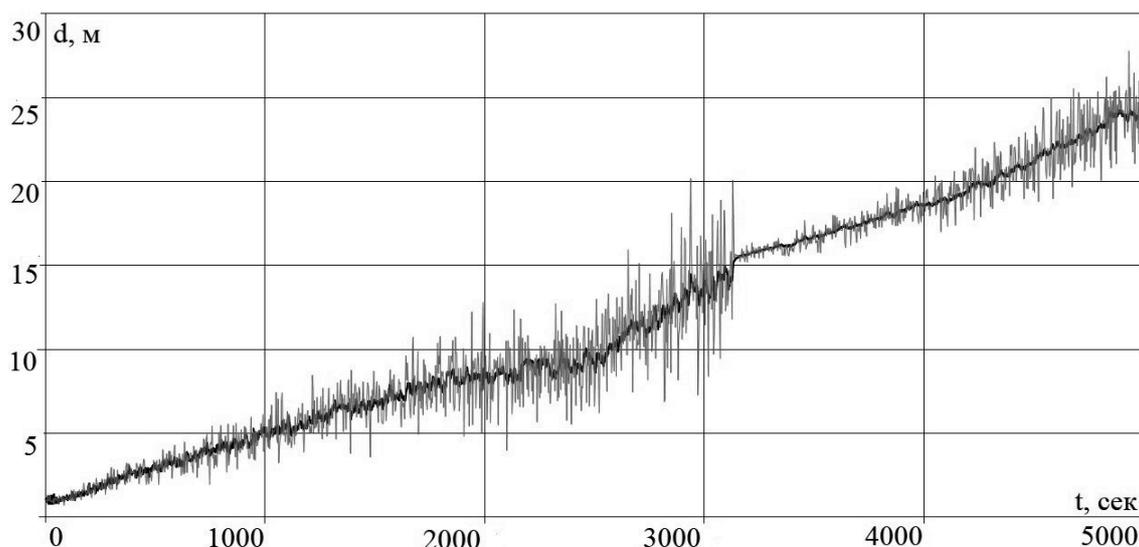


Рис. 9. Обработка измерений алгоритмом Калмановской фильтрации  
 Fig. 9. Processing of measurements by the Kalman filtering algorithm

## Заключение

Подводя итог, можно сказать следующее. Процесс моделирования состоял из нескольких этапов. На первых этапах была создана имитационная модель процесса движения комбайна посредством ее сведения к модели равномерного движения материальной точки, в качестве которой выступал датчик, расположенный на высоте  $h$  от почвы камеры.

Следующим этапом было моделирование сбрасывания маячков и замера расстояний от датчика до последнего маячка сначала без учета зашумленности показаний датчика, а затем с учетом шума. В результате удалось смоделировать зашумленные случайные показания  $d_k$  удаляющегося от ближайшего маячка датчика с шагом скидывания 15 м.

Далее по зашумленным наблюдениям посредством инструмента Калмановской фильтрации удалось определять и прогнозировать расстояние до удаляющегося объекта.

Таким образом, полученные в ходе решения поставленной одометрической задачи результаты дают возможность выбирать различные «адекватные» комбинации параметров с целью минимизации величины  $\beta$ , характеризующей погрешность замеров расстояния:

$$\beta = f(q, \Delta, \eta, \sigma_x, \sigma_y, \sigma_{d_k}, K), \quad (20)$$

где  $q$  – количество сбрасываемых за шаг маячков;  $\Delta$  – шаг сбрасывания маячков;  $\eta$  – количество измерений за единицу времени;  $\sigma_x$  и  $\sigma_y$  – разбросы при сбрасывании маячка;  $\sigma_{d_k}$  – разброс показаний датчика;  $K$  – «настройки» фильтра Калмана.

## Литература

1. Секунцов, А.И. Пути совершенствования комбайновой технологии разработки Верхнекамского калийного месторождения / А. И. Секунцов // Известия высших учебных заведений. Горный журнал. – 2013. – № 2. – С. 23–28.
2. Шишлянников, Д.И. Развитие средств механизированной добычи калийных руд / Д.И. Шишлянников, А.Б. Максимов // Известия высших учебных заведений. Горный журнал. – 2019. – № 3. – С. 15–21.
3. Соловьев, В.А. Пластовая подготовка выемочных блоков при разработке Верхнекамского месторождения калийных солей / В.А. Соловьев, А.И. Секунцов, М.В. Скопинов // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2014. – № 4. – С. 56–62.
4. Система позиционирования и идентификации мобильной робототехнической платформы в ограниченном и открытом пространстве / Т.С. Евдокимова, А.А. Синодкин, Л.О. Федосова и др. // Труды НГТУ им. П. Е. Алексеева. – 2018. – № 2. – С. 16–25.

5. Голован, А.А. Задачи интеграции БИНС и одометра с точки зрения механики корректируемых инерциальных навигационных систем. Часть 1 / А.А. Голован, И.В. Никитин // Вестник Московского университета. Серия 1. Математика. Механика. – 2015. – № 2. – С. 69–72.
6. Анализ систем позиционирования микротоннелепроходческих комплексов / А.В. Батюков, А.А. Гуммель, В.С. Пузин и др. // Известия высших учебных заведений. Северо-Кавказский регион. Технические науки. – 2019. – № 2. – С. 26–36.
7. Kaluza, M. Analysis of an indoor positioning systems / M. Kaluza, K. Beg, B. Vukelic // Zbornik Veleucilista u Rijeci. – 2017. – Vol. 5, no. 1 – P. 13–32.
8. Фальков, Е. В. Применение маячков Beacon и технологии Bluetooth Low Energy для построения систем навигации в зданиях / Е.В. Фальков, А.Ю. Романов // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. – 2015. – № 18. – С. 62–65.
9. Возможности позиционирования внутри помещений с помощью bluetooth устройств / В.М. Гриняк, А.С. Девятисильный, В.И. Люлько и др. // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2018. – Т. 6, № 2. – С. 132–143.
10. Клейнен, Дж. Статистические методы в имитационном моделировании. Вып. 1 / Дж. Клейнен; пер. с англ. Ю.П. Адлера, К.Д. Аргуновой, В.Н. Варыгина, А.М. Талалая; под ред. и с предисл. Ю.П. Адлера и В.Н. Варыгина. – М.: Статистика, 1978. – 221 с.
11. Проходческо-очистные комбайны «Урал» для добычи калийной руды и каменной соли / В.В. Семенов, М.А. Мапшер, В.П. Петров и др. // Горное оборудование и электромеханика. – 2008. – № 8. – С. 17–21.
12. Красников, Ю.Д. Анализ теоретической производительности очистного комбайна при добыче сильвинита / Ю.Д. Красников, Т.П. Щерба // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2014. – № 1. – С. 159–164.
13. Ionescu, G. Improving distance estimation in object localization with Bluetooth Low Energy / G. Ionescu, C. Martinez de la Osa, M. Deriaz // SENSORCOMM 2014: The eighth international conference on sensor technologies and applications. – 2014. – No. 8 – P. 45–49.
14. Кориков, А.М. Ориентация горных технологических машин на основе микроэлектромеханических систем / А.М. Кориков, Я.Е. Мещеряков // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. – 2018. – Т. 21, № 4. – С. 92–97.
15. Охотин, А.Л. Инерциальная навигация в подземной маркшейдерии / А.Л. Охотин, Е.Н. Беляев // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2010. – № 1. – С. 180–182.
16. Kalman, R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems / R.E. Kalman // Journal of Basic Engineering. – 1960. – Vol. 82, no. 1. – P. 35–45.
17. Kalman, R.E. New results in linear filtering and prediction theory / R.E. Kalman, R.S. Bucy // Journal of Basic Engineering. – 1961. – Vol. 83, no. 1. – P. 95–108.
18. Браммер, К. Фильтр Калмана – Бьюси. Детерминированное наблюдение и стохастическая фильтрация: пер. с нем. / К. Браммер, Г. Зиффлинг. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1982. – 200 с.
19. Foxlin, E. Inertial head-tracker sensor fusion by a complementary separate-bias Kalman filter / E. Foxlin // Proceedings of the IEEE 1996 Virtual Reality Annual International Symposium. – 1996. – P. 185–195.

**Шевелев Илья Михайлович**, старший преподаватель кафедры технологии и комплексной механизации разработки месторождений полезных ископаемых, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Березниковский филиал, г. Березники; [iliyashevelev@mail.ru](mailto:iliyashevelev@mail.ru).

**Затонский Андрей Владимирович**, д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой автоматизации технологических процессов, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Березниковский филиал, г. Березники; [zhenon@narod.ru](mailto:zhenon@narod.ru).

Поступила в редакцию 31 марта 2021 г.

## SOLUTION OF THE PROBLEM OF ODOMETRIC POSITIONING OF A MINING MACHINE UNDER THE GROUND BY USING A KALMAN FILTER

I.M. Shevelev, [iliyashevelev@mail.ru](mailto:iliyashevelev@mail.ru),  
A.V. Zatonkiy, [zxeon@narod.ru](mailto:zxeon@narod.ru)

Perm National Research Polytechnic University, Berezniki Branch, Berezniki, Russian Federation

In the modern mining industry, an urgent technical challenge is the introduction of automatic systems that provide orientation and positioning of mining machines during the development of industrial seams. There are several basic technologies used for positioning combines underground, but their scope is limited by various mining, geological and technological factors. In the conditions of industrial development of VKMKS seams, the vast majority of them are not suitable. **Aim.** To develop a new approach to the problem of odometric positioning of a mining machine under the ground, as well as to create a simulation model that allows with the required degree of accuracy to determine the current and predicted distance of the miner from the start of production in conditions of noisy measurements. **Materials and methods.** As a technical solution to the task, the use of BLE (Bluetooth Low Energy) technology is proposed: iBeacon beacons will be dropped in the direction of the combine's movement, and a sensor attached to the rear of the loading bunker will read the distance to the beacon. For simulation modeling of uncertainty during the movement of the combine, the hypothesis of the normal distribution of the speed of movement on sections of random length was considered. When simulating the dropping of the beacon, the hypothesis was used that the scattering value of the beacon upon falling is a two-dimensional normally distributed random variable. Noisy measurements were generated by a stochastic process with increasing scatter boundaries as the sensor moved away from the beacon. The Kalman filter was used as a tool for processing measurement noise. **Results.** A model has been created that simulates random speeds of the combine's movement on sections of random length, and also a random spread when throwing off Bluetooth beacons has been simulated. To generate sensor measurements, an algorithm has been developed that takes into account the increase in the noise level of the readings when moving away from the nearest dropped beacon. To process the simulated measurements and correctly determine the distance of the beacon-sensor, the Kalman filtering algorithm was used. **Conclusion.** The proposed approach and the created simulation model make it possible, with a given degree of accuracy, to determine and predict the distance to the withdrawing shearer when mining industrial seams.

*Keywords:* mining machines, underground positioning, odometer, Bluetooth Low Energy, iBeacon, Kalman filter.

### References

1. Sekuntsov A.I. [Ways to improve the combine technology for the development of the Verkhnekamskoye potash deposit]. *Proceedings of higher educational institutions. Mining Journal*, 2013, no. 2, pp. 23–28. (in Russ.)
2. Shishlyannikov D.I., Maksimov A.B. [Development of means of mechanized mining of potassium ores]. *Proceedings of higher educational institutions. Mining Journal*, 2019, no. 3, pp. 15–21. (in Russ.)
3. Soloviev V.A., Sekuntsov A.I., Skopinov M.V. [Reservoir preparation of mining blocks during the development of the Verkhnekamskoe potash salt deposit]. *Mining information and analytical bulletin (scientific and technical journal)*, 2014, no. 4, pp. 56–62. (in Russ.)
4. Evdokimova T.S., Sinodkin A.A., Fedosova L.O., Turikov M.I. [Positioning and identification system of a mobile robotic platform in a confined and open space]. *Proceedings of NSTU named after R.E. Alekseev*, 2018, no. 2, pp. 16–25. (in Russ.)
5. Golovan A.A., Nikitin I.V. Combined use of strapdown inertial navigation systems and odometers from the standpoint of mechanics of inertial navigation systems. Part 1. *Moscow University Mechanics Bulletin*, 2015, vol. 70, no. 2, pp. 46–49.

6. Batyukov A.V., Gummel A.A., Puzin V.S., Zhivodernikov A.V., Zemlyanoy M.A. [Analysis of positioning systems of microtunnel-boring complexes]. *Proceedings of higher educational institutions. North Caucasian region. Technical science*, 2019, no. 2, pp. 26–36. (in Russ.)
7. Kaluza M., Beg K., Vukelic B. Analysis of an indoor positioning systems. *Zbornik Veleucilista u Rijeci*, 2017, vol. 5, no. 1, pp. 13–32.
8. Falkov E.V., Romanov A.Yu. [Application of «Beacon» beacons and Bluetooth Low Energy technology for building navigation systems in buildings]. *New information technologies in automated systems*, 2015, no. 18, pp. 62–65. (in Russ.)
9. Grinyak V.M., Devyatisilny A.S., Lyulko V.I., Tsybanov P.A. [Possibilities of indoor positioning using bluetooth devices]. *Modeling, optimization and information technology*, 2018, vol. 6, no. 2, pp. 132–143. (in Russ.)
10. Kleijnen J. *Statistical techniques in simulation* (in two parts). Part 1. M. Dekker, Inc. New York, 1974. 221 p.
11. Semenov V.V., Mapcher M.A., Petrov V.P., Morozov S.P. [Heading-and-shearers “Ural” for the extraction of potash ore and rock salt]. *Mining equipment and electromechanics*, 2008, no. 8, pp. 17–21. (in Russ.)
12. Krasnikov Yu.D., Shcherba T.P. [Analysis of the theoretical performance of the shearer in sylvinitic mining]. *Mining information and analytical bulletin (scientific and technical journal)*, 2014, no. 1, pp. 159–164. (in Russ.)
13. Ionescu G., Martinez de la Osa C., Deriaz M. Improving distance estimation in object localization with Bluetooth Low Energy. *SENSORCOMM 2014: The eighth international conference on sensor technologies and applications*, 2014, no. 8, pp. 45–49.
14. Korikov A.M., Meshcheryakov Ya.E. [Orientation of mining technological machines based on microelectromechanical systems]. *Reports of Tomsk State University of Control Systems and Radio-electronics*, 2018, vol. 21, no. 4, pp. 92–97. (in Russ.)
15. Okhotin A.L., Belyaev E.N. [Inertial navigation in underground mine surveying]. *Irkutsk State Technical University Bulletin*, 2010, no. 1, pp. 180–182. (in Russ.)
16. Kalman R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 1960, vol. 82, no. 1, pp. 35–45.
17. Kalman R.E., Busy R.S. New results in linear filtering and prediction theory. *Journal of Basic Engineering*, 1961, vol. 83, no. 1, pp. 95–108.
18. Brammer K., Siffing G., Kalman-Bucy-Filter. *Deterministische Beobachtung und Stochastische Filterung*, Methoden der regelungstechnik, R. Oldenburg verlag Munchien Wien, 1975. 232 s.
19. Foxlin E. Inertial head-tracker sensor fusion by a complementary separate-bias Kalman filter, *Proceedings of the IEEE 1996 Virtual Reality Annual International Symposium*, 1996, pp. 185–195.

**Received 31 March 2021**

---

#### ОБРАЗЕЦ ЦИТИРОВАНИЯ

Шевелев, И.М. Решение задачи одометрического позиционирования горно-выемочной машины под землей посредством применения фильтра Калмана / И.М. Шевелев, А.В. Затонский // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2021. – Т. 21, № 2. – С. 123–135. DOI: 10.14529/ctcr210212

#### FOR CITATION

Shevelev I.M., Zatonskiy A.V. Solution of the Problem of Odometric Positioning of a Mining Machine under the Ground by Using a Kalman Filter. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*, 2021, vol. 21, no. 2, pp. 123–135. (in Russ.) DOI: 10.14529/ctcr210212