11. *Субботин С.А.* Комплекс характеристик и критериев сравнения обучающих выборок для решения задач диагностики и распознавания образов // Математичні машини і системи. – 2010. – № 1. – С.25-39.
12. *Субботин С.А.* Критерии индивидуальной информативности и методы отбора экземпляров для построения диагностических и распознающих моделей // Біоніка інтелекту. – 2010. – № 1. – С.38-42.
13. *Субботин С.А.* Методы формирования выборок для построения диагностических моделей по прецедентам // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут": зб. наук. праць. – Харків: НТУ "ХПІ", 2011. – № 17. – С.149-156.
14. *Субботин С.А.* Синтез нейро-нечетких моделей для выделения и распознавания объектов на сложном фоне по двумерному изображению // Комп'ютерне моделювання та інтелектуальні системи : зб. наук. праць. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2007. – С.68-91.
15. Cardiotocography Data Set [Electronic resource]. – Access mode: http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Cardiotocography.
16. Covertype Data Set [Electronic resource]. – Access mode: http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Covertype.

Статья представлена к публикации членом редколлегии Е.Л. Ереминым.

E-mail:
Субботин Сергей Александрович – subbotin@zntu.edu.ua.

УДК 62-501

© 2013 г. **К.А. Числов**, канд. техн. наук
(Институт автоматики и процессов управления ДВО РАН, Владивосток)

ОПТИМАЛЬНОЕ ОЦЕНИВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ВРАЩЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ ПЛАТФОРМЫ*

Предложен и исследован нейроморфный алгоритм оценки параметров вращения подвижной технологической платформы, основанный на интерпретации фильтра Калмана. Представлены результаты численного исследования.
***Ключевые слова*:** астроинерциальная система, технологическая платформа, нейронные сети, синаптические коэффициенты, фильтр Калмана.

Введение

Функционирование многоцелевых подвижных технологических платформ (ТП авиационного, космического или морского базирования) в значительной степени обеспечивается выполнением требуемых условий на движение, что, как известно, достигается управлением по наблюдениям – с помощью обратной связи.

Настоящая работа посвящена модели астроинерциальной системы (АИС)

* Исследование выполнено при поддержке РФФИ-ДВО (грант № 11-01-98501-р_восток_а) и ДВО РАН (грант № 12-1-П17-01).

для оценки параметров вращения ТП, или, что то же самое по существу, параметров (матрица ориентации, угловые скорости) вращения бортовой приборной системы отсчета (ПСО), в проекциях на оси которой измеряется вектор абсолютной угловой скорости и орты направлений на навигационные звезды (НЗ), чьи угловые положения известны в инерциальной системе отсчета (ИСО).

Функционирует такая АИС следующим образом: из блока гироскопов информация об измеренном векторе абсолютной угловой скорости поступает в бортовой вычислитель, где интегрируется матричное кинематическое уравнение Пуассона [1], результат решения которого – матрица (матрица ориентации), составленная из ортов ИСО в проекциях на оси ПСО и характеризующая образ ПСО в виртуальной среде; последнее дает возможность сформировать в виртуальной среде образы априорно задаваемых в ИСО ортов НЗ в проекциях на оси ПСО и, сравнивая их с измеренными оптическими датчиками значениями, определить вектор невязок, подлежащий дальнейшей обработке с целью коррекции первичных оценок параметров вращения, полученных в результате инерциальных измерений угловой скорости и интегрирования уравнений Пуассона.

Для этого в работе предлагается оригинальный (нейроморфный) алгоритм, сконструированный на основе мультимодельной интерпретации алгоритма динамического обращения калмановского типа [2, 3], адаптированного к условиям неполных представлений как о погрешностях инерциальных и астроизмерений, так и о погрешностях интегрирования уравнения Пуассона, что в конечном итоге позволяет получать более точное представление о вращении объекта.

Основные модельные представления

Начнем с геометрии астроизмерений. Введем правые ортогональные системы отсчета – инерциальную (ИСО: $o\xi = o\xi_1\xi_2\xi_3$) и приборную (ПСО: $oy = oy_1y_2y_3$), связанные преобразованием $y_i = a_{ij}\xi_j$, где $\mathbf{A} = (a_{ij})$ – матрица преобразования. Пусть в $o\xi$ заданы орты НЗ $\mathbf{L}^{(s)} = (L_i^{(s)})$; $s = \overline{1,N}$; $i = \overline{1,3}$, где N – число звезд. Тогда в oy орты этих НЗ будут представлены векторами $\mathbf{l}^{(s)} = (l_i^{(s)})$; $s = \overline{1,N}$; $i = \overline{1,3}$, причем $l_i = a_{ij}L_j$. Далее ограничимся значением $N = 2$ и примем правило суммирования по повторяющимся нижним индексам.

В качестве измеряемых при визировании НЗ величин возьмем приборные «азимутальные» ($\varGamma_1^{(s)}$) и «высотные» ($\varGamma_2^{(s)}$) углы, полагая, что $\varGamma_1^{(s)}$ отсчитывается в плоскости oy_1y_2 от оси oy_2 в сторону оси oy_1, а $\varGamma_2^{(s)}$ – от плоскости oy_1y_2 в положительном (для oy_3) полупространстве. Измеренные значения этих углов обозначают через $\gamma_1^{(s)}$ и $\gamma_2^{(s)}$, так что $\gamma_i^{(s)} = \varGamma_i^{(s)} - \Delta_i^{(s)}$, $i = \overline{1,2}$, где $\Delta_i^{(s)}$ – инструментальные погрешности измерений, которые принимаем далее достаточно малыми. Теперь может быть декларирована следующая модель астроизмерений:

$$J_i^{(s)} = a_{ij}L_j^{(s)} + \varepsilon_i^{(s)}, \quad s = \overline{1,2}; \quad i = \overline{1,3}; \quad j = \overline{1,3}, \tag{1}$$

где $\mathbf{J}^{(s)} = (J_i^{(s)})$ – числовой образ орта $\mathbf{l}^{(s)}$, причем $J_1^{(s)} = \sin\gamma_1^{(s)}\cos\gamma_2^{(s)}$, $J_2^{(s)} = \cos\gamma_1^{(s)}\cos\gamma_2^{(s)}$, $J_3^{(s)} = \sin\gamma_2^{(s)}$, $\varepsilon_i^{(s)} = g_{ik}^{(s)}\Delta_k^{(s)}$, $g_{ik}^{(s)} = \partial l_i^{(s)} / \partial \varGamma_k^{(s)}$, $k = \overline{1,2}$.

Перейдем теперь к «геометрии движения» [4] – кинематике.

Эволюция матрицы **A**, как известно [1], удовлетворяет матричному уравнению Пуассона

$$\dot{a}_{im} = -e_{ijk}\omega_j a_{km}, \quad a_{im}(0) = a_{im,0}; \quad i,j,k,m = \overline{1,3}, \tag{2}$$

где e_{ijk} – символ Леви-Чивиты.

При моделировании (2) в реальной информационной ситуации имеет место следующее его представление:

$$\dot{b}_{im} = -e_{ijk}\widetilde{\omega}_j b_{km}, \quad b_{im}(0) = b_{im,0}; \quad i,j,k,m = \overline{1,3}, \tag{3}$$

где b_{im} – вычисленное значение a_{im}; $\widetilde{\omega}_j = \omega_j - \nu_j$ – измеренное с инструментальной погрешностью ν_j значение ω_j.

Решение уравнения (3) позволяет сформировать еще один образ орта $l^{(s)}$ вида

$$\widetilde{J}_i^{(s)} = b_{ij} L_j^{(s)}, \quad i,j = \overline{1,3}; \quad s = \overline{1,2}. \tag{4}$$

Примем далее, что виртуальный образ ($o\widetilde{y} = o\widetilde{y}_1\widetilde{y}_2\widetilde{y}_3$) приборного трехгранника oy образуется поворотом oy на вектор малого угла $\boldsymbol{\beta} = (\beta_i)$, $i = \overline{1,3}$, так что $b_{ik} = (\delta_{im} - e_{ijm}\beta_j)a_{mk}$, где $i, j, k, m = \overline{1,3}$, δ_{ij} – символ Кронекера.

Сравнивая теперь (2) и (3), а также (1) и (4) и ограничиваясь линейным приближением, приходим к системе линейных дифференциальных и алгебраических уравнений, представляющим модель обратной задачи «в малом» типа «состояние-измерение», целью решения которой является оценка вектора состояния. Для уточнения состава вектора состояния декларируем модель погрешностей астро- и инерциальных измерителей. Относительно первых ($\Delta_1^{(s)}$ и $\Delta_2^{(s)}$) примем, что они – нормальные некоррелированные «белые шумы» с нулевыми средними и равными интенсивностями, $\Delta_i^{(s)} : N(0, R_i^{(s)})$, $i = \overline{1,2}$, $R_i^{(k)} = R_j^{(s)} = \sigma_\Delta^2$; $i, j, k, s = \overline{1,2}$. Вторые ($\nu_i$, $i = \overline{1,3}$) представлены моделями $\nu_i : N(m_i, \sigma_i^2)$, $m_i \neq m_j$, $\sigma_i = \sigma_j = \sigma_u$, $i, j = \overline{1,3}$, $i \neq j$.

С учетом изложенного за вектор состояния обратной задачи примем

$$\mathbf{x} = (\beta_1, \beta_2, \beta_3, m_1, m_2, m_3)^{\mathrm{T}},$$

а ее уточненную модель запишем следующим образом:

$$\begin{aligned} &\dot{\beta}_i = -e_{ijk}\omega_j\beta_k + m_i + u_i, \quad \beta_i(0) = \beta_{i,0}, \\ &\dot{m}_i = \chi(t), \quad m_i(0) = m_{i,0}, \\ &\delta J_p^{(s)} = e_{pkj} l_k^{(s)} \beta_j + \varepsilon_p^{(s)}; \quad i,j,k,p = \overline{1,3}; \quad s = \overline{1,2}, \end{aligned} \tag{5}$$

где $m_i(t) = \int_0^t \chi_i(\tau)d\tau$, $\chi_i(\tau)$ – скорость изменения m_i; u_i: $N(0, \sigma_i^2)$, $\sigma_i = \sigma_j$, $\forall\, i, j$.

Легко убедиться, что вектор состояний в системе (5) наблюдаем, причем это свойство сохраняется, если в уравнениях измерений исключить третье и шестое уравнения. Полагая далее, что это сделано, примем, что индекс $p = \overline{1,2}$.

Перепишем (5) в следующем, более общем виде:

$$\dot{x}_i = a_{ij}x_j + q_i, \quad x_i(0) = x_{i,0}, \quad z_k = h_{kj}x_j + r_k, \quad i,j = \overline{1,6}, \quad k = \overline{1,4}, \tag{6}$$

где $\mathbf{A} = (a_{ij})$ и $\mathbf{H} = (h_{ij})$ – матрицы соответствующих коэффициентов при компонентах вектора состояния $\mathbf{x}$; $\mathbf{z} = (z_k) = (\delta J_p^{(s)})$, $k = \overline{1,4}$; $p = \overline{1,2}$; $s = \overline{1,2}$, – вектор измерений; $\mathbf{q} = (q_i) = (u_1, u_2, u_3, \chi_1, \chi_2, \chi_3)^{\mathrm{T}}$; $\mathbf{r} = (r_k) = (\varepsilon_1^{(1)}, \varepsilon_2^{(1)}, \varepsilon_1^{(2)}, \varepsilon_2^{(2)})^{\mathrm{T}} = \mathbf{G}\cdot\mathbf{\Delta}$; $\mathbf{G} = block\text{-}diag(\mathbf{G}^{(1)}, \mathbf{G}^{(2)})$; $\mathbf{G}^{(s)} = (g_{ij}^{(s)})$; $i, j, s = \overline{1,2}$; $\mathbf{\Delta} = (\Delta_1^{(1)}, \Delta_2^{(1)}, \Delta_1^{(2)}, \Delta_2^{(2)})^{\mathrm{T}}$; «Т» – символ транспонирования векторов и матриц.

Концепция нейросетевого алгоритма

В качестве исходной парадигмы алгоритма динамического обращения для решения задачи (6) рассмотрим линейный алгоритм (фильтр) следующего вида:

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{K}(\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}), \quad \hat{\mathbf{x}}(0) = \hat{\mathbf{x}}_0, \tag{7}$$

где $\mathbf{K} = \arg\min\limits_{\mathbf{K}} \mathbf{F}$, $\mathbf{F} = 0.5\|\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}\|^2$, $\|\cdot\|$ – евклидова норма вектора. Если пара матриц ($\mathbf{A}$, $\mathbf{H}$) наблюдаема, то в соответствии с указанным выбор матричного коэффициента обратной связи $\mathbf{K}$ может обеспечить асимптотическую устойчивость алгоритма (7). О достижимости этого свойства алгоритма свидетельствует то, что если интерпретировать (7) как алгоритм калмановского типа, т.е. положить $\mathbf{K} = \mathbf{D}\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}$, где $\mathbf{D}$ удовлетворяет матричному уравнению Риккати $\dot{\mathbf{D}} = \mathbf{A}\mathbf{D} + \mathbf{D}\mathbf{A}^{\mathrm{T}} - \mathbf{D}\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H}\mathbf{D} + \mathbf{Q}$, $\mathbf{D}(0) = \mathbf{D}_0$ с симметрическими положительно определенными матрицами $\mathbf{Q}$, $\mathbf{R}$, $\mathbf{D}_0$, то уравнение (7) асимптотически устойчиво [2].

Из изложенного следует, что, помимо прямого выбора – $\mathbf{K} = \arg\min\limits_{\mathbf{K}} \mathbf{F}$, допустим альтернативный – $\mathbf{K}$: $\mathbf{K} = \mathbf{K}(\mathbf{Q}, \mathbf{R})$; $(\mathbf{Q}, \mathbf{R}) = \arg\min\limits_{\mathbf{Q},\mathbf{K}} \mathbf{F}$, который и культивируется в настоящей работе. Достоинство его в том, что он гарантирует асимптотическую устойчивость (7) и сходимость предлагаемого ниже решения экстремальной задачи.

Теперь заметим следующее. Модель (5) построена на основе теоретико-механических и математических представлений, т.е. на абстрактных образах как продуктах деятельности и развития человеческого мозга (в значительной степени это относится к префронтальной области коры – зоны мозга [5]). Поэтому об алгоритме (7), построенном на представлениях модели (6), можно говорить, что он нейроморфен и отождествлять его с искусственной нейросетью с синаптическимим (по сути) коэффициентами $\mathbf{A}$, $\mathbf{H}$ и $\mathbf{K}$. Особенность этой нейросети состоит в том, что ее структура и значения части синаптических коэффициентов ($\mathbf{A}$ и $\mathbf{H}$) предопределены теоретически (и даны в измерениях), а обучение выполняется в процессе решения экстремальной задачи и отождествимо с адаптивной настройкой матричного параметра $\mathbf{K} = \mathbf{K}(\mathbf{Q}, \mathbf{R})$.

При численном исследовании задачи (5) $\mathbf{Q}$ и $\mathbf{R}$ выбраны в виде $\mathbf{Q} = diag(\sigma_u^2, \sigma_u^2, \sigma_u^2, \sigma_\chi^2, \sigma_\chi^2, \sigma_\chi^2)$, $\mathbf{R} = \sigma_\Delta^2 \mathbf{G}\mathbf{G}^{\mathrm{T}}$; таким образом, в выбранном варианте экстремальная задача решается в пространстве только трех параметров: σ_u^2, σ_χ^2 и σ_Δ^2; заметим, что в исходном ее пришлось бы решать в пространстве 24 параметров K_{ij}.

Для решения экстремальной задачи в настоящей статье предлагается мультисистема из $3^3 = 27$ параллельных систем – алгоритмов калмановского типа (в этом суть модели 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 $\hat{\mathbf{x}}$ 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 $\tilde{\sigma}_\Delta$ – значение параметра σ_Δ системы-победителя, то новый набор значений этого параметра есть $\{\tilde{\sigma}_\Delta(1-\alpha),\ \tilde{\sigma}_\Delta, \tilde{\sigma}_\Delta(1+\alpha)\}$; $0 < \alpha < 1$; аналогичным образом назначаются новые значения параметров σ_u и σ_χ.

Результаты вычислительного эксперимента

Вычислительный эксперимент проводился для случая движения объекта-носителя ТП по географической параллели ($\varphi = 45^\circ$) с относительной (к Земле) скоростью 100 м/с в восточном направлении.

Предполагалось, что трехгранник *oy* физически моделирует географически ориентированный трехгранник с осями, направленными соответственно на восток, север и по радиус-вектору места объекта; при этом наблюдаются две НЗ.

Одна из них с ортом $\mathbf{l}^{(1)} = (0, \cos\varphi, \sin\varphi)^{\mathrm{T}}$ – полярная; другая – с ортом $\mathbf{l}^{(2)} = \left(-\frac{\omega_2}{\omega}\sin\omega t,\ \frac{\omega_2\omega_3}{\omega}(1-\cos\omega t),\ \frac{\omega_2^2}{\omega^2}(1-\cos\omega t)\right)^{\mathrm{T}}$, так что при $t = 0$ он направлен по радиус-вектору места (старта) объекта, $\omega = |\boldsymbol{\omega}|$.

При имитационном моделировании системы (5) предполагалось, что u_i и Δ_i распределены не нормально, а равномерно со среднеквадратическими значениями $\sigma_u = 10^{-3}$град/ч и $\sigma_\Delta = 10^{-6}$рад; функция m_1 кусочно-постоянная, а функции m_2 и m_3 синусоидальные, с различными значениями амплитуд, периодов и фаз; чисто случайные процессы в формировании этих функций не участвуют, так что $\sigma_\chi = 0$; начальные значения переменных состояния – $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 5\cdot10^{-4}$, $m_1 = 2\cdot10^{-6}$с$^{-1}$; $m_2 = m_3 = 0$; $D_{ij}(0) = 10^{-14}\delta_{ij}$.

При решении обратной задачи (5) с помощью предложенной нейроморфной системы начальные значения параметров настройки (σ_u, σ_χ и σ_Δ) синаптических коэффициентов (K_{ij}) брались следующими: $\sigma_u = \sigma_\chi = 5\cdot10^{-6}$с$^{-1}$, $\sigma_\Delta = 10^{-6}$.

Об эффективности системы можно судить по графикам на рисунках, представляющим некоторые характерные результаты вычислительного эксперимента.

На рис. 1 показаны графики эволюции F (рис.1a) и σ_χ (рис. 1b) при $\alpha = 0.01$ (графики 1) и $\alpha = 0.1$ (графики 2); на рис. 2 – графики при $\alpha = 0.01$ (график 1) и $\alpha = 0.1$ (график 2) эволюции погрешности $\Delta\beta_1$ (рис. 2a) оценки значений β_1 и функции m_1 и ее оценки $\hat{m}_1$ (рис. 2b).

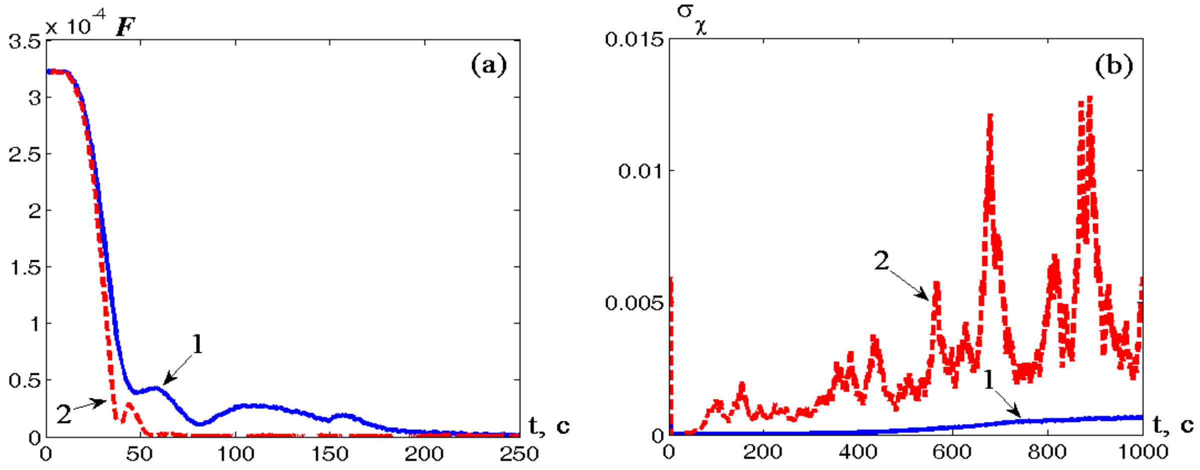

Рис. 1.

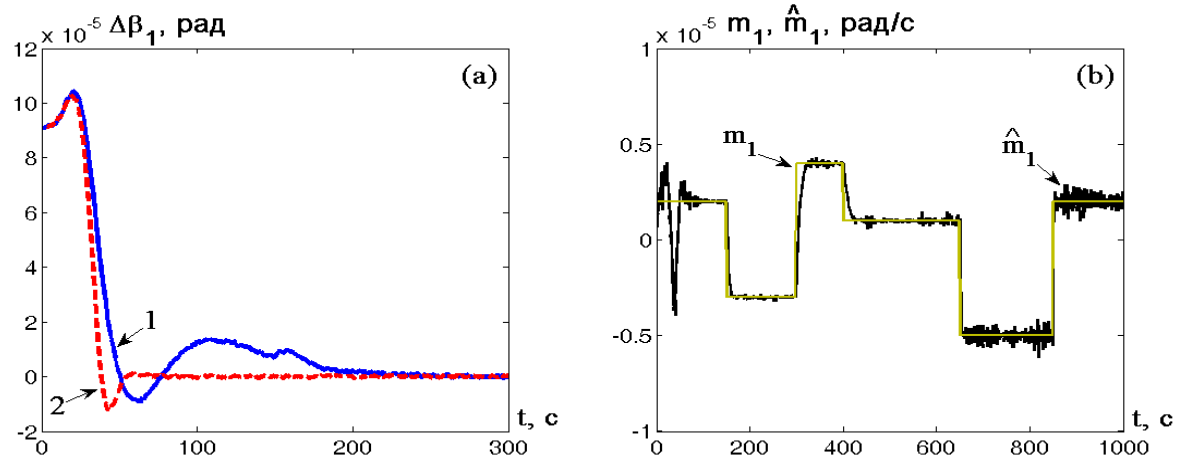

Рис. 2.

Заключение

Результаты выполненного исследования показали конструктивность предложенной концепции нейроморфизма при решении конкретной прикладной задачи и расширили существующее представление о методе динамического обращения [3], интерпретируемом в рамках калмановской теории наблюдения.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Андреев В.Д.* Теория инерциальной навигации. Корректируемые системы. – М.: Наука, 1967.
2. *Калман Р., Фалб П., Арбиб М.* Очерки по математической теории систем. – М.: Мир, 1971.
3. *Осипов Ю.С., Кряжимский А.В.* Задачи динамического обращения // Вестник РАН. – 2006. – Т.76, №7. – С.615-624.
4. *Ишлинский А. Ю.* Классическая механика и силы инерции. – М.: Наука, 1987.
5. *Arnsten Amy F.T.* Prefrontal Cortical Network Connections // International Journal of Developmental Neuroscience. – 2011. – Vol. 29, No.3. – P.215-223.

Статья представлена к публикации членом редколлегии А.С. Клещевым.

E-mail:
Числов Кирилл Александрович – kirillche@rambler.ru.