

М. Т. ТАСОВА*, А. С. ИБРАЕВ

Казахский национальный университет имени аль-Фараби, г. Алматы

madina_tassova@mail.ru; aydos.ybraev@kaznu.edu.kz

ТЕСНАЯ ИНТЕГРАЦИЯ ГНСС/ИНС

В статье исследуется новый алгоритм тесной интеграции ГНСС/ИНС. Основная идея заключается в том, чтобы получить положение пользователя как решение ограниченной версии задачи оптимизации ГНСС, где классическая трехсторонность ограничена измерениями ИНС. Это приводит к линейно ограниченной задаче наименьших квадратов, которая может быть решена в наихудшем случае за полиномиальное время. Эффективность алгоритма была подтверждена путем моделирования в сложных сценариях (а именно, в условиях многолучевости и слабого сигнала) и показала улучшенную производительность по сравнению с автономной ГНСС и ГНСС/ИНС Калмана в тех же условиях.

Ключевые слова: *тесная интеграция, инерциально-спутниковая навигационная система, задача наименьших квадратов, фильтр Калмана.*

Введение. Глобальные навигационные спутниковые системы (ГНСС) – это общее понятие, используемое для обозначения систем, позволяющих пользователю вычислять свое местоположение на основе созвездия спутников. Конкретными системами ГНСС являются хорошо известная американская GPS или готовящаяся европейская Галилео. Обе системы основаны на одном и том же принципе: пользователь вычисляет свое местоположение на основе измеренных расстояний между приемником и набором видимых спутников. Эти расстояния рассчитываются с учетом времени распространения сигнала от каждого спутника до приемника [1]. Приемники ГНСС заинтересованы только в оценке задержек сигналов прямого пути, далее называемых сигналами прямой видимости (LOSS), поскольку именно они несут информацию о времени прямого распространения. Однако отражения искажают принимаемый сигнал таким образом, что это может привести к смещению оценок задержки и несущей фазы [2].

Чтобы справиться с этой проблемой, в литературе широко изучается использование инерциальных навигационных систем (ИНС) для улучшения решения о местоположении, предоставляемого обычными приемниками ГНСС [3]. ИНС – это автономный навигатор, который генерирует решение об ориентации, положении и скорости. Датчики, используемые в ИНС, представляют собой триаду гироскопов для измерения вращения и скорости вращения, и триаду акселерометров для измерения ускорений или удельной силы. ИНС представляет собой комбинацию этих датчиков, навигационных алгоритмов и компьютера, на котором компьютер, на котором работают эти алгоритмы.

Алгоритмы ИНС для генерации ориентации, положения и скорости частично включают в себя выполнение математической операции интегрирования выходов этих датчиков. Таким образом, любая ошибка на выходе датчиков приводит к кор-

* E-mail корреспондирующего автора: madina_tassova@mail.ru

релирированным ошибкам ориентации, положения и скорости, которые потенциально являются неограниченными. Приемник ГНСС, с другой стороны, генерирует оценки положения и скорости с ограниченными ошибками. Их характеристики ошибок дополняют друг друга, что является основной причиной для интеграции систем ГНСС/ИНС во многих приложениях.

Архитектуры интеграции ГНСС/ИНС можно разделить на сверхплотные, плотные и свободные, в зависимости от степени интеграции обеих систем [3]. Сверхплотная архитектура ГНСС/ИНС на основе фильтрации частиц была исследована в [4]. Сложность этого подхода к интеграции очень высока, поэтому мы скорее сосредоточимся на двух альтернативах. При тесной интеграции ГНСС/ИНС сводятся к основным функциям датчиков, то есть псевдодалность, ускорения и гироскопические измерения используются для создания единого смешанного навигационного решения. В отличие от этого, при свободной интеграции ГНСС/ИНС приемник ГНСС и ИНС работают как независимые навигационные системы, оценки положения которых смешиваются для формирования интегрированного решения о третьем положении. В целом, классические жесткие архитектуры обеспечивают более точные решения, чем свободные подходы [3]. Кроме того, тесная интеграция способна продолжать извлекать полезную информацию из приемника ГНСС в ситуациях, когда видно менее четырех спутников. Цель данной работы – предложить архитектуру с пониженной сложностью, которая, хотя и имеет производительность, сравнимую с ультра-плотными подходами, но при этом удобна с точки зрения реализации. По этим причинам мы сосредоточились на тесной интеграции во всей остальной части статьи.

Данная работа организована следующим образом. В разделе 2 представлена модель системы, используемая для описания динамики ГНСС и ИНС. В разделе 3 представлен обзор алгоритмов позиционирования с использованием приемников ГНСС и измерений ИНС, соответственно. Предлагаемый подход к интеграции представлен в разделе 4, где анализируется и обсуждается ограниченная задача наименьших квадратов. Раздел 5 посвящен результатам моделирования, которые подтверждают предложенную архитектуру, и, наконец, в разделе 6 завершает работу.

Модель системы. Байесовская оценка предлагает привлекательную основу для совместного рассмотрения измерений ИНС и измерений псевдодалности ГНСС. Это естественный способ учета предварительной информации, предоставляемой ИНС, которая опирается на функцию плотности вероятности, чтобы оценить вектор δ_k , учитывая набор доступных измерений до момента времени k , $y_{0:k}$. Кроме того, это оптимальная основа для работы с динамическими системами, используя подход дискретного пространства состояний. Оценки состояния $\hat{\delta}_k \in \mathbb{R}^{n_\delta}$ рекурсивно вычисляются с учетом измерений $y_k \in \mathbb{C}^{n_y}$ в момент времени k , где n_δ и n_y – размеры векторов состояния и измерений соответственно. Для этого эволюция состояний цели (от которых зависят измерения) моделируется с помощью стохастической модели дискретного времени – уравнения состояния, которое в общем случае имеет вид

$$\delta_k = \Phi_{k-1}(\delta_{k-1}, w_{k-1}), \quad (1)$$

где Φ_{k-1} – известная и, возможно, нелинейная функция состояния δ_k , а w_{k-1} называется шумом процесса, который собирает любой эффект рассогласования или возмущения

в характеристике состояния. Связь между измерениями и состояниями моделируется уравнением измерения

$$y_k = \mathbf{H}_k(\delta_k, \mathbf{n}_k), \quad (2)$$

где \mathbf{H}_k – известная и, возможно, нелинейная функция, а \mathbf{n}_k называется шумом измерения. Предполагается, что шум процесса и измерения белый, взаимно независимый и с известной статистикой.

1. Данные ИНС: Уравнение состояния. Для плотной интеграции рассматривается 16 векторов состояний δ . Три состояния инерциальной ошибки задаются для ориентации, скорости, смещения акселерометра, смещения гироскопа, плюс одно состояние для смещения часов приемника, соответственно:

$$\delta = [\delta\psi^{eT} \quad \delta\mathbf{v}^{eT} \quad \mathbf{b}_a^{bT} \quad \mathbf{b}_g^{bT} \quad \delta p^{eT} \quad \delta t]^T. \quad (3)$$

В течение достаточно короткого периода наблюдений предположения о невращающейся и плоской Земле без гравитации являются обоснованными. Устранение гравитации эквивалентно утверждению, что гравитационная модель совершенна. Предполагается, что смещения акселерометра и гироскопа, \mathbf{b}_a^b и \mathbf{b}_g^b , и смещение часов приемника, δt , не имеют известного изменения во времени.

Учитывая эти предположения, уравнение состояния (1) ИНС в момент времени с индексом k допускает линейную аппроксимацию в виде

$$\delta t = \Phi_{k-1} \delta_{k-1} + w_k, \quad (4)$$

где Φ_{k-1} – линеаризованная матрица перехода. В любой момент времени удельная сила, измеренная акселерометром, f^b , и матрица координатного преобразования тела к земному кадру $\hat{\mathbf{C}}_b^e$ используются для формирования матрицы перехода в следующем виде

$$\Phi = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \hat{\mathbf{C}}_b^e \tau_s & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \Phi_{21} \tau_s & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \hat{\mathbf{C}}_b^e \tau_s & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \tau_s & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & \mathbf{I}_{1 \times 1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

где $\Phi_{21} = -[(\hat{\mathbf{C}}_b^e f^b) \times]$, $[x \times]$, $[x \times]$ обозначает кососимметричную матрицу x , а τ_s – интервал распространения состояния [5].

Подводя итог, можно утверждать, что ИНС дают нам информацию о временной эволюции интересующих нас переменных.

Основными источниками шумов состояния в решении инерциальной навигации являются случайные блуждания ошибки скорости из-за шумов измерений удельной силы акселерометра и случайные блуждания ошибки ориентации из-за шумов измерений угловой скорости гироскопа. Кроме того, если отдельные состояния динамического смещения акселерометра и гироскопа не оцениваются, изменение во времени смещения акселерометра и гироскопа может быть аппроксимировано как белый

шум. Ковариационная матрица шума состояния, Σ_w , предполагающая 16 состояний, определена в [5].

2. Данные ГНСС: Уравнение измерений. При вычислении позиционного решения измерениями являются вычисленные псевдодальности каждого видимого спутника. i -й псевдодальномер получается после оценки времени прохождения (τ^i), которое требуется сигналу от i -го спутника для достижения приемника, т.е. $\rho^i = c\tau^i$, где c – скорость света. Модель псевдодальности параметризуется неизвестными координатами положения пользователя ($\rho = [x, y, z]^T$) и смещением часов приемника (δt) как

$$\rho^i = \varrho^i(\rho) + c(\delta t - \delta t^i) + \epsilon^i, \tag{6}$$

где спутники индексируются $i = 1, \dots, M$ и применяются следующие определения:

- $\varrho^i(\rho) = \sqrt{(x^i - x)^2 + (y^i - y)^2 + (z^i - z)^2}$ - это геометрическое расстояние между приемником и i -м спутником. $\rho^i = [x^i, y^i, z^i]^T$) - координаты i -го спутника в системе координат Земля-Центр-Земля-Фиксация (ЗЦЗФ), которые могут быть вычислены из низкоскоростного навигационного сообщения [1];

- δt – смещение часов приемника относительно времени GPS, которое неизвестно;

- δt^i – смещение часов спутника i относительно времени GPS, известное из навигационного сообщения;

- ϵ^i – это термин, включающий ошибки из различных источников, таких как атмосферные задержки, неправильное моделирование эфемерид, релятивистские эффекты и др.

Решение для одной точки, используемое в обычных приемниках ГНСС, основано на линеаризации геометрической задачи, состоящей в вычислении ρ и δt из набора M оцененных псевдодальностей (где $M \geq 4$).

Как и в случае с ИНС, уравнение измерения для измерений ГНСС также может быть линеаризовано, но теперь относительно начальной оценки положения $\rho_0 = [x_0, y_0, z_0]^T$ как

$$y_k = H_k \delta_k + n_k. \tag{7}$$

Если для простоты убрать временной индекс k , то измерения ГНСС будут равны

$$y = \begin{bmatrix} \rho^1 + c\delta t^1 - \epsilon^1 - \varrho_0^1 \\ \vdots \\ \rho^M + c\delta t^M - \epsilon^M - \varrho_0^M \end{bmatrix}. \tag{8}$$

В свою очередь, структура матрицы измерений H является

$$H = TM \triangleq T[0_{4 \times 12} \quad I_{4 \times 4}], \tag{9}$$

где

$$T = \begin{bmatrix} \frac{x^1 - x_0}{\varrho_0^1} & \frac{y^1 - y_0}{\varrho_0^1} & \frac{z^1 - z_0}{\varrho_0^1} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{x^M - x_0}{\varrho_0^M} & \frac{y^M - y_0}{\varrho_0^M} & \frac{z^M - z_0}{\varrho_0^M} & 1 \end{bmatrix} \tag{10}$$

Заметим, что структура матрицы измерений \mathbf{H} такова, что из полного вектора состояния δ , только уменьшенное подмножество переменных

$$\ell = \mathbf{M}\delta = [\delta\rho^{eT} \quad \delta t]^T \quad (11)$$

воздействует на измерения ГНСС.

Ковариационная матрица шума измерений Σ_n учитывает ошибки слежения ГНСС, многолучевые вариации, шум спутниковых часов и остаточные ошибки синхронизации ГНСС/ИНС. В идеале она должна быть смоделирована как функция C/N_0 и ускорения, хотя часто принимается постоянное значение. Матрица Σ_n является диагональной, при условии, что измерения псевдодальности не сглажены несущей [5].

3. Современные алгоритмы позиционирования. В этом разделе представлены два алгоритма позиционирования. В разделе 3.1 представлено автономное решение ГНСС, в котором данные ИНС не используются. В разделе 3.2, напротив, описывается традиционный подход, используемый для тесной интеграции ГНСС/ИНС.

3.1 Автономная ГНСС: Метод наименьших квадратов. Учитывая только измерения ГНСС, оценка положения может быть получена с помощью критерия наименьших квадратов (НК)

$$\hat{\ell}_k = \arg \min_{\ell_k} \|y_k - \mathbf{T}_k \ell_k\|_2^2, \quad (12)$$

решение которого дается псевдоинверсом Мура-Пенроуза линейризованной матрицы: $\hat{\ell}_k = \mathbf{T}_k^\dagger y_k$.

Существуют и другие варианты оптимизации в (12), более сложные. Например, если каждое наблюдение взвешивается пропорционально качеству предоставленной информации (например, связывая эту меру с полученной мощностью), задача может быть сформулирована как взвешенная НК.

3.2 Тесный подход ГНСС/ИНС: фильтр Калмана. Дискретная модель пространства состояний, представленная в разделе 2, является линейной. Поэтому она может быть оптимально обработана фильтром Калмана. Таким образом, апостериорная характеристика обеспечивается его оцененными средним и ковариацией, которые получаются рекурсивно в каждый момент времени

$$\begin{aligned} \hat{\delta}_{k|k-1} &= \Phi_{k-1} \hat{\delta}_{k-1|k-1} \\ \mathbf{P}_{k|k-1} &= \Sigma_{w,k} + \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \Phi_{k-1}^T \\ \hat{\delta}_{k|k} &= \hat{\delta}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (y_k - \mathbf{H}_k \hat{\delta}_{k|k-1}) \\ \mathbf{P}_{k|k} &= \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \Sigma_{n,k}) \mathbf{K}_k^T \end{aligned} \quad (13)$$

где

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \Sigma_{n,k})^{-1} \quad (14)$$

матрица усиления Калмана.

Этот алгоритм является эталонным подходом в тесной интеграции данных ГНСС и ИНС.

4. Тесная интеграция нсс/инс как ограниченная задача наименьших квадратов. В предлагаемом алгоритме тесной интеграции ГНСС/ИНС решение ГНСС (12) улучшается за счет учета эволюции инерциальных измерений, но другим способом, чем фильтр Калмана. Эффект ИНС заключается в сокращении пространства выполнимых переменных. То есть, оценка $\hat{\ell}_k$ теперь задается следующим образом

$$\hat{\ell}_k = \arg \min_{\ell_k} \|y_k - T_k \ell_k\|_2^2, \quad (15)$$

$$\text{в зависимости от } |\ell_k| \leq |M\Phi_k \delta_{k-1}|. \quad (16)$$

Несмотря на то, что накопленные ошибки положения, предоставляемые ИНС, растут экспоненциально во времени, ошибки, возникающие мгновенно, в течение каждой длительности интегрирования, действительно ограничены и малы. Таким образом, это существенно ограничивает истинную ошибку положения ГНСС $\delta \rho_k^e$ в момент времени с индексом k пространственным трехмерным кубом. Аналогично, дисперсия смещения часов δt также может быть ограничена сверху. Это представлено в (16).

Задача (15) - (16) может быть переписана в следующей более простой форме

$$\hat{\ell}_k = \arg \min_{\ell_k} \|y_k - T_k \ell_k\|_2^2, \quad (17)$$

$$\text{в зависимости от } l_k \leq \ell_k \leq u_k, \quad (18)$$

где l_k и u_k - векторы нижней и верхней границ, определяемые как $l_k = -|M\Phi_k \delta_{k-1}|$ и $u_k = |M\Phi_k \delta_{k-1}|$. Очевидно, что происходит интегрирование, поскольку измерения y_k берутся из ГНСС, а ограничения l_k и u_k получаются из ИНС.

Задача (17)-(18) представляет собой линейно ограниченную задачу наименьших квадратов и, следовательно, является выпуклой [6]. Теперь мы получим некоторое представление о структуре $\hat{\ell}_k$, рассмотрев его условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ).

4.1 Интерпретация. Для любой выпуклой задачи оптимизации с дифференцируемыми функциями цели и ограничений точка является оптимальной тогда и только тогда, когда она удовлетворяет условиям ККТ. В частности, для рассматриваемой задачи (17)-(18) эти условия сводятся к

$$\frac{\partial L(\ell_k)}{\partial \ell_k} = 0, \quad (19)$$

$$\lambda_{k_i} (\ell_{k_i} - u_{k_i}) = 0, \quad \lambda_{k_i} \geq 0 \quad i = \{1, \dots, \dim\{\lambda_k\}\}, \quad (20)$$

$$v_{k_i} (l_{k_i} - \ell_{k_i}) = 0, \quad v_{k_i} \geq 0 \quad i = \{1, \dots, \dim\{v_k\}\} \quad (21)$$

где $L(\ell_k)$ - функция Лагранжа

$$L(\ell_k) = \|y_k - T_k \ell_k\|_2^2 + \lambda_k^T (\ell_k - u_k) + v_k^T (l_k - \ell_k) \quad (22)$$

Таким образом, оптимальная оценка удовлетворяет

$$\hat{\ell}_k = T_k^+ y_k + \frac{1}{2} (T_k^T T_k)^{-1} (v_k - \lambda_k), \quad (23)$$

$$\lambda_{k_i}(\delta_{k_i} - u_{k_i}) = 0 \quad \lambda_{k_i} \geq 0 \quad i = \{1, \dots, 4\}, \quad (24)$$

$$v_{k_i}(l_{k_i} - \delta_{k_i}) = 0 \quad v_{k_i} \geq 0 \quad i = \{1, \dots, 4\}. \quad (25)$$

Исходя из условий ККТ, мы можем получить некоторое представление о поведении предлагаемого метода интеграции ГНСС/ИНС. В основном, можно выделить три режима работы.

Во-первых, если оптимальное неограниченное решение i -го элемента в ℓ_k лежит между его нижней и верхней границами, то $\lambda_{k_i} = 0$ и $v_{k_i} = 0$, чтобы обеспечить условия в (24) и (25). В этой ситуации оптимальное решение вычисляется с учетом только псевдодальностей ГНСС, пренебрегая измерениями ИНС.

Во-вторых, если оптимальное неограниченное решение i -го элемента находится выше ограничений, $v_{k_i} = 0$. Однако в этой ситуации λ_{k_i} играет роль, принимая значение строго больше 0. Следовательно, решением выпуклой задачи является решение ГНСС с поправочным членом из-за измерений ИНС. Аналогично в случае, когда оптимальное решение находится ниже нижнего ограничения, $\lambda_{k_i} = 0$ и $v_{k_i} \geq 0$. Следует обратить внимание, что это не эквивалентно простому решению неограниченной задачи наименьших квадратов (12) и ограничению решения с помощью l_k и u_k .

Поскольку наша задача является выпуклой, сильная двойственность имеет место, и оптимальное решение может быть эквивалентно найдено как

$$\hat{\ell}_k = \max_{\lambda_k \geq 0} \min_{\ell_k, v_k} L(\ell_k, \lambda_k, v_k) \quad (26)$$

Используя двойственное разложение [7], мы можем решить (26) итерационным способом. Полученный алгоритм описан далее.

Алгоритм 1 Ограниченные наименьшие квадраты

Initialize:

$$\lambda_0 = [1_{1 \times 4}]^T$$

$$v_0 = [1_{1 \times 4}]^T$$

for $j = 1$ to N_{iter} do

Initialize:

$$\beta = \frac{1 + m}{j + m}$$

Compute:

$$\hat{\ell}_k = T_k^t y_k + \frac{1}{2} (T_k^H T_k)^{-1} (v_j - \lambda_j)$$

$$\lambda_j = [\lambda_{j-1} + \beta(\hat{\ell}_k - u_k)]^+$$

$$v_j = [v_{j-1} + \beta(l_k - \hat{\ell}_k)]^+$$

end for

Параметр $\beta = \frac{1+m}{j+m}$ – размер шага, а m – неотрицательное целое число, значение которого зависит от задачи.

Используя алгоритм 1, явное описание процедуры выполнения предлагаемой интеграции ГНСС/ИНС в течение определенного периода времени T_{run} выглядит следующим образом

Алгоритм 2 Новая тесная интеграция ГНСС/ИНС

Initialize:

$$\hat{\delta}_0 = [0_{1 \times 16}]^T$$

for $k = 1$ to $[T_{\text{run}}/\tau_s]$ do

Initialize:

$$\hat{\delta}_k = \Phi_k \hat{\delta}_{k-1}$$

$$u_k = |M\Phi_k \hat{\delta}_{k-1}|$$

$$l_k = -|M\Phi_k \hat{\delta}_{k-1}|$$

Solve $\hat{\ell}_k$ using Algorithm 1.

end for

5. Результаты моделирования. Хотя формулировка является общей для любой системы ГНСС, моделирование было сосредоточено на сигналах GPS. Эксперимент заключался в сравнении решения, полученного GPS (т.е. уравнения (12)), решения, полученного при интеграции коммерческой ИНС с использованием фильтра Калмана, и решения, полученного при интеграции коммерческой ИНС, с учетом решения, приведенного в разделе 4. Здесь и далее первый алгоритм называется GPS stand-alone, второй - GPS/ИНС Калман, а последний - GPS/ИНС ограниченной НК.

Производительность этих алгоритмов была усреднена по 50 реализациям сценария, состоящего из 7 спутников в реалистичной геометрии с отношением несущей к шуму 45 дБ-Гц. Приемником служил автомобиль с постоянной скоростью 20 м/с, описывающий неоднородную траекторию. Псевдодалности рассчитывались для каждого спутника в соответствии с (6), где соответствующий шумовой член ϵ^i был взят из $\mathcal{N}(0, \sigma_{\rho^i}^2)$, дисперсия которого обеспечивается границей Крамера-Рао (ГКР), которая является самой низкой границей ошибки, которую может достичь любой несмещенный оценщик. Приближенное значение ГКР было получено в [3] как $\sigma_{\rho^i} = \frac{c \cdot 3.44 \cdot 10^{-4}}{\sqrt{(C/N_0)_i W \tau_s}}$, где W - полоса пропускания фильтра и τ_s - интервал распространения состояния. Смысл использования ГКР для генерации вариаций псевдодалности заключался в

том, чтобы избежать зависимости от какого-либо оценщика временной задержки. В частности, $W = 1,1$ МГц и $\tau_S = 1$ мс. Таким образом, измерения ГНСС и ИНС были доступны каждые 1 мс. Время выполнения симуляции T_{run} было установлено на 50 секунд. Параметры N_{iter} и m алгоритма 1 были установлены на 25 и 5, соответственно.

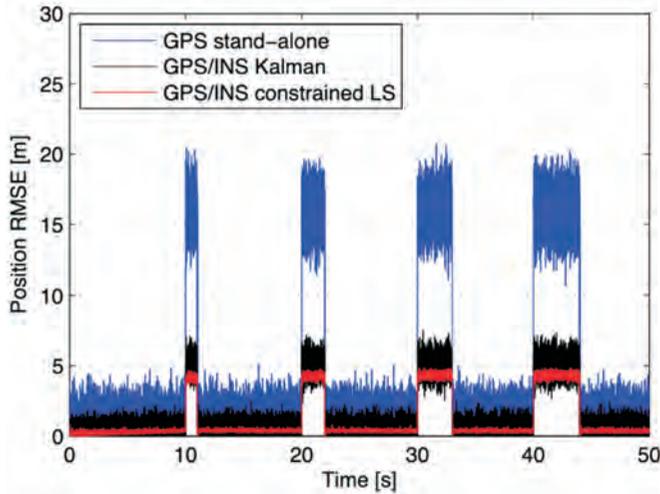


Рисунок 1 – Многолучевая среда.

Были рассмотрены два сложных сценария. В первом из них моделировалось влияние многолучевости, которая является одним из доминирующих источников ошибок в ГНСС [2]. На рисунке 1 показана производительность среднеквадратичной ошибки модели (RMSE) трех алгоритмов позиционирования. Обратите внимание, что, в то время как автономное решение GPS сильно ухудшается, обе интегрированные системы могут справиться с этой ситуацией благодаря информации, предоставляемой ИНС. Интересно, что ограниченное решение НК способно улучшить фильтрацию Калмана как по среднему значению, так и по дисперсии.

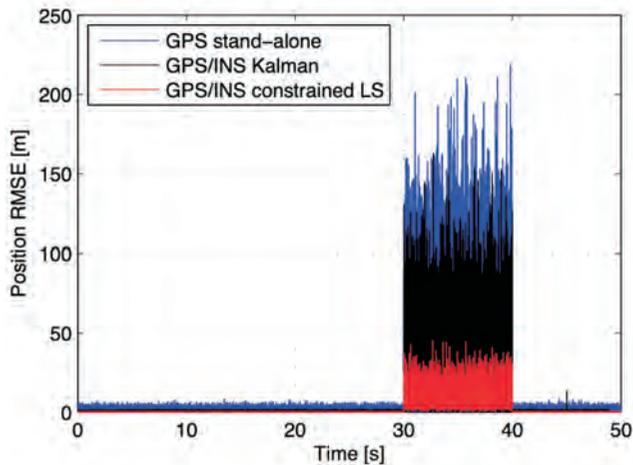


Рисунок 2 – Блокировка спутникового сигнала в течение 10 с.

Второй сценарий моделирует блокировку спутникового сигнала ($C/N_0 = 15$ дБ-Гц). Это может быть модель автомобиля, проезжающего под мостом, когда спутники полностью заблокированы. На рисунке 2 показана деградация автономного решения наряду с устойчивостью обеих интегрированных систем. Опять же, производительность ограниченного решения НК лучше, чем решения Калмана, уменьшая среднее значение RMSE в период исчезновения из виду с 70 до 30 метров.

Выводы. Представлена архитектура для интеграции приемников ГНСС с измерениями ИНС. Предложенный подход сформулирован как ограниченная задача наименьших квадратов. Дана качественная интерпретация алгоритма и предложен для реализации алгоритм, основанный на двойном декомпозировании. Предложенный подход был подтвержден компьютерным моделированием, в ходе которого интегрированная система сравнивалась с работой автономного приемника GPS и обычной интеграцией GPS/ИНС с использованием фильтра Калмана. Были рассмотрены два сложных сценария: условия многолучевости и слабого сигнала.

При использовании тех же входных данных, что и фильтр Калмана, ограниченный метод наименьших квадратов использует их по-другому. Предварительные результаты моделирования показали прирост производительности, который как тема для будущей работы должен быть проверен для более широкого набора сценариев.

ЛИТЕРАТУРА

- 1 Паркинсон Б.В., Спилкер Дж.Дж. Глобальная система позиционирования: теория и приложения, прогресс в космонавтике и аэронавтике. – Вашингтон.: AIAA, 1996.
- 2 Ван Ни Р. Д. Дж. Код с расширенным спектром и ошибки синхронизации несущей, вызванные многолучевым распространением и интерференцией. // IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. – октябрь 1993.- вып. 29, №. 4. - стр. 1359–1365.
- 3 Гревал М.С., Вейлл Л.Р., Эндрюс А.П. Системы глобального позиционирования, инерциальная навигация и интеграция. - Изд-во John Wiley & Sons, 2001.
- 4 Бернал Д., Клозас П., Фернандез-Рубио Дж. А. Алгоритм фильтрации частиц для сверхтесной интеграции GNSS/INS. // Proceedings of the ION GNSS. - Savannah - 2008.
- 5 Гровс Д, Принципы ГНСС, инерциальные и мультисенсорные навигационные системы. – Лондон.: Artech House, 2008.
- 6 Бойд С., Ванденберг Л. Выпуклая оптимизация – Англия: Из-во Кембриджского университета, 2003.
- 7 Паломар П., Чианг М. Учебное пособие по методам декомпозиции для максимизации полезности сети // Журнал IEEE по отдельным областям коммуникаций. – август 2006. - том. 24, № 8. - стр. 1439–1451.

REFERENCES

- 1 Parkinson B. V., Spilker Dzh. Dzh. Global'naya sistema pozicionirovaniya: teoriya i prilozheniya, progress v kosmonavtike i aeronavtike. – Vashington.: AIAA, 1996.
- 2 Van Ni R. D. Dzh. Kod s rasshirennym spektrom i oshibki sinhronizatsii nesushchej, vyzvannye mnogoluchevym rasprostraneniem i interferenciej. // IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. – oktyabr' 1993.- vyp. 29, №. 4. - str. 1359–1365.
- 3 Greval M.S., Vejll L.R., Endryus A.P. Sistemy global'nogo pozicionirovaniya, inercial'naya navigaciya i integraciya. - Izd-vo John Wiley & Sons, 2001.

4 Bernal D., Klozas P., Fernandez-Rubio Dzh. A. Algoritm fil'tracii chastic dlya sverhtesnoj integracii GNSS/INS. // Proceedings of the ION GNSS. - Savannah - 2008.

5 Grovs D, Principy GNSS, inercial'nye i mul'tisensornye navigacionnye sistemy. – London.: Artech House, 2008.

6 Bojd S., Vandenberg L. Vypuklaya optimizaciya – Angliya: Iz-vo Kembridzhskogo universiteta, 2003.

7 Palomar P., CHiang M. Uchebnoe posobie po metodam dekompozicii dlya maksimizacii poleznosti seti // ZHurnal IEEE po otdel'nym oblastyam kommunikacij. – avgust 2006. - tom. 24, № 8. - str. 1439–1451.

М. Т. ТАСОВА, А. С. ИБРАЕВ

Әл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті, Алматы қ., Қазақстан

ТЫҒЫЗ ГНСС/ИНС ИНТЕГРАЦИЯСЫ

Бұл мақалада ГНСС/ИНС тығыз интеграциясының жаңа алгоритмі зерттелді. Негізгі идея пайдаланушының позициясын ГНСС оңтайландыру мәселесінің шектеулі нұсқасының шешімі ретінде алу болып табылады, мұнда классикалық үшжақтылық ИНС өлшемдерімен шектеледі. Бұл полиномдық уақытта ең нашар жағдайда шешілетін сызықтық шектелген ең кіші квадраттар мәселесіне әкеледі. Алгоритмнің өнімділігі күрделі сценарийлердегі (атап айтқанда, көпжолды және әлсіз сигнал жағдайлары) модельдеу арқылы расталды және бірдей шарттарда автономды ГНСС және ГНСС/Калман ИНС салыстырғанда жақсартылған өнімділікті көрсетті.

Түйін сөздер: *тығыз интеграция, инерциялық спутниктік навигация жүйесі, ең кіші квадраттар есебі, Кальман сүзгісі.*

М. Т. TASOVA, A. S. IBRAEV

Al-Farabi Kazakh National University, Almaty, Kazakhstan

TIGHT GNSS/INS INTEGRATION

GNSS/INS tight integration algorithm has been studied in this paper. The main idea is to get the user's position by considering the solution of a restricted version of the GNSS optimization problem, in which the classical tripartite is limited to INS measurements. It leads to a linearly bounded least squares problem, which may be solved in the worst case in polynomial time. The efficiency of the algorithm is confirmed by simulations in complex scenarios (multipath and weak signal conditions) and shows improved performance compared to autonomous GNSS AND GNSS/INS Kalman in the same conditions.

Keywords: *tight integration, inertial satellite navigation system, least squares problem, Kalman filter.*