

01

Нейросетевая система коррекции векторной гравинерциальной навигационной системы

© А.С. Девятисильный

Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН,
690041 Владивосток, Россия
Дальневосточный федеральный университет,
690041 Владивосток, Россия
e-mail: devyatis@iacp.dvo.ru

(Поступило в Редакцию 14 марта 2013 г.)

Предложены концепция и модель коррекции 3D-ИНС с функцией оценки аномалий напряженности гравитационного поля Земли. Приведены результаты вычислительного эксперимента.

Введение

Настоящая работа посвящена уточнению гравитационного поля Земли (GE-поле) в процессе решения задачи оценки аномалии его напряженности на траектории движения исследовательского объекта-носителя. Такая задача рассматривалась в [1] как задача коррекции трехкомпонентной инерциальной навигационной системы (ЗВ-ИНС) по позиционной спутниковой информации, или в математической постановке как обратная задача в форме „состояние-измерение“; были показаны математическая корректность ее постановки и возможность решения с помощью алгоритма динамического обращения калмановского типа [2]. Характеристика такого алгоритма словом „типа“ означает отличие его от канонического алгоритма Калмана [3] по сути (он не является стохастически оптимальным), но не по форме, сохранение которой обеспечивает преимущество существенно важного свойства алгоритма Калмана — его асимптотическую устойчивость, благодаря чему сохраняется работоспособность алгоритма, хотя, может быть, и недостаточно эффективная в реальных условиях неполноты информации о возмущениях и/или неудовлетворения свойств возмущений каноническим требованиям — их гауссовости.

В настоящей работе для решения задачи коррекции 3D-ИНС предлагается мультимодельный алгоритм динамического обращения нейророботного типа, интерпретирующий некоторые достаточно общие положения исследований по нейрофизиологии и нейроморфизму (например, [4–7]) и, как представляется, перспективный для совершенствования и технических приложений.

1. Основные модельные представления

Как и в [1], полагаем, что приборный координатный трехгранник $\hat{o}q = \hat{o}q_1q_2q_3$ с началом \hat{o} в центре масс объекта-носителя физически моделирует правый ортогональный трехгранник $ox_1x_2x_3$ с началом в центре масс Земли, осями ox_1 и ox_2 , направленными соответственно

на географические Восток и Север, и осью ox_3 — по радиусу-вектору места объекта, так что в идеальном случае соответствующие оси трехгранников $\hat{o}q$ и ox параллельны. Кроме того, рассматриваем ограниченную модель 3D-ИНС, представляя ее только динамической группой уравнений (ДГУ), учитывая, что ориентация приборного трехгранника может быть определена независимо, например, астросистемой. Тогда при наличии полной позиционной информации (т.е. о радиусе-векторе места объекта), наиболее доступными источниками которой являются навигационные спутниковые системы (НСС), например, типа ГЛОНАСС, математическая модель задачи коррекции 3D-ИНС с учетом неполноты априорной информации о GE-поле, может быть отождествлена со следующей обратной задачей „в малом“ вида „состояние-измерение“ [1]:

$$\begin{aligned} D\delta q &= \delta p - \hat{v}q, & \delta q(0) &= \delta q_0, \\ D\delta p &= -\frac{\mu}{r^3}\delta q + g + f - \hat{v}p + \frac{e\mu\epsilon_r}{r^4}q, & \delta p(0) &= \delta p_0, \\ \dot{g} &= \chi(t), & g(0) &= g_0, \delta z = \delta q + \epsilon, \end{aligned} \quad (1)$$

где q и p — векторы положения и абсолютной линейной скорости в проекциях на оси трехгранника oq , $D = \frac{d}{dt} + \hat{\omega}$ — оператор абсолютной производной, $\hat{\omega}$ — кососимметричная матрица, так что $\hat{\omega}q = \omega \times q$; ω — абсолютная угловая скорость вращения трехгранника oq , $r = |q_3|$, μ — гравитационный параметр Земли, $\delta q = q - \tilde{q}$, $\delta p = p - \tilde{p}$, \tilde{q} и \tilde{p} — результат интегрирования ДГУ с учетом измерений ньютонометрами и гироскопическими датчиками соответственно равнодействующей сил негравитационной природы (F) и абсолютной угловой скорости (ω) и с замещением в модели напряженности GE-поля $G_m(q) = -\frac{\mu q}{r^3}$ значения r измеренным значением $r + \epsilon_r$, ϵ_r — погрешность измерения, $g = (g_1, g_2, g_3)^T$ — аномалия напряженности GE-поля относительно ее центральной компоненты $G_m(q)$, $\chi(t)$ — скорость изменения вектора g на траектории объекта-носителя, v и f — инструментальные погрешности гироскопических датчиков и ньютонометров, $\epsilon = (\epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3)^T$, $\epsilon_1 = \epsilon_{q_1} - r\beta_2$, $\epsilon_2 = \epsilon_{q_2} - r\beta_1$, $\epsilon_3 = \epsilon_r = \epsilon_{q_3}$, причем ϵ_{q_1} ,

ε_{q_2} , ε_r — погрешности определения координат носителя с помощью НСС, а β_1 и β_2 — угловые погрешности определения (например, астросистемой) кинематических параметров вращения приборного трехгранника.

Для последующего удобно представить (1) в общем виде

$$\delta \dot{x} = A\delta x + w, \quad \delta x(0) = \delta x_0,$$

$$\delta z = H\delta x + \varepsilon,$$

где $\delta x^T = (\delta q^T, \delta p^T, \delta g^T)$ — вектор состояния, $\dim \delta x = n = 9$, T — символ транспонирования векторов и матриц, A и H — матрицы, w — вектор, содержание и смысл которых соответствуют (1) и вполне очевидны. Для решения задач типа „состояние–измерение“ применяются алгоритмы динамического обращения [2].

2. Концепция нейросетевого алгоритма динамического обращения

Известно, что понятие „искусственная нейросеть“ ассоциировано с представлениями о деятельности мозга. В связи с этим отметим некоторые из положений, характеризующих мышление, а именно целенаправленность [5,6] — ориентация процессов в центральной нервной системе (ЦНС) на устойчивое решение конкретной задачи; структурная блочность нейросистемы как необходимое условие мышления [4] — формирование ЦНС синхронизированных блоков, которые разыгрывают разные возможные сценарии отклика на поступающую в ЦНС информацию, обеспечивая, таким образом, множество возможных решений, вообще говоря, разноудаленных от оптимального, но содержащих наилучшее на каждом временном шаге выбора одного из них; привыкание [7] — ситуация, когда имеет место изменяющаяся во времени динамика отклика нейросети на стимуляцию и сеть может даже перестать реагировать на очередной стимул.

В представляемой здесь искусственной нейросети на базе алгоритма калмановского типа реализуются первые два положения — целенаправленность, проявляющая себя как свойство асимптотической устойчивости процесса динамического обращения, и блочность — многомодельная структура сети. Последнее же из положений — привыкание — интерпретируется как свойство асимптотической устойчивой системы наблюдения, реализуемой сетью, с некоторого момента времени выходить на режим функционирования, близкий к стационарному (квазистационарному), и слабо реагировать на возмущения, динамические характеристики которых далеки от характеристик системы.

В качестве исходной парадигмы алгоритма динамического обращения для решения задачи (6) рассмотрим

линейный алгоритм (фильтр) следующего вида:

$$\delta \dot{x}^* = A\delta x^* + K(\delta z - H\delta x^*), \quad \delta x^*(0) = \delta x_0^*, \quad (2)$$

где $K = \arg \min_k F$, $F = 0.5\|\delta z - H\delta x^*\|^2$, $\|\cdot\|$ — евклидова норма вектора. Если пара матриц (A, H) наблюдается, то выбор в соответствии с указанным матричного коэффициента обратной связи K может обеспечить асимптотическую устойчивость алгоритма (7). О достижимости этого свойства алгоритма свидетельствует то, что, если интерпретировать (2) как алгоритм калмановского типа, т.е. положить $K = DH^T R^{-1}$, где D удовлетворяет матричному уравнению Риккати $\dot{D} = AD + DA^T - DH^T R^{-1}HD + Q$, $D(0) = D_0$ с симметрическими положительно определенными матрицами Q , R , D_0 , то уравнение (2) асимптотически устойчиво [3].

Из изложенного следует, что помимо прямого выбора — $K = \arg \min_k F$ — допустим альтернативный — $K: K = K(Q, R); (Q, R) = \arg \min_{Q,R} F$, на который и обращено внимание в настоящей работе. Достоинство его в том, что он гарантирует асимптотическую устойчивость (2) и сходимость предлагаемого ниже решения экстремальной задачи.

Теперь заметим следующее. Модель (1) построена на основе теоретико-механических и математических представлений, т.е. на абстрактных образах как продуктах деятельности и развития человеческого мозга. Эти абстракции обязаны нейролингвистическому сегменту мозга, в значительной степени локализованному в неокортексном модуле (новая кора больших полушарий мозга) [4]. Поэтому об алгоритме (2), построенном на представлениях модели (1), можно говорить, что он нейроморфен (нейроподобен) и отождествлять его с искусственной динамической нейросетью с синаптическими (по сути) коэффициентами A , H , K и вектором-функцией активации $\psi[\cdot]$, такой, что $\psi[K(\delta z - Hx^*)] = K(\delta z - Hx^*)$. Особенность этой нейросети состоит в том, что ее структура и значения части синаптических коэффициентов (A и H) предопределены теоретически, а обучение выполняется в процессе решения экстремальной задачи и отождествимо с адаптивной настройкой матричного параметра $K = K(Q, R)$.

При численном исследовании задачи (2) Q и R выбраны в виде $Q = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_1^2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \sigma_2^2, \sigma_2^2, \sigma_3^2, \sigma_3^2, \sigma_3^2)$, $R = \text{diag}(\sigma_4^2, \sigma_4^2, \sigma_4^2)$; таким образом, в этом варианте экстремальная задача решается в пространстве только четырех параметров: $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \sigma_3^2$ и σ_4^2 . Заметим, что в исходном виде ее пришлось бы решать в пространстве 27 параметров K_{ij} .

Для решения экстремальной задачи в настоящей работе предлагается мультисистема из $3^4 = 81$ параллельных систем — алгоритмов калмановского типа (в этом суть механизма нейроморфизма). Работа каждого из них выполняется при одинаковых для всех стартовых на шаге решения условиях, но при разных значениях параметров Q и R . Победившей в таком соревновательном

на шаге процессе признается система с наименьшим значением F , а значения ее переменных x^* и D принимаются в качестве стартовых на следующем шаге решения для всех систем мультисистемы; новый же набор значений параметров Q и R формируется около (как центра) значений параметров Q и R победившей системы. Например, если $\tilde{\sigma}_1$ — значение параметра σ_1 системы-победителя, то новый набор значений этого параметра есть $\{\tilde{\sigma}_1(1 - \alpha), \tilde{\sigma}_1, \tilde{\sigma}_1(1 + \alpha)\}$; $0 < \alpha < 1$; аналогичным образом назначаются новые значения параметров σ_2, σ_3 и σ_4 . Реализация такой нейросети требует моделирования 4374 эволюционных уравнений первого порядка (включая уравнения Риккати).

Еще раз возвращаясь к исходному варианту экстремальной задачи с 27 параметрами K_{ij} , отметим, что при формировании наборов значений параметров K_{ij} так же, как параметров σ_i , пришлось бы реализовать мультисистему с $3^{27} = 7.625597484987 \cdot 10^{12}$ параллельными системами (2) (с общим числом эволюционных уравнений первого порядка — $9 \cdot 3^{27} = 3^{29} = 6.8630377364883 \cdot 10^{14}$) и, кроме того, приводить совокупность значений параметров K_{ij} в область (вообще говоря, априорно неизвестную), в которой обеспечивается асимптотическая устойчивость динамической нейросистемы.

Заключая раздел, отметим, что концепция блочности (многомодельности) сохраняется при обоих вариантах экстремальной задачи, если на временном шаге принятия решения мощности вычислителей допускают последовательные реализации отдельных моделей (алгоритмов) в циклах с полными переборами комбинаций значений параметров (т.е. K_{ij} или σ_i) в режиме реального времени. Именно таким образом организован вычислительный эксперимент, некоторые результаты которого представлены ниже.

3. Вычислительный эксперимент

Цель вычислительного эксперимента — верификация предложенной концепции нейросетевой системы коррекции векторной гравиметрической 3D-ИНС и оценка возможности ее практической реализации. Эксперимент проводился в вычислительной среде пакета Matlab для случая движения объекта по географической параллели (широта = 45°) с относительной (к Земле скоростью 100 m/s) в восточном направлении. Предполагалось, что инструментальные погрешности всех измерителей представлены равномерно распределенными шумами с нулевыми средними и среднеквадратическими значениями соответственно $\sigma_v = 0.001^\circ/\text{hour}$ — для гироскопов, $\sigma_f = 10^{-3} \text{ m/s}^2$ — для ньютометров и $\sigma_{pos} = 1 \text{ m}$ по каждой координате для системы спутникового позиционирования. Интервал дискретизации решения задачи по времени — 1 s. Функции $g_i(t)$, $i = \overline{1, 3}$, взяты синусоидальными и отличающимися друг от друга значениями амплитуд и фаз.

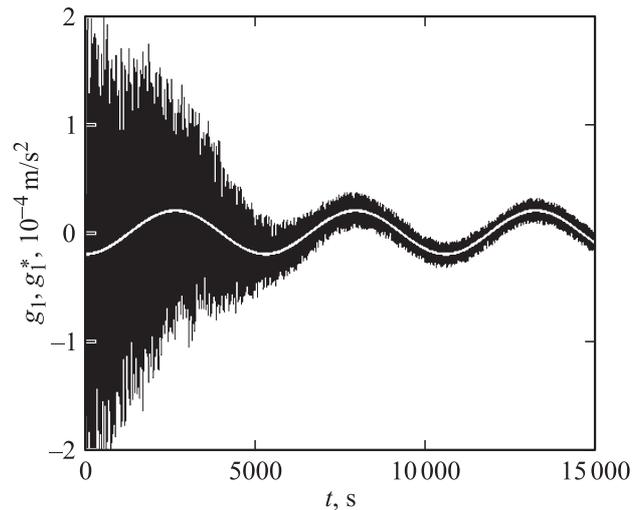


Рис. 1.

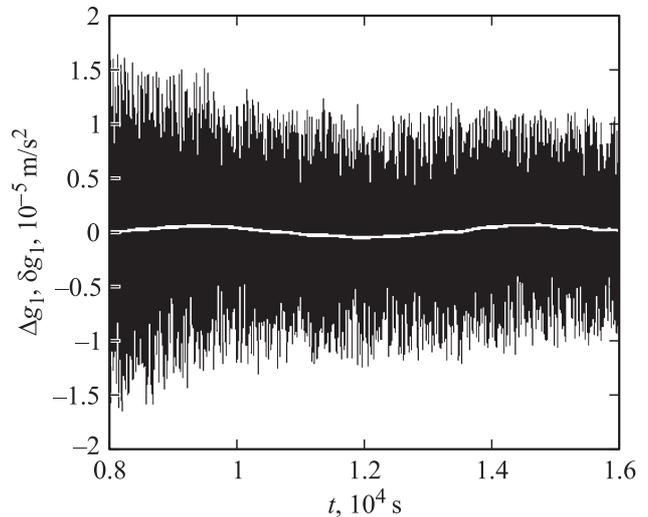


Рис. 2.

На рис. 1 представлены графики функции $g_1(t)$ (белая линия) и ее нейросетевой оценки $g_1^*(t)$ (черная линия), а на рис. 2 — графики погрешности оценки $\Delta g_1(t) = g_1(t) - g_1^*(t)$ (черная линия) на правом конце интервала времени длительностью 8192 s и погрешности $\delta g_1(t) = g_1(t) - \tilde{g}_1(t)$ (белая линия) вейвлет-обработки ($\tilde{g}_1(t)$ — результат обработки) оценки $g_1^*(t)$. Аналогичная картина имеет место и по другим (g_2 и g_3) компонентам аномалии напряженности ГЕ-поля.

Для оценки возможности предложенной нейросетевой системы работать в режиме реального времени введен показатель $\tau = \frac{T_R}{T_M}$, где T_M — интервал времени, затрачиваемый при численном моделировании реального процесса длительностью T_R . Это показатель в рассматриваемом случае равен $\tau = 11$, что вполне приемлемо (очевидно, должно быть $\tau > 1$), тем более, если учесть, что система коррекции будет реализовываться специализированными вычислительными средствами.

Заключение

Основными результатами исследования являются следующие: предложена концепция нейроморфизма, основанная на интерпретации современных представлений о развитии и функционировании головного мозга человека; разработан и численно исследован нейроморфный алгоритм коррекции 3D-ИНС с функцией оценки аномалии напряженности GE-поля, в основу которого положена мультимодельная интерпретация калмановского фильтра; расширено представление об алгоритмах динамического обращения.

Список литературы

- [1] *Девятисильный А.С.* // ЖТФ. 2012. Т. 82. Вып. 1. С. 143–146.
- [2] *Осипов Ю.С., Кряжимский А.В.* // Вестник РАН. 2006. Т. 76. № 7. С. 615–624.
- [3] *Калман Р., Фалб П., Арбиб М.* Очерки по математической теории систем. М.: Мир, 1971. 400 с.
- [4] *Иваницкий Г.Р., Медвинский А.Б., Цыганов М.А.* // УФН. 1994. Т. 164. № 10. С. 1041–1072.
- [5] *Олескин А.В.* // Вестник РАН. 2009. Т. 79. № 5. С. 431–438.
- [6] *Аршавский Ю.И.* // Вестник РАН. 2010. Т. 80. № 10. С. 937–940.
- [7] *Павлов А.Н., Храмов А.Е., Короновский А.А., Ситникова Е.Ю., Макаров В.А., Овчинников А.А.* // УФН. 2012. Т. 182. № 9. С. 905–938.