



Научная статья

УДК 629.3.05

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=187452>

EDN: <https://www.elibrary.ru/DVEPLY>

ОБНАРУЖЕНИЕ ПОМЕХ ПО ФАЗОВЫМ ИНТЕРФЕРОМЕТРИЧЕСКИМ ИЗМЕРЕНИЯМ ИНЕРЦИАЛЬНО-СПУТНИКОВЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

К.К. Веремеенко^{ORCID}, М.В. Жарков^{ORCID}, И.М. Кузнецов^{ORCID}, А.Н. Пронькин^{ORCID}

Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет),

г. Москва, Россия

✉ kuznetsovim@mai.ru

Цитирование: Веремеенко К.К., Жарков М.В., Кузнецов И.М., Пронькин А.Н. Обнаружение помех по фазовым интерферометрическим измерениям инерциально-спутниковых навигационных систем с использованием методов машинного обучения // Труды МАИ. 2026. № 146.

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=187452>

Аннотация. В статье рассматривается задача обнаружения преднамеренных помех (спуфинга) в комплексированных инерциально-спутниковых навигационных системах. В основе алгоритма обнаружения используется метод, основанный на определении направления приема (пеленгации) сигналов глобальных навигационных спутниковых систем, что предполагает создание интерферометра с использованием минимум двух приемных антенн. Решение о наличии спуфинга при использовании этого метода в комплексированных системах принимается на основе сравнения направления приема сигналов на частотах навигационных спутников и прогнозируемого направления приема, вычисленного по показаниям инерциальной системы и эфемеридам. Предложен подход к замене жестких пороговых алгоритмов на адаптивные методы машинного обучения. Обоснован выбор задачи бинарной классификации для идентификации факта атаки. Разработаны модели на основе линейных

классификаторов с обучением стохастическим градиентным спуском (Stochastic Gradient Descent) логистической регрессии и метода опорных векторов, использующие в качестве расширенного признакового пространства информацию об углах ориентации, невязки фазовых интерферометрических измерений глобальных навигационных спутниковых систем и их прогноза от бесплатформенной инерциальной навигационной системы, а также их статистические параметры.

Ключевые слова: инерциально-спутниковая навигационная система, обнаружение помех глобальных спутниковых навигационных систем, машинное обучение, бинарная классификация, линейная регрессия, стохастический градиентный спуск

Финансирование: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (№ 24-29-20304, <https://rscf.ru/project/24-29-20304/>)

SPOOFING DETECTION USING CARRIER PHASE INTERFEROMETRIC MEASUREMENTS OF INERTIAL SATELLITE NAVIGATION SYSTEMS AND MACHINE LEARNING TECHNIQUES

K.K. Veremeenko^{ORCID}, M.V. Zharkov^{ORCID}, I.M. Kuznetsov^{ORCID}, A.N. Pronkin^{ORCID}

Moscow Aviation Institute (National Research University),

Moscow, Russia

✉ kuznetsovim@mai.ru

Citation: Veremeenko K.K., M.V. Zharkov M.V., Kuznetsov I.M., Pronkin A.N. Spoofing detection using carrier phase interferometric measurements of inertial satellite navigation systems and machine learning techniques // Trudy MAI. 2026. No. 146. (In Russ.). URL:<https://trudymai.ru/published.php?ID=187452>

Abstract. The article discusses the problem of detecting intentional interference (spoofing) in integrated inertial-satellite navigation systems. The detection algorithm is based on a technique that determines the direction of reception (direction finding) of signals from global navigation satellite systems, which involves creating an interferometer using at least two receiving antennas. The decision of spoofing in integrated systems presence is based on comparing the direction of signal reception at

the frequencies of navigation satellites with the predicted direction of reception calculated using the inertial system and ephemeris data. An approach to replace threshold algorithms with adaptive machine learning techniques is proposed. The binary classification approach choice for identifying the fact of attack is justified. Models based on linear classifiers with Stochastic Gradient Descent training for logistic regression and the Support Vector Machine have been developed, using extended features space such as attitude angles, global navigation satellite systems carrier phase interferometric measurements and their prediction from a strapdown inertial navigation system residuals, as well as their statistical parameters information.

Keywords: inertial-satellite navigation system, global satellite navigation system interference detection, machine learning, binary classification, linear regression, stochastic gradient descent

Funding: The research was funded by the Russian Science Foundation (project No. 24-29-20304, <https://rscf.ru/en/project/24-29-20304/>)

Введение

Глобальная навигационная спутниковая система (ГНСС) в настоящее время является основной навигационной системой на борту широкого спектра подвижных объектов. В то же время известно, что ГНСС чрезвычайно чувствительна к помехам [1, 2], возникающим при распространении навигационного сигнала от спутников к приемнику. Преднамеренные помехи следует считать наиболее опасными, в том числе, с точки зрения обеспечения безопасности на авиационном, морском и наземном транспорте [1-3]. Традиционно этот тип помех связывают с помехами, приводящими к подавлению приёма сигналов навигационных спутников (глушению) или с помехами, которые подменяют сигналы космического сегмента ГНСС. Первый тип помехи носит название джэмминг (англ. jamming), второй тип помех называется спуфинг (англ. spoofing). В случае воздействия спуфинга, источником которого может быть, например, псевдоспутник, навигационный приемник продолжает вычислять навигационные параметры и время, значения которых могут быть искажены псевдоспутниками [2-9]. Поэтому крайне важной задачей является разработка

новых методов своевременного обнаружения искажённого сигнала для обеспечения безопасности и надёжности навигационных систем.

Аналитический обзор существующих методов и результаты экспериментальных исследований обнаружения помех в ГНСС приведены, например, в [10-25]. В качестве одного из наиболее перспективных методов обнаружения рассматривается метод, основанный на определении направления приема (пеленгации) сигналов ГНСС. Это предполагает создание ГНСС-интерферометра. Примеры реализации и применения таких систем описаны, например, в работах [10, 14, 21-25]. Существенным недостатком методов обнаружения спуфинга ГНСС, основанных на анализе направления приема сигнала ГНСС исключительно с помощью спутниковых измерений, следует считать возможность такого обнаружения только в том случае, если источник помехи излучает сигнал из одной точки пространства. Хотя теоретически возможно создать навигационное поле, заменяющее реальные сигналы ГНСС, используя несколько имитаторов сигналов ГНСС. В этом случае имитаторы, излучающие сигналы, устанавливаются в разных точках пространства. В предельном случае, каждый имитатор ГНСС может быть выполнен в одноканальном исполнении и имитировать сигнал только одного спутника.

В связи с этим в работе [26] предложен метод обнаружения спуфинга ГНСС на основе комплексирования пары приемников и антенн ГНСС с инерциальной навигационной системой (ИНС) или инерциальной курсовертикалью (ИКВ). Одним из типов измерений, выполняемых приемником ГНСС, является измерение фазы несущих сигналов. Точность измерения дальностей до спутников по фазе несущей обычно находится на уровне нескольких миллиметров. Измеряя фазы несущих сигналов, принимаемых разными антеннами ГНСС, расположенными на борту, можно сформировать разность измеренных дальностей до спутников. С другой стороны, разность дальностей до спутников может быть рассчитана с использованием информации об углах ориентации от ИНС (ИКВ) и эфемерид спутников ГНСС. Таким образом, если источник навигационного сигнала находится в точке пространства, отличной от местоположения спутника, вычисленного на основе эфемерид, измеренная и рассчитанная разности

дальностей будут отличаться. Численный анализ этой разницы является основой предложенного в [26] метода обнаружения спуфинга. Сложность применения метода связана с наличием целочисленной неоднозначности фазовых измерений ГНСС, которая должна быть разрешена алгоритмически. В работе [26] разрешение целочисленной неоднозначности выполнялось с привлечением информации об углах ориентации от ИНС (ИКВ).

Для снижения конечной стоимости навигационной системы в целом в качестве приемников ГНСС целесообразно использовать коммерчески доступные неспециализированные приемники ГНСС без применения единого задающего генератора, который используется для обеспечения единой шкалы времени в двух приёмниках. Это, в свою очередь, приводит к необходимости формирования вторых разностей фазовых измерений для устранения ошибок, в том числе связанных с разным формированием шкалы времени в приёмниках, т.е. устранении ошибок часов приемников. Формирование вторых разностей фазовых измерений не представляет проблемы для систем с кодовым разделением сигналов. По этой причине в работе [26], например, при проведении экспериментальных исследований использовались сигналы системы GPS. Однако, как известно, в ГЛОНАСС используется частотное разделение сигналов спутников, что приводит при построении вторых разностей псевдофазовых измерений к невозможности сохранения целочисленного характера неоднозначности фазовых измерений и, как следствие, к существенным затруднениям при её разрешении. Использование детерминированного подхода к обнаружению спуфинга, описанного в [26], для неоднозначных фазовых измерений при частотном разделении сигнала не представляется возможным. В статье предлагается оценить возможность применения методов машинного обучения для обнаружения спуфинга на основе предложенного в [26] подхода, но в условиях неразрешенной целочисленной неоднозначности.

Математические модели измерений ГНСС

Для решения задачи обнаружения спуфинга ГНСС необходимо сформировать математические модели используемых измерений.

Математическая модель измерений фазы несущей сигнала спутника j , принимаемого антенной α , может быть представлена следующим образом [27]:

$$\Phi_{\alpha}^j = \rho_{\alpha}^j + d\rho_e^j + c(dt^j - dT_{\alpha}) + \lambda^j N_{\alpha}^j + d_{ion}^j + d_{trop}^j + \delta_r + \delta_{mp} \quad (1)$$

где Φ_{α}^j – фаза несущей сигнала спутника j , измеренная антенной α и пересчитанная к единицам дальности (м); ρ_{α}^j – геометрическое расстояние от антенны α до спутника j (м); $d\rho_e^j$ – ошибка, вызванная неточностью спутниковых эфемерид (м); c – скорость света в вакууме (м/с); dt^j – ошибка часов спутника j (с); dT_{α} – ошибка часов приемника, подключенного к антенне α (с); λ^j – длина волны (м); N_{α}^j – фазовая целочисленная неоднозначность; d_{ion}^j – ионосферная задержка (м); d_{trop}^j – тропосферная задержка (м); δ_r – шум измерений приемника; δ_{mp} – ошибки многолучевости.

Для повышения точности измерений в системах относительного позиционирования, частным случаем которых является ГНСС-интерферометр, используются вместо прямых измерений дальностей до спутников их линейные комбинации. Так, устранить ошибки временной синхронизации, как спутников, так и приемников, а также ошибки эфемерид и погрешности, обусловленные задержками в атмосфере, можно при построении разностей измерений дальностей до одного и того же спутника, производимых разными приемниками, и разностей измерений дальностей до двух разных спутников, выполняемых одним и тем же приемником.

Предполагая отсутствие многолучевости и обозначая первую разность дальностей «приемник-приемник» Δ , можно представить математическую модель её измерения по фазе несущей следующим образом:

$$\Delta\Phi_{\alpha\beta}^j = \Delta\rho_{\alpha\beta}^j - c\Delta dT_{\alpha\beta} + \lambda^j \Delta N_{\alpha\beta}^j - \Delta d_{ion\alpha\beta}^j + \Delta d_{trop\alpha\beta}^j + \Delta\delta\Phi_r \quad (2)$$

где $\Delta\Phi_{\alpha\beta}^j$ – разность фазовых дальностей от спутника j до антенн α и β ; $\Delta\rho_{\alpha\beta}^j$ – разность геометрических дальностей от спутника j до антенн α и β ; $\Delta dT_{\alpha\beta}$ – разность в ошибках часов приемников α и β ; $\Delta N_{\alpha\beta}^j$ – разность значений целочисленных фазовых неоднозначностей в измерениях приемника α и β ; $\Delta d_{ion\alpha\beta}^j$, $\Delta d_{trop\alpha\beta}^j$ – разность

погрешностей, вызванных ионосферой и тропосферой при распространении сигнала от спутника j до антенн α и β ; $\Delta\delta\Phi_r$ – разность погрешностей фазовых измерений приемников α и β .

Очевидно, после вычитания измерений от одного и того же спутника, сделанных разными приемниками, можно устранить погрешности спутниковых часов и эфемерид. Кроме того, при небольших расстояниях между антеннами остаточный эффект тропосферной и ионосферной задержек крайне незначителен.

Математическая модель первых разностей «спутник-спутник», записанная с помощью оператора построения разности, имеет следующий вид:

$$\Delta\Phi_{\alpha}^{ij} = \Delta\rho_{\alpha}^{ij} + \Delta\rho_{\alpha}^{e\ ij} - c\Delta dt^{ij} + (\lambda^i N_{\alpha}^i - \lambda^j N_{\alpha}^j) - \Delta d_{\text{иона}}^{ij} + \Delta d_{\text{тропа}}^{ij} + \delta\nabla\Phi_r \quad (3)$$

где $\Delta\rho_{\alpha}^{e\ ij}$ – разность погрешностей эфемерид спутников i и j ; Δdt^{ij} – разность погрешностей часов спутников i и j .

Таким образом, использование первых разностей «спутник-спутник» вместо прямых фазовых измерений сигналов позволяет исключить ошибки часов приемников.

Наряду со способом построения первых разностей «приемник-приемник» существует способ, основанный на интерферометрической модели измерения радиосигналов. Интерферометрическая модель основана на предположении о плоском характере распространения фронта радиоволн ГНСС, в то время как в действительности характер распространения радиоволн имеет вид растущей сферы. Такое предположение возможно только в том случае, если расстояние от спутников до антенн ГНСС значительно превышает расстояние между антеннами.

На рисунке 1 показана графическая интерпретация использования интерферометрической модели при построении первых разностей «приемник-приемник».

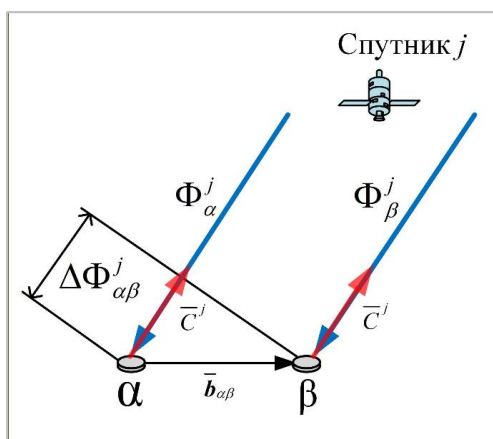


Рисунок 1 – Интерферометрическая модель измерений

Предположение о плоскостном характере распространения сигнала ГНСС позволяет считать вектор, направленный от базовой антенны к j -му спутнику, параллельным вектору, направленному от удаленной антенны к тому же j -му спутнику. Таким образом, разность дальностей, от спутника до базовой и удаленной антенн, будет равна скалярному произведению вектора $\bar{b}_{\alpha\beta}$, расположенного между базовой и удаленной антеннами, и единичного вектора \bar{C}_{β}^j , направленного от удаленной антенны к спутнику j :

$$\rho_{\beta}^j - \rho_{\alpha}^j = \Delta\rho_{\alpha\beta}^j \approx -\bar{b}_{\alpha\beta} \cdot \bar{C}_{\beta}^j \quad (4)$$

Единичный вектор \bar{C}_{β}^j , направленный от удаленной антенны j может быть вычислен в геоцентрической земной системе координат (ГЗСК [28]) на основе эфемерид и даже грубых данных о местоположении подвижного объекта:

$$\bar{C}_{\beta}^j = \left[\frac{(x^j - x_{\beta})}{\rho_{\beta}^j}, \frac{(y^j - y_{\beta})}{\rho_{\beta}^j}, \frac{(z^j - z_{\beta})}{\rho_{\beta}^j} \right]^T \quad (5)$$

где $x^j, y^j, z^j, x_{\beta}, y_{\beta}, z_{\beta}$ – проекции радиус-векторов, определяющих положение спутника j и приемника β на оси ГЗСК.

В уравнении (4) вектор-база между антеннами $\bar{b}_{\alpha\beta}$ должен быть представлен в ГЗСК, так как именно в этой системе координат известен вектор \bar{C}_{β}^j . Вместе с тем, вектор $\bar{b}_{\alpha\beta}$ может быть пересчитан из связанной системы координат, в которой он априорно известен после установки антенн на объекте, в ГЗСК с помощью матрицы направляющих косинусов между связанной (ССК) и нормальной земной (НЗСК [28]) системами координат (A_L^B) и между НЗСК и ГЗСК (A_E^L):

$$\left[\bar{b}_{\alpha\beta} \right]_E = A_E^L A_L^B \left[\bar{b}_{\alpha\beta} \right]_B \quad (6)$$

Подставляя уравнения (6) и (5) в уравнение (4), а затем заменяя соответствующий член уравнения (2) результирующим выражением для первой разности дальностей, получаем интерферометрическую модель первой разности фазовых измерений:

$$\Delta\Phi_{\alpha\beta}^j = -\left[\bar{C}_{\beta}^j \right]_E A_E^L A_L^B \left[\bar{b}_{\alpha\beta} \right]_B + \Delta d \rho_{\alpha\beta}^j - c \Delta d T_{\alpha\beta} + \lambda^j \Delta N_{\alpha\beta}^j - \Delta d_{ion\alpha\beta}^j + \Delta d_{trop\alpha\beta}^j + \delta\Delta\Phi \quad (7)$$

Комбинируя метод построения первых разностей «приемник-приемник» с методом построения первых разностей «спутник-спутник», можно перейти к методу построения вторых разностей. Математическая модель второй разности измерений фазовых дальностей имеет следующий вид:

$$\nabla\Delta\Phi_{\alpha\beta}^{ij} = \nabla\Delta\rho_{\alpha\beta}^{ij} + \nabla\Delta d\rho_{\alpha\beta}^{ij} + \lambda^i(N_{\alpha}^i - N_{\beta}^i) - \lambda^j(N_{\alpha}^j - N_{\beta}^j) - \nabla\Delta d_{\text{иона}\beta}^{ij} + \nabla\Delta d_{\text{троп}\alpha\beta}^{ij} + \delta\nabla\Delta\Phi \quad (8)$$

где $\nabla\Delta$ – оператор построения второй разности посредством вычитания первой разности «приемник-приемник» для спутника j из первой разности «приемник-приемник» для спутника i .

Таким образом, при построении вторых разностей погрешность спутниковых часов исключается из измерений. Значения составляющих $\nabla\Delta d\rho_{\alpha\beta}^{ij}$, $\nabla\Delta d_{\text{иона}\beta}^{ij}$, $\nabla\Delta d_{\text{троп}\alpha\beta}^{ij}$, представляющих собой вторые разности в погрешностях эфемерид, ионосферных и тропосферных погрешностях, пренебрежимо малы при небольшой длине расстояний между антеннами и могут быть исключены.

При этом интерферометрическая модель вторых разностей фазовых измерений примет следующий вид:

$$\nabla\Delta\Phi_{\alpha\beta}^{ij} = -\left[\Delta\bar{C}_{\beta}^{ij}\right]_E A_E^L A_L^B \left[\bar{b}_{\alpha\beta}\right]_B + \lambda^i(N_{\alpha}^i - N_{\beta}^i) - \lambda^j(N_{\alpha}^j - N_{\beta}^j) + \delta\nabla\Delta\Phi_r \quad (9)$$

где $\left[\Delta\bar{C}_{\beta}^{ij}\right]_E = \left[\bar{C}_{\beta}^j\right]_E - \left[\bar{C}_{\beta}^i\right]_E$.

Обнаружение спуфинга ГНСС по данным от инерциальной системы

При синтезе алгоритма обнаружения спуфинга ГНСС в инерциально-спутниковых навигационных системах предполагалось, что инерциальная навигационная система является бесплатформенной. Важнейшим преимуществом бесплатформенных инерциальных навигационных систем (БИНС) можно считать возможность вычисления углов ориентации с относительно высокой точностью (от сотых долей до единиц градусов). Точность вычисления этих углов зависит от погрешностей инерциальных измерительных устройств (гироскопов и акселерометров). Располагая значениями углов ориентации на момент выполнения фазовых измерений приемниками ГНСС,

можно вычислить прогнозируемое значение этих измерений в соответствии с показаниями БИНС:

$$\nabla\Delta\Phi_{\alpha\beta_{SINS}}^{ij} = -\left[\Delta\bar{C}_{\beta}^{ij}\right]_E A_E^L B_L^B \left[\bar{b}_{\alpha\beta}\right]_B, \quad (10)$$

где B_L^B – матрица направляющих косинусов между ССК и НЗСК, вычисленная по информации об углах курс, тангажа и крена от БИНС:

$$B_L^B = \begin{bmatrix} \cos(\vartheta)\sin(\psi) & \cos(\vartheta)\cos(\psi) & \sin(\vartheta) \\ \cos(\psi)\sin(\gamma) - \cos(\gamma)\sin(\psi)\sin(\vartheta) & -\cos(\psi)\sin(\vartheta)\cos(\gamma) - \sin(\gamma)\sin(\psi) & \cos(\vartheta)\cos(\gamma) \\ \sin(\gamma)\sin(\psi)\sin(\vartheta) + \cos(\psi)\cos(\gamma) & \cos(\psi)\sin(\vartheta)\sin(\gamma) - \cos(\gamma)\sin(\psi) & -\cos(\vartheta)\sin(\gamma) \end{bmatrix}. \quad (11)$$

В этом случае вектор $\left[\Delta\bar{C}_{\beta}^{ij}\right]_E$ и матрица A_E^L могут быть вычислены по информации от БИНС о координатах даже в автономном режиме. Вектор $\left[\Delta\bar{C}_{\beta}^{ij}\right]_E$ вычисляется на основе (5) с привлечением данных эфемерид, а матрица A_E^L формируется следующим образом:

$$A_E^L = \begin{bmatrix} -\sin\lambda & -\sin\varphi\cos\lambda & \cos\varphi\cos\lambda \\ \cos\lambda & -\sin\varphi\sin\lambda & \cos\varphi\sin\lambda \\ 0 & \cos\varphi & \sin\varphi \end{bmatrix}, \quad (12)$$

где φ и λ – широта и долгота от БИНС.

При отсутствии спуфинга разность между измеренными значениями вторых разностей по фазе несущей и их прогнозируемыми значениями по показаниям БИНС зависят только от погрешностей БИНС и погрешностей измерения фазы несущей:

$$S = \nabla\Delta\Phi_{\alpha\beta}^{ij} - \nabla\Delta\Phi_{\alpha\beta_{SINS}}^{ij}. \quad (13)$$

В работе [26] было предложено рассчитывать скользящее среднее разности (13), вычисленное по n накопленным измерениям к моменту времени t_k , и сигнализировать о наличии спуфинга при выходе среднего за заданный порог:

$$M_S(t_k) = \left(\sum_{j=1}^n S(t_j) \right) / n.$$

В предложенной в настоящей работе постановке задачи погрешность измерения $\nabla\Delta\Phi_{\alpha\beta}^{ij}$, используемого для формирования разности S , содержит не

только погрешности, вызванные шумом приемника $\delta \nabla \Delta \Phi_r$, но и целочисленные неоднозначности фазовых измерений $\lambda^i (N_\alpha^i - N_\beta^i) - \lambda^j (N_\alpha^j - N_\beta^j)$, входящие в (9). Как отмечалось выше, использование детерминированного подхода к обнаружению спуфинга, описанного в [26], для неоднозначных фазовых измерений значительно затруднено. В этой связи предлагается использовать методы машинного обучения для обнаружения спуфинга на основе предложенного в [26] подхода, но в условиях неразрешенной целочисленной неоднозначности.

Использование машинного обучения для обнаружения спуфинга ГНСС

Для реализации алгоритма обнаружения помех необходимо определить тип задачи машинного обучения (machine learning – ML). Исходя из постановки задачи, требуется непосредственно обнаружить факт подмены сигнала. Выходная целевая переменная y при этом может принимать дискретные значения:

$$y \in \{-1, 1\}$$

где -1 – штатный режим работы (норма), 1 – наличие спуфинга.

Хотя величина невязки S (13) является непрерывной, и к ней можно применить методы регрессии для прогнозирования значений, конечная цель работы системы – принятие бинарного решения. В этой связи, наиболее применимой для решения поставленной задачи является бинарная классификация. Использование регрессии в данном случае может быть избыточно ввиду возможного усложнения интерпретации результатов. Классификация же, напротив, позволит построить оптимальную разделяющую гиперплоскость между классами «Норма» и «Спуфинг».

Формирование расширенного признакового пространства и предварительная обработка данных:

Согласно постановке задачи машинного обучения, и, в частности, способов формирования признакового пространства, для обучения модели необходимо сформировать вектор признаков \bar{x} . Опираясь на математическую модель инерциально-спутниковой навигационной системы, представленную в уравнениях (10–13) [26], в качестве вектора признаков \bar{x} предлагается

использовать набор статистических характеристик разностного сигнала S . Однако для повышения устойчивости алгоритма к высокочастотному шуму измерений необходимо реализовать подход, основанный на анализе временных рядов с использованием т. н. «скользящего окна». Вектор «сырых» данных $\bar{r}_t \in R^{12}$, поступающий на вход алгоритма с частотой 10 Гц, содержит 3 параметра ориентации от БИНС (курс, крен, тангаж) и 9 значений вторых разностей фазовых измерений:

$$\bar{r}_t = [\psi_t, \vartheta_t, \gamma_t, \nabla\Delta\Phi_{1,t}, \dots, \nabla\Delta\Phi_{9,t}]^T \quad (14)$$

Для каждого момента времени t формируется матрица наблюдений Z_t размерности $W \times 12$ на основе скользящего буфера длиной W отсчетов (количество отсчетов при этом – варьируемый параметр):

$$Z_t = [\bar{r}_{t-W+1}, \dots, \bar{r}_t]^T \quad (15)$$

Преобразование сырых данных в вектор признаков \bar{x}_t (или, иными словами, формирование расширенного признакового пространства) осуществляется путем вычисления статистических характеристик для каждого из 12 каналов внутри «окна» Z_t . Для j -го канала ($j = 1 \dots 12$) вычисляются следующие признаки:

- математическое ожидание на скользящем окне: μ_j ;
- среднеквадратическое отклонение на скользящем окне: σ_j ;
- минимум и максимум: $\min(Z_{t,j}), \max(Z_{t,j})$;
- медианное значение: med_j ;
- коэффициент линейного тренда β_j , оцениваемый методом наименьших квадратов;
- стандартное отклонение остатков линейной регрессии;
- доля выбросов, определяемая как отношение числа измерений, отклоняющихся от медианы более чем на 3 средних абсолютных отклонения.

Таким образом, размерность входного вектора признаков классификатора составляет $12 \times 8 = 96$. Перед подачей в модель данные проходят предварительную

обработку с применением процедур т. н. винзоризации и робастного масштабирования.

Алгоритмы классификации и оптимизация:

Для решения задачи бинарной классификации были исследованы три линейные архитектуры, обучаемые методом стохастического градиентного спуска (SGD), что позволяет применять алгоритм в режиме реального времени:

1) Логистическая регрессия (SGD Logistic). Минимизирует функцию потерь log-loss (логарифмическая функция правдоподобия). Этот метод возвращает вероятностную оценку принадлежности к классу спуфинга:

$$L_{\log}(\bar{w}, b) = \sum_i \log\left(1 + e^{-y_i(\bar{w}^T \bar{x}_i + b)}\right) + \alpha \|\bar{w}\|^2 \quad (16)$$

где α – коэффициент L_2 – регуляризации. Выход модели интерпретируется как апостериорная вероятность $P(y=1|\bar{x})$.

Здесь необходимо отметить, что с учётом зашумленности измерений ГНСС, существует риск переобучения модели, когда классификатор начинает реагировать на случайные выбросы как на спуфинг. Для предотвращения этого в функционал качества (в функцию потерь) вводится регуляризатор.

- L_2 – регуляризация (Ridge, «гребневая регрессия») добавляет штраф $\lambda \|\bar{w}\|^2$, что предотвращает неограниченный рост весов и делает модель устойчивой к мультиколлинеарности (вызванной, например, корреляцией между углами ориентации при маневрах).

- L_1 – регуляризация (Lasso) добавляет штраф $\lambda \|\bar{w}\|$, что приводит к занулению весов незначимых признаков, выполняя отбор признаков.

С целью реализации предлагаемого подхода для решения задачи используется L_2 – регуляризатор, поскольку все физические параметры невязок и значений углов ориентации важны для принятия решения.

2) Линейный SVM (SGD Hinge) – метод опорных векторов с функцией потерь hinge-loss. Оптимизирует зазор между классами:

$$L_{\text{hinge}}(\bar{w}, b) = \sum_i \max\left(0, 1 - y_i(\bar{w}^T \bar{x}_i + b)\right) + \alpha \|\bar{w}\|^2. \quad (17)$$

3) Перцептрон или линейный классификатор. Простейшая линейная модель, минимизирующая ошибку классификации без вероятностной интерпретации. Согласно методу, задача сводится к поиску уравнения гиперплоскости, разделяющей классы в признаковом пространстве:

$$\langle \bar{w}, x \rangle + b = 0. \quad (18)$$

где \bar{w} – вектор весов, b – смещение (bias). Если $\langle \bar{w}, x \rangle + b > 0$, объект относится к классу «Спуфинг», иначе – «Норма».

Для обучения модели на больших потоках данных, характерных для задач навигации (с высокой частотой получаемых навигационных параметров), наиболее эффективным методом является стохастический градиентный спуск (SGD). В отличие от полного градиентного спуска, SGD обновляет веса на основе каждого отдельного примера или мини-батча, что критически важно для возможности дообучения модели в реальном времени.

$$\bar{w}_{t+1} = \bar{w}_t - \eta \nabla Q(\bar{w}_t, \bar{x}_t, \bar{y}_t), \quad (19)$$

где η – шаг обучения.

Для улучшения сходимости как правило целесообразно использовать адаптивные оптимизаторы, такие как Adam или RMSProp, которые автоматически регулируют шаг обучения для каждого признака, учитывая историю градиентов.

Постобработка и принятие решений:

Для устранения ложных срабатываний классификатора на выходе ML-модели применяется двухэтапная фильтрация.

Пусть p_t – мгновенная оценка вероятности (или нормированная решающая функция) от классификатора. Во-первых, применяется экспоненциальное сглаживание (ЕМА):

$$p_{ema,t} = \lambda \cdot p_{ema,t-1} + (1 - \lambda) \cdot p_t, \quad (20)$$

где λ – коэффициент сглаживания.

Параллельно ведется подсчет голосов в скользящем окне длиной l_v – вычисляется доля решений, где $p_t > 0.5$.

Итоговое решение о наличии атаки принимается на основе следующей логики:

- переход в состояние «Спуфинг» (1) осуществляется, если $p_{ema} > h_{high}$ и среднее число голосов > 0.8 .

- возврат в состояние «Норма» (-1) осуществляется, если $p_{ema} > h_{low}$ и среднее число голосов < 0.2 .

Параметры $\lambda, l_v, h_{high}, h_{low}$ подбираются путем перебора по сетке (методом grid search) на валидационной выборке.

Блок-схема алгоритма приведена на рисунке 2.

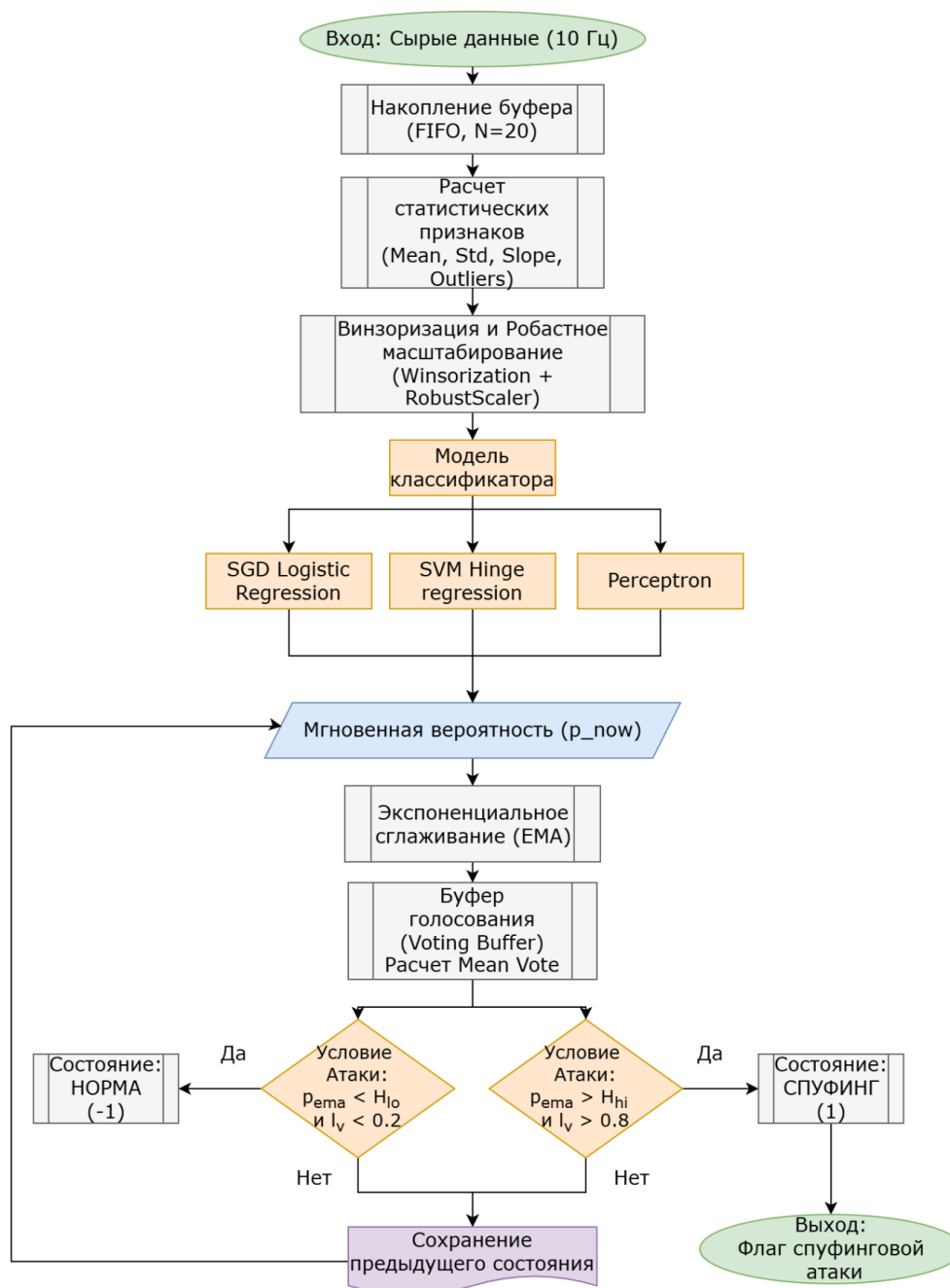


Рисунок 2 – Блок-схема алгоритма обнаружения спуфинга, использующего методы машинного обучения

Результаты

Для оценки эффективности разработанного алгоритма было проведено тестирование на наборе данных, включающем 90 реализаций полетов (тестовая выборка), не участвовавших в обучении. Данные для формирования датасета были получены с использованием программного комплекса имитационного моделирования. Соотношение обучающей и тестовой выборок составило 80/20. Структура программного комплекса и его информационного взаимодействия с алгоритмом обнаружения спуфинга приведены на рисунке 3. На рисунке 3 используются следующие аббревиатуры: ИИБ – инерциальный измерительный блок, ПА – приемная аппаратура, НКА – навигационный космический аппарат.

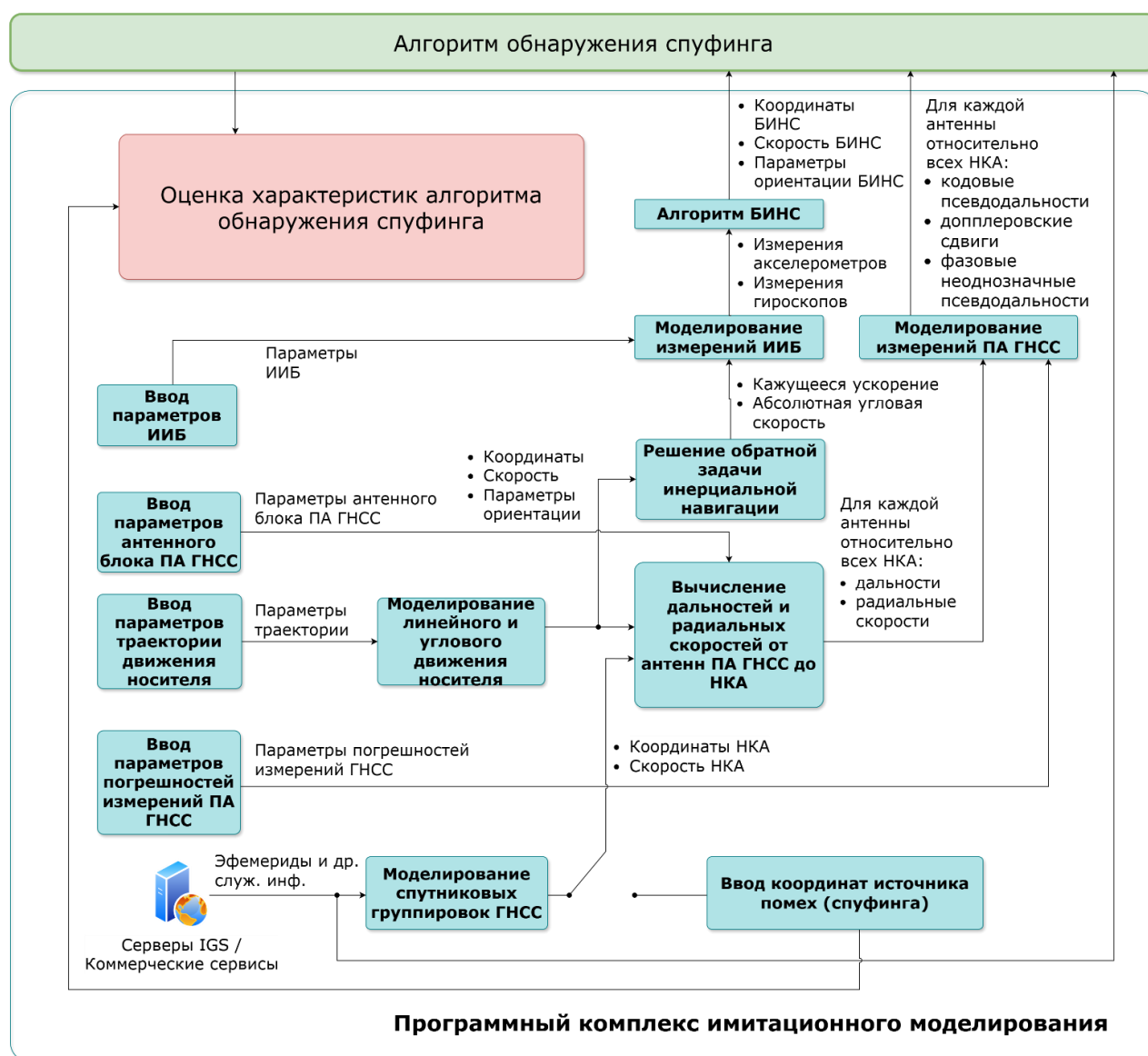


Рисунок 3 – Структура программного комплекса имитационного моделирования и его информационного взаимодействия с алгоритмом обнаружения спуфинга

Условия функционирования навигационного комплекса, моделируемые при формировании датасета, приведены в таблице 1.

Таблица 1

Условия функционирования навигационного комплекса,
моделируемые при формировании датасета

№ п/п	Параметр моделирования	Единица измерения	Значение (диапазон изменения)
1	Длина антенной базы (антенны расположены по продольной оси носителя)	м	1
2	Параметры инерциального измерительного блока: - сдвиг нуля датчиков угловой скорости (ДУС) - случайная погрешность ДУС - сдвиг нуля акселерометров - случайная погрешность акселерометров	град/час град/час м/с ² м/с ²	3-10 3-10 0,0005-0,001 0,0005-0,001
3	Параметры траектории движения носителя - широта точки старта - долгота точки старта - высота полета над эллипсоидом - скорость полета - начальный курс - скорость изменения углов курса, тангажа и крена - время полета	градусы градусы м м/с градусы град/с с	56-57 37-38 200-2000 50-200 0-360 1-5 600
4	Погрешность ПА ГНСС в измерении псевдодальности по фазе несущей	мм	2-5
5	Параметры источника помех (спуфинга) - число источников - широта источника помех - долгота источника помех - высота источника помех над эллипсоидом	- градусы градусы м	1-4 56-57 37-38 0-100
6	Дата полета (сутки эфемерид ГЛОНАСС)		01.10.2024 – 31.09.2025

В качестве моделируемого носителя был выбран летательный аппарат самолетного типа. Датасет формировался по данным моделирования заданного числа полетов. Длина антенной базы была выбрана фиксированной со значением

1 м, антенны ПА ГНСС разнесены по продольной оси носителя. Остальные параметры выбирались случайным образом в заданном диапазоне для каждой реализации полета носителя.

На рисунках 4 – 6 приведены графики работы алгоритмов на тестовом наборе данных.

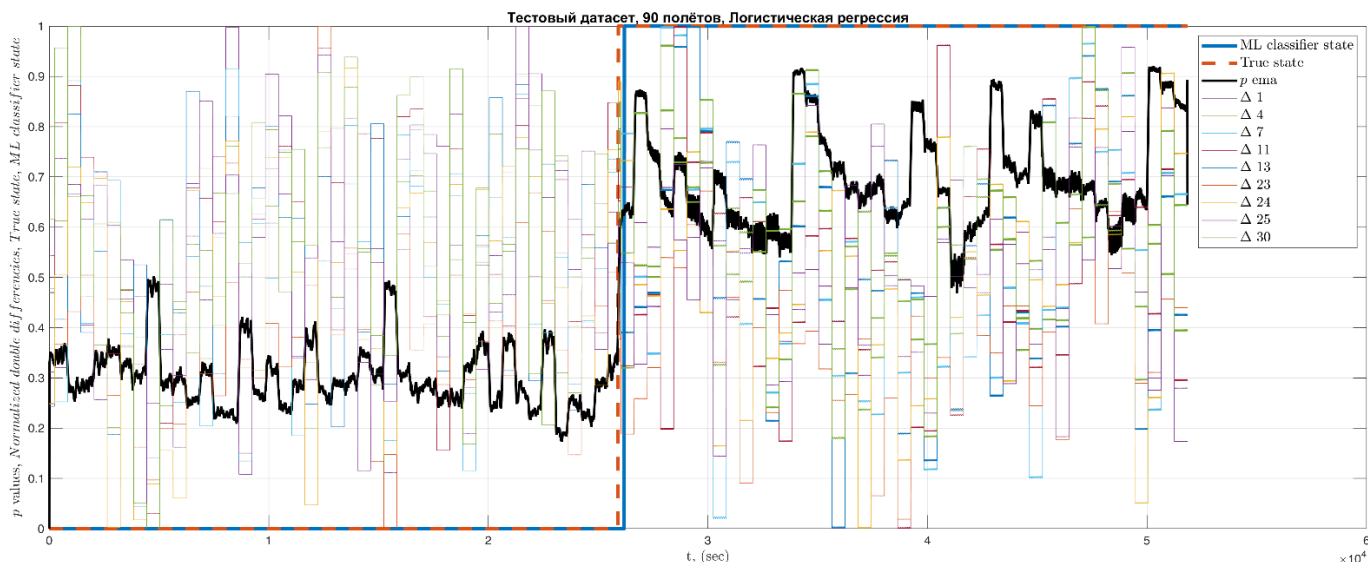


Рисунок 4 – Работа логистической регрессии (SGD Logistic)

Рисунок 4 демонстрирует работу логистической регрессии (SGD Logistic). Видно, что экспоненциально сглаженная вероятность p_{ema} (черная линия) коррелирует с истинной меткой класса (пунктир оранжевого цвета), обеспечивая практически безошибочное переключение состояния работы алгоритма классификации (синяя линия).

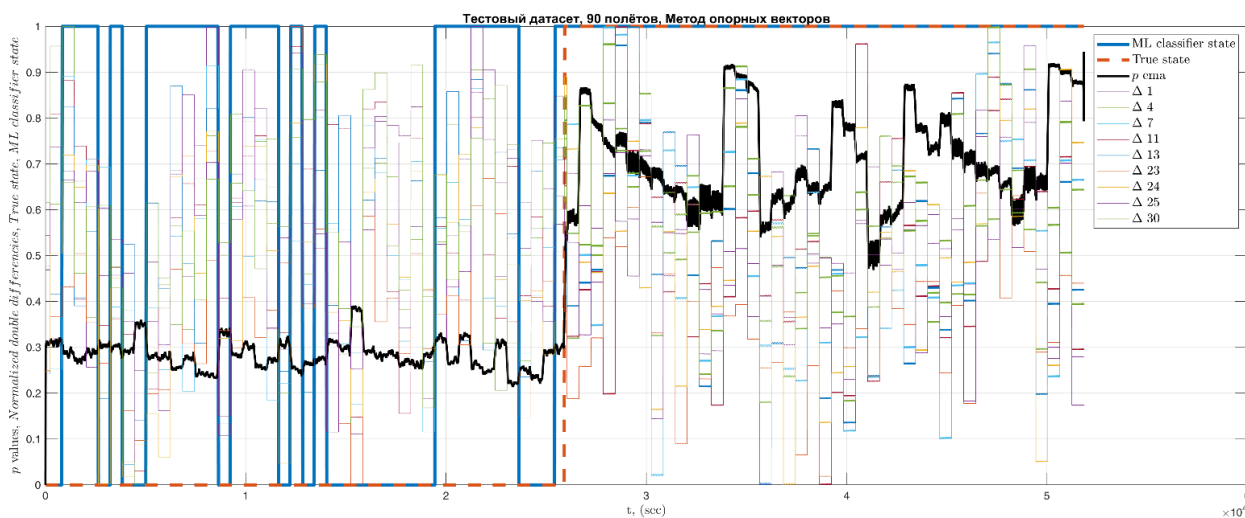


Рисунок 5 – Работа линейного SVM (SGD Hinge) – метода опорных векторов с функцией потерь hinge-loss

На рисунке 5 показана работа линейного SVM (SGD Hinge) – метода опорных векторов с функцией потерь hinge-loss. Наблюдается значительное число ложных переключений состояния даже при использовании фильтрации в постобработке и процедуре принятия решений.

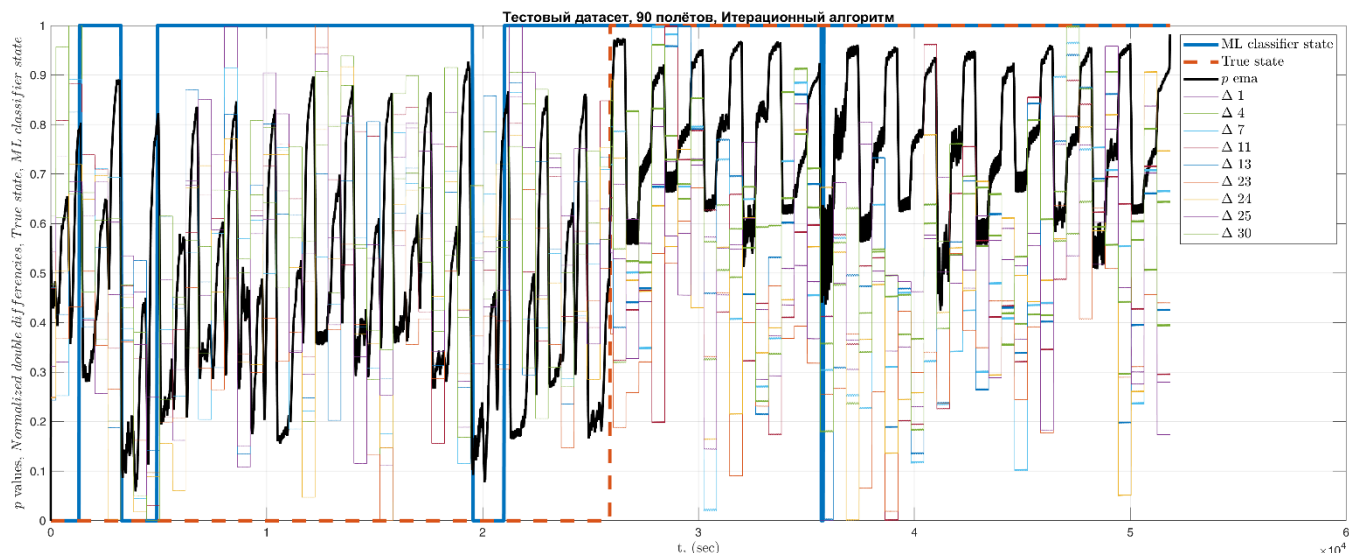


Рисунок 6 – Работа линейного классификатора/перцептрона/итерационного алгоритма

Рисунок 6 демонстрирует работу линейного классификатора (перцептрона). Видно, что высокий шум и разброс выходного сигнала вероятности приводит к ложным переключениям состояния.

Для простоты восприятия и лучшей наглядности результаты работы исследуемых алгоритмов были сведены в таблицу 2.

Таблица 2

Сравнительные метрики алгоритмов обнаружения спуфинга
с использованием методов машинного обучения

Алгоритм	Accuracy (Валидация)	AUC (Валидация)	Accuracy (Тест, 90 полетов)	Примечание
SGD Logistic	0.8457	0.9097	0.9947	Высокая обобщающая способность, вероятностный выход
SGD Hinge (SVM)	0.8717	0.9443	0.7245	Переобучение на тренировочных данных, жесткая граница
Perceptron	0.6495	0.6530	0.5849	Низкая сходимость на зашумленных данных

Анализ полученных в ходе имитационного моделирования результатов позволяет отметить следующее. Метод SGD Logistic (Логистическая регрессия) показал наилучший результат на тестовых данных, достигнув точности 99.47%. Это объясняется физической природой используемого метода постобработки. Алгоритм принятия решений опирается на экспоненциально сглаженную вероятность p_{ema} . Логистическая регрессия, основанная на вероятностном подходе при решении задачи классификации, и в качестве оптимизатора использующая логарифм правоподобия (log-loss), предоставляет на выходе корректно нормированные вероятности принадлежности к соответствующему классу. Это позволяет экспоненциальному фильтру эффективно сглаживать шум, не теряя информацию, а алгоритму обрабатывать с высокой точностью.

В алгоритме SVM (Hinge) наблюдаются следующие проблемы. Несмотря на более высокие показатели на валидации (AUC 0.94), SVM показал значительное падение точности на тестовой выборке (0.72). Функция потерь hinge-loss являясь кусочно-линейной максимизирует ширину гиперплоскости, разделяющей классы, но выходные значения («расстояния» до гиперплоскости) не являются вероятностями. При конвертации этих значений в квази-вероятности (через сигмоиду) для работы фильтра происходит искажение масштаба, что приводит к некорректной работе пороговых условий на новых данных.

Наконец, перцептрон (линейный классификатор) показал худшие результаты, так как он неустойчив к линейно неразделимым данным (из-за шумов измерений) и прекращает обучение, как только выборка формально разделена, не пытаясь найти оптимальное положение разделяющей плоскости в центре зазора (в отличие от SVM) или оценить вероятности (в отличие от логистической регрессии).

Заключение

В ходе работы обосновано применение методов машинного обучения для задачи обнаружения спуфинга. Показано, что задача сводится к бинарной классификации. Предложено и проанализировано 3 основных подхода, среди которых наилучшим образом себя зарекомендовал метод SGD Logistic.

Таким образом, для практической реализации в навигационной аппаратуре рекомендуется использование логистической регрессии с L2-регуляризацией, дополненной адаптивной фильтрацией выходной вероятности, как наиболее надежного и устойчивого метода.

Можно заключить, что использование методов машинного обучения позволяет заменить эвристический выбор порогов на статистически обоснованную разделяющую поверхность, что повышает достоверность обнаружения атак. Предварительно полученные результаты позволяют отметить целесообразность применения методов машинного обучения для обнаружения спуфинга на основе комплексирования пары приемников и антенн ГНСС с БИНС в условиях неразрешенной целочисленной неоднозначности.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Список источников

1. Schmidt G.T. GPS Based Navigation Systems in Difficult Environments. *Gyroscopy Navig.* 10, 41–53 (2019). <https://doi.org/10.1134/S207510871902007X>
2. Zhuravlev A.V., Besmaga V.M., Markin, V.G. The effectiveness of jamming the navigation equipment of consumers global navigation satellite systems. *Radioengineering* 2017, 6, 196–202
3. Alexander K., Lawrence D. GNSS Intentional Interference and Spoofing. In *Proceedings of the RTCA Special Committee 2015*, Washington, DC, USA, 10 November 2015
4. Shang S., Li H., Wei Y., Lu M. A flexible replay delay control method for GNSS direct meaconing signal. In *Proceedings of the 2020 International Technical Meeting of The Institute of Navigation*, San Diego, CA, USA, 21–24 January 2020; Volume 3, pp. 992–1000.

5. Tippenhauer N.O., Pöpper C., Rasmussen K.B., Capkun S. On the Requirements for Successful GPS Spoofing Attacks. In Proceedings of the Association for Computing Machinery, Chicago, IL, USA, 17–21 October 2011.
6. Coulon M., Chabory A., Garcia-Pena A., Vezinet J., Macabiau C., Estival P., Ladoux P., Roturier B. Characterization of Meaconing and its Impact on GNSS Receivers. In Proceedings of the 33rd International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2020), Virtual, 22–25 September 2020; pp. 3713–3737. <https://doi.org/10.33012/2020.17713>
7. Wang W., Wang J. GNSS induced spoofing simulation based on path planning. IET Radar Sonar Navig. 2022, 16, 103–112. <https://doi.org/10.1049/rsn2.12167>
8. Неровный В.В., Коратаев П.Д., Облов П.С., Толстых М.Ю. Функционирования навигационной аппаратуры потребителей глобальных навигационных спутниковых систем в условиях воздействия имитирующих помех // Труды МАИ. 2024. № 139. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=183462>
9. Романов А.С., Турлыков П.Ю. Исследование влияния имитирующих помех на аппаратуру потребителей навигационной информации // Труды МАИ. 2016. № 86. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=66445>
10. Dao H.K., Stupin D.D., Shevchenko R.A. Principles of detection of intentional jamming affecting the equipment of consumers of satellite radio navigation systems. J. Radio Electron. 2019, 5, 14.
11. Gunther C. A survey of spoofing and counter-measures. NAVIGATION J. Inst. Navig. 2014, 61, 159–177. <https://doi.org/10.1002/navi.65>
12. Jafarnia-Jahromi A., Broumandan A., Nielsen A., Lachapelle G. GPS vulnerability to spoofing threats and a review of antispoofing techniques. Int. J. Navig. Obs. 2012, 2, 127072. <https://doi.org/10.1155/2012/127072>
13. Karutin S.N., Kharisov V.N., Pavlov V.S. Synthesis of interference resistant spatiotemporal filter for navigation parameters high precision measurements using global navigation satellite systems. Meas. Tech. 2020, 63, 476–486. <https://doi.org/10.1007/s11018-020-01812-1>
14. Psiaki, M.L., O’Hanlon B.W., Powell S.P., Bhatti J.A., Wesson K.D., Schofield T.E. GNSS spoofing detection using two-antenna differential carrier phase. In Proceedings of the

27th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+), Tampa, FL, USA, 8–12 September 2014; Volume 3, pp. 2776–2800.

15. Yakushenko S., Malyshev A. A nonparametric method of estimating the noise immunity of satellite radio-navigation receivers in the conditions of the relay noises. *Issues Radio Electron.* 2016, 6, 88–92.

16. Rothmaier F., Chen Y., Lo S. Walter, T. GNSS spoofing detection through spatial processing. *NAVIGATION J. Inst. Navig.* 2021, 68, 243–258. <https://doi.org/10.1002/navi.420>

17. Shang S., Li H., Wei Y., Lu M. GNSS Spoofing Detection and Identification Based on Clock Drift Monitoring Using Only One Signal. In *Proceedings of the 2020 International Technical Meeting of The Institute of Navigation, San Diego, CA, USA, 21–25 January 2020*; pp. 331–340. <https://doi.org/10.33012/2020.17147>

18. Truong V., Vervisch-Picois A., Rubio Hernan J., Samama N. Characterization of the Ability of Low-Cost GNSS Receiver to Detect Spoofing Using Clock Bias. *Sensors* 2023, 23, 2735. <https://doi.org/10.3390/s23052735>

19. Wang J., Tang X., Ma P., Wu J., Ma C., Sun G. GNSS Spoofing Detection Using Q Channel Energy. *Remote Sens.* 2023, 15, 5337. <https://doi.org/10.3390/rs15225337>

20. Broumandan A., Lachapelle, G. Spoofing Detection Using GNSS/INS/Odometer Coupling for Vehicular Navigation. *Sensors* 2018, 18, 1305. <https://doi.org/10.3390/s18051305>

21. Borio D., Gioia C. A dual-antenna spoofing detection system using GNSS commercial receivers. In *Proceedings of the 28th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2015), Tampa, FL, USA, 14–18 September 2015*; Volume 1, pp. 325–330.

22. Kerns A.J., Shepard D.P., Bhatti J.A., Humphreys T.E. Unmanned aircraft capture and control via GPS spoofing. *J. Field Robot.* 2014, 31, 617–636. <https://doi.org/10.1002/rob.21513>

23. Montgomery P.Y., Humphreys T.E., Ledvina B.M. Receiver-autonomous spoofing detection: Experimental results of a multiantenna receiver defense against a portable

civil GPS spoofer. In Proceedings of the International Technical Meeting of The Institute of Navigation, Anaheim, CA, USA, 26–28 January 2009; Volume 6, pp. 124–130.

24. Stenberg N., Axell E., Rantakokko J., Hendeby G. Results on GNSS Spoofing Mitigation Using Multiple Receivers. NAVIGATION J. Inst. Navig. 2022, 69, navi.510.

<https://doi.org/10.33012/navi.510>

25. Blois M., Studenny J., O’Keefe K., Liu B. Baseline Spoofing Detection for Aircraft with Standard Navigation Hardware. In Proceedings of the 36th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2023), Denver, CO, USA, 11–15 September 2023; pp. 824–835. <https://doi.org/10.33012/2023.19413>

26. Zharkov M., Veremeenko K., Kuznetsov I., Pronkin A. Global Navigation Satellite System Spoofing Detection in Inertial Satellite Navigation Systems. Inventions 2023, 8, 158. <https://doi.org/10.3390/inventions8060158>

27. Schleppe, J.B. Development of a Real-Time Attitude System Using a Quaternion Parameterization and Non-Dedicated GPS Receivers. Department of Geomatics Engineering, The University of Calgary: Alberta, Canada, 1996.

28. ГОСТ 20058-80 ДИНАМИКА ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ В АТМОСФЕРЕ. Термины, определения и обозначения.

29. David W. Hosmer, Stanley Lemeshow. Applied Logistic Regression, 2nd ed. New York, Chichester, Wiley. 2002. 392 P. ISBN 0-471-35632-8.

30. Fisher, R.A. The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems // Annals of Eugenics. – 1936 Vol. 7. – PP. 179–188.

References

1. Schmidt G.T. GPS Based Navigation Systems in Difficult Environments. Gyroscopy Navig. 10, 41–53 (2019). <https://doi.org/10.1134/S207510871902007X>

2. Zhuravlev A.V., Besmaga V.M., Markin, V.G. The effectiveness of jamming the navigation equipment of consumers global navigation satellite systems. Radioengineering 2017, 6, 196–202

3. Alexander K., Lawrence D. GNSS Intentional Interference and Spoofing. In Proceedings of the RTCA Special Committee 2015, Washington, DC, USA, 10 November 2015
4. Shang S., Li H., Wei Y., Lu M. A flexible replay delay control method for GNSS direct meaconing signal. In Proceedings of the 2020 International Technical Meeting of The Institute of Navigation, San Diego, CA, USA, 21–24 January 2020; Volume 3, pp. 992–1000.
5. Tippenhauer N.O., Pöpper C., Rasmussen K.B., Capkun S. On the Requirements for Successful GPS Spoofing Attacks. In Proceedings of the Association for Computing Machinery, Chicago, IL, USA, 17–21 October 2011.
6. Coulon M., Chabory A., Garcia-Pena A., Vezinet J., Macabiau C., Estival P., Ladoux P., Roturier B. Characterization of Meaconing and its Impact on GNSS Receivers. In Proceedings of the 33rd International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2020), Virtual, 22–25 September 2020; pp. 3713–3737. <https://doi.org/10.33012/2020.17713>
7. Wang W., Wang J. GNSS induced spoofing simulation based on path planning. IET Radar Sonar Navig. 2022, 16, 103–112. <https://doi.org/10.1049/rsn2.12167>
8. Nerovny V.V., Korataev P.D., Oblov P.S., Tolstykh M.Yu. Functioning of Navigation Equipment for Consumers of Global Navigation Satellite Systems under the Influence of Simulated Interference // Trudy MAI. 2024. № 139. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=183462>
9. Romanov A.S., Turlykov P.Yu. Research of the Influence of Simulated Interference on the Equipment of Consumers of Navigation Information // Trudy MAI. 2016. № 86. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=66445>
10. Dao H.K., Stupin D.D., Shevchenko R.A. Principles of detection of intentional jamming affecting the equipment of consumers of satellite radio navigation systems. J. Radio Electron. 2019, 5, 14.
11. Gunther C. A survey of spoofing and counter-measures. NAVIGATION J. Inst. Navig. 2014, 61, 159–177. <https://doi.org/10.1002/navi.65>

12. Jafarnia-Jahromi A., Broumandan A., Nielsen A., Lachapelle G. GPS vulnerability to spoofing threats and a review of antispoofing techniques. *Int. J. Navig. Obs.* 2012, 2, 127072. <https://doi.org/10.1155/2012/127072>
13. Karutin S.N., Kharisov V.N., Pavlov V.S. Synthesis of interference resistant spatiotemporal filter for navigation parameters high precision measurements using global navigation satellite systems. *Meas. Tech.* 2020, 63, 476–486. <https://doi.org/10.1007/s11018-020-01812-1>
14. Psiaki, M.L., O'Hanlon B.W., Powell S.P., Bhatti J.A., Wesson K.D., Schofield T.E. GNSS spoofing detection using two-antenna differential carrier phase. In *Proceedings of the 27th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+)*, Tampa, FL, USA, 8–12 September 2014; Volume 3, pp. 2776–2800.
15. Yakushenko S., Malyshev A. A nonparametric method of estimating the noise immunity of satellite radio-navigation receivers in the conditions of the relay noises. *Issues Radio Electron.* 2016, 6, 88–92.
16. Rothmaier F., Chen Y., Lo S. Walter, T. GNSS spoofing detection through spatial processing. *NAVIGATION J. Inst. Navig.* 2021, 68, 243–258. <https://doi.org/10.1002/navi.420>
17. Shang S., Li H., Wei Y., Lu M. GNSS Spoofing Detection and Identification Based on Clock Drift Monitoring Using Only One Signal. In *Proceedings of the 2020 International Technical Meeting of The Institute of Navigation*, San Diego, CA, USA, 21–25 January 2020; pp. 331–340. <https://doi.org/10.33012/2020.17147>
18. Truong V., Vervisch-Picois A., Rubio Hernan J., Samama N. Characterization of the Ability of Low-Cost GNSS Receiver to Detect Spoofing Using Clock Bias. *Sensors* 2023, 23, 2735. <https://doi.org/10.3390/s23052735>
19. Wang J., Tang X., Ma P., Wu J., Ma C., Sun G. GNSS Spoofing Detection Using Q Channel Energy. *Remote Sens.* 2023, 15, 5337. <https://doi.org/10.3390/rs15225337>
20. Broumandan A., Lachapelle, G. Spoofing Detection Using GNSS/INS/Odometer Coupling for Vehicular Navigation. *Sensors* 2018, 18, 1305. <https://doi.org/10.3390/s18051305>

21. Borio D., Gioia C. A dual-antenna spoofing detection system using GNSS commercial receivers. In Proceedings of the 28th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2015), Tampa, FL, USA, 14–18 September 2015; Volume 1, pp. 325–330.
22. Kerns A.J., Shepard D.P., Bhatti J.A., Humphreys T.E. Unmanned aircraft capture and control via GPS spoofing. *J. Field Robot.* 2014, 31, 617–636. <https://doi.org/10.1002/rob.21513>
23. Montgomery P.Y., Humphreys T.E., Ledvina B.M. Receiver-autonomous spoofing detection: Experimental results of a multiantenna receiver defense against a portable civil GPS spoofer. In Proceedings of the International Technical Meeting of The Institute of Navigation, Anaheim, CA, USA, 26–28 January 2009; Volume 6, pp. 124–130.
24. Stenberg N., Axell E., Rantakokko J., Hendeby G. Results on GNSS Spoofing Mitigation Using Multiple Receivers. *NAVIGATION J. Inst. Navig.* 2022, 69, navi.510. <https://doi.org/10.33012/navi.510>
25. Blois M., Studenny J., O’Keefe K., Liu B. Baseline Spoofing Detection for Aircraft with Standard Navigation Hardware. In Proceedings of the 36th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2023), Denver, CO, USA, 11–15 September 2023; pp. 824–835. <https://doi.org/10.33012/2023.19413>
26. Zharkov M., Veremeenko K., Kuznetsov I., Pronkin A. Global Navigation Satellite System Spoofing Detection in Inertial Satellite Navigation Systems. *Inventions* 2023, 8, 158. <https://doi.org/10.3390/inventions8060158>
27. Schleppe, J.B. Development of a Real-Time Attitude System Using a Quaternion Parameterization and Non-Dedicated GPS Receivers. Department of Geomatics Engineering, The University of Calgary: Alberta, Canada, 1996.
28. GOST 20058-80 DYNAMICS OF AIRCRAFT IN THE ATMOSPHERE. Terms, definitions and designations.
29. David W. Hosmer, Stanley Lemeshow. *Applied Logistic Regression*, 2nd ed. New York, Chichester, Wiley. 2002. 392 P. ISBN 0-471-35632-8.
30. Fisher, R.A. The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems // *Annals of Eugenics*. – 1936 Vol. 7. – PP. 179–188.

Информация об авторах

Константин Константинович Веремеенко, к.т.н., доцент, начальник НИО-3, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», г. Москва, Россия; <https://orcid.org/0000-0002-0160-7168>, e-mail: nio3@mai.ru

Максим Витальевич Жарков, начальник НИО-305, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», г. Москва, Россия; <https://orcid.org/0000-0003-1973-6328>, e-mail: mv_zharkov@mai.ru

Иван Михайлович Кузнецов, начальник отдела испытаний НИО-305, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», г. Москва, Россия; <https://orcid.org/0000-0002-1382-5488>, e-mail: kuznetsovim@mai.ru

Андрей Николаевич Пронькин, заместитель начальника отдела испытаний НИО-305, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», г. Москва, Россия; <https://orcid.org/0000-0002-8983-046X>, e-mail: pronkinan@mai.ru

Information about the authors

Kostantin K. Veremeenko, PhD, Head of Institute Scientific department, Associate Professor, Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow, Russia; <https://orcid.org/0000-0002-0160-7168>, e-mail: nio3@mai.ru

Maxim V. Zharkov, Head of the Research Department 305, Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow, Russia; <https://orcid.org/0000-0003-1973-6328>, e-mail: mv_zharkov@mai.ru

Ivan M. Kuznetsov, Head of the Testing Department 305, Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow, Russia; <https://orcid.org/0000-0002-1382-5488>, e-mail: kuznetsovim@mai.ru

Andrey N. Pronkin, Deputy Head of the Testing Department 305, Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow, Russia; <https://orcid.org/0000-0002-8983-046X>, e-mail: pronkinan@mai.ru

Получено 12 декабря 2025 ● Принято к публикации 20 января 2026 ● Опубликовано 27 февраля 2026
Received 12 December 2025 ● Accepted 20 January 2026 ● Published 27 February 2026
