

УДК 519.711.3

С.А. Плотников^{1,2}, канд. физ.-мат. наук, ст. науч. сотр.,

waterwalf@gmail.com

А.Л. Фрадков^{1,2}, доктор техн. наук, профессор, зав. лаб., fradkov@mail.ru

¹Институт проблем машиноведения Российской академии наук, г. Санкт-Петербург

²Санкт-Петербургский государственный университет, г. Санкт-Петербург

Адаптивная идентификация параметров для класса моделей нейронных ансамблей с применением к эргатическим системам*

В данной работе рассматривается одна из проблем, возникающих при реализации эргатического интерфейса «мозг-компьютер». Данная технология позволяет человеку управлять различными мехатронными системами посредством «силы мысли», т.е. на основе регистрации электрической активности головного мозга. Проблемой является сложность и слабая изученность работы мозга. Для описания электрической активности мозга используются различные модели нейронных ансамблей, одной из которых является нейромассовая модель, предложенная Янсеном и Ритом в 1995 г. Для настройки параметров данной модели по реальным данным предлагается использовать адаптивный идентификатор параметров. Важным условием для синтеза адаптивного идентификатора является то, что измерению может быть доступен только выход системы, который является разностью потенциалов между двумя точками головы. В начале предполагается, что измерению доступен весь вектор состояния нейромассовой модели. Синтезируется идентификатор для настройки параметров такой системы и доказывается его сходимость с помощью метода функций Ляпунова. Далее, полученный идентификатор дорабатывается таким образом, чтобы он использовал только выход системы. Для этого с помощью метода конечных разностей приближенно вычисляется производная выхода нейромассовой модели, которая используется для произведения нескольких замен неизвестных компонент вектора

* Синтез адаптивного идентификатора параметров выполнен в рамках проекта Санкт-Петербургского государственного университета ID 94034465.

Моделирование выполнено в ИПМаш РАН при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (грант № 075-15-2021-573).

состояний. Аналитически доказать сходимость полученного адаптивного идентификатора параметров весьма затруднительно, поэтому возможность его использования для оценки параметров нейромассовой модели проверяется с помощью моделирования. Синтезируемый идентификатор для настройки параметров использует только выход системы, что в будущем позволит рассматривать реальные данные вместо выхода системы. Таким образом, данный идентификатор можно будет использовать для настройки параметров нейромассовой модели по реальным данным.

Ключевые слова: *эргатические системы, адаптивный идентификатор параметров, нейромассовая модель, метод функций Ляпунова*

Введение

В современном мире развитие технологической сферы ускоряется с каждым днем, вызывая необходимость у каждого человека учиться и адаптироваться к ней на протяжении всей жизни. На особом месте стоит задача по интеграции в общество людей с ограниченными возможностями и предоставления им возможностей эффективного и безопасного взаимодействия с мехатронными системами. Для ее решения разрабатываются различные интерфейсы взаимодействия между человеком и управляемой системой [1], одним из которых является интерфейс «мозг-компьютер». Эта технология обеспечивает человеку коммуникацию с электронными и электронно-механическими устройствами посредством мысленных команд, регистрируемых с помощью электроэнцефалографии (ЭЭГ) [2].

ЭЭГ является одним из самых простых и широко распространенных методов исследования динамики головного мозга. Она характеризуется высоким временным разрешением, но достаточно низкой пространственной разрешающей способностью. К плюсам данного метода можно отнести его неинвазивность, т.е. он может применяться практически на любых испытуемых, но из-за этого записываемый сигнал получается достаточно зашумленным. С помощью этого метода можно регистрировать как спонтанную ЭЭГ, так и вызванные потенциалы (ВП) – специфические изменения в ЭЭГ, вызванные внешней стимуляцией сенсорных областей [3]. ЭЭГ и ВП возникают в основном

за счет протекания внеклеточного тока, связанного с суммированными постсинаптическими потенциалами в синхронно активированных вертикально ориентированных нейронах. С помощью спонтанной ЭЭГ можно определять такие заболевания, как эпилепсия [4], болезнь Паркинсона [5] др. Метод вызванных потенциалов используется для диагностики таких заболеваний, как шизофрения [6] и синдром дефицита внимания и гиперактивности [7].

Для исследования ЭЭГ и ВП используются различные математические модели, например, нейромассовая модель Янсена и Рита [8]. Некоторые параметры таких моделей можно рассчитать, используя анатомические данные, тогда как другие выбираются экспериментальным путем. Поэтому разработка алгоритмов настройки параметров таких моделей для того, чтобы они описывали динамику, приближенную к реальной, является актуальной задачей. Некоторые результаты по синтезу наблюдателей для нейромассовых моделей были получены в работах [9, 10, 11]. В частности, отметим работу [9], в которой был синтезирован адаптивный наблюдатель (идентификатор параметров) для оценки параметров нейромассовой модели по ее выходу. Но предложенный наблюдатель является относительно сложным для реализации, поэтому в настоящей работе предлагается новая версия идентификатора параметров модели.

Описание модели

Описание механизмов генерации колебаний в головном мозге должно проводиться с использованием нелинейных моделей, так как эти колебания являются нелинейными. Существуют различные модели для описания динамики единичных нейронов, начиная от сложной модели Ходжкина и Хаксли [12] и ее упрощенных вариаций, например, моделей Хиндмарша-Роуз [13] и ФитцХью-Нагумо [14, 15], заканчивая простыми моделями порогового интегратора [16] и статической моделью нейрона [17]. Однако для описания динамики групп нейронов или нейронных популяций необходимо использовать другие модели. Одной из таких моделей является нейромассовая модель Янсена и Рита [8]. Она описывает динамику коркового столба, моделируемого популяцией

пирамидальных клеток, получающих возбуждающие и тормозящие обратные связи от локальных интернейронов. Такая модель может использоваться для моделирования спонтанной ЭЭГ и ВП человека. Модель описывается набором из шести дифференциальных уравнений, в которых можно выделить три блока, описывающих возбуждающие и тормозящие постсинаптические мембранные потенциалы (ПСП)

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_2(t), \\ \dot{x}_2(t) = Aa\sigma(x_3(t) - x_5(t)) - 2ax_2(t) - a^2x_1(t), \\ \dot{x}_3(t) = x_4(t), \\ \dot{x}_4(t) = Aa[u(t) + C_2\sigma(C_1x_1(t))] - 2ax_4(t) - a^2x_3(t), \\ \dot{x}_5(t) = x_6(t), \\ \dot{x}_6(t) = BbC_4\sigma(C_3x_1(t)) - 2bx_6(t) - b^2x_5(t), \end{cases} \quad (1)$$

где $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_6)^T \in \mathbb{R}^6$ – вектор состояния системы, $x_1, x_3, x_5 \in \mathbb{R}$ – выходы трех блоков постсинаптических потенциалов, а $y = x_3 - x_5 \in \mathbb{R}$ – выход всей системы. Параметры A и B пропорциональны амплитуде ПСП и различны для возбуждающего и тормозящего случая. Стандартные их значения равны $A = 3.25$ мВ $B = 22$ мВ [18], но могут меняться в зависимости от некоторых нейропептидов [19]. Параметры a и b обратно пропорциональны длительности ПСП и имеют фиксированные значения $a = 100$ с⁻¹ и $b = 50$ с⁻¹ [20]. Параметры C_1, C_2, C_3, C_4 описывают силы связи при взаимодействии между пирамидальными клетками и возбуждающими и тормозящими интернейронами. Они связаны следующими соотношениями

$$C_1 = \frac{5C_2}{4} = 4C_3 = 4C_4 = C,$$

где значение C определяет тип нейронной активности (стандартное значение $C = 135$ для описания альфа ритма) [7]. Функция

$$\sigma(v) = \frac{2e_0}{1 + e^{r(v_0 - v)}},$$

где $e_0 = 2.5$ с⁻¹, $r = 0.56$ мВ⁻¹, $v_0 = 6$ мВ, называется сигмоидой и служит для преобразования среднего мембранного потенциала популяции нейронов в среднюю плотность импульсов потенциалов действия. $u(t)$ – вход системы,

который является белым шумом и имеет амплитуду, варьирующуюся между 120 и 320 импульсами в секунду. Этот вход представляет собой «спонтанную фоновую» активность.

Для моделирования ВП в функцию входа системы также необходимо добавить сигнал, описывающий визуальный стимул. Это можно сделать с помощью функции

$$u_0(t) = q(t - t_0)^n e^{(t_0 - t)/w} / w^n \quad (2)$$

где $n = 7$, $w = 0.005$, $q = 0.5$, t_0 – момент стимула (в секундах).

Синтез адаптивного идентификатора параметров

Предположим, что все параметры системы (1), кроме A и B , являются известными. Кроме того, известными считаем вход системы (1) $u(t)$ и весь вектор ее состояния $\mathbf{x}(t)$. Тогда система (1) может быть представлена следующим образом

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_2(t), \\ \dot{x}_2(t) = \theta_1 a \sigma(x_3(t) - x_5(t)) - 2ax_2(t) - a^2 x_1(t), \\ \dot{x}_3(t) = x_4(t), \\ \dot{x}_4(t) = \theta_1 a [u(t) + C_2 \sigma(C_1 x_1(t))] - 2ax_4(t) - a^2 x_3(t), \\ \dot{x}_5(t) = x_6(t), \\ \dot{x}_6(t) = \theta_2 b C_4 \sigma(C_3 x_1(t)) - 2bx_6(t) - b^2 x_5(t), \end{cases} \quad (3)$$

где θ_1 , θ_2 – неизвестные параметры системы. Для их оценки построим следующий настраиваемый идентификатор параметров

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_1(t) = \hat{x}_2(t), \\ \dot{\hat{x}}_2(t) = \hat{\theta}_1(t) a \sigma(x_3(t) - x_5(t)) - 2a\hat{x}_2(t) - a^2 \hat{x}_1(t), \\ \dot{\hat{x}}_3(t) = \hat{x}_4(t), \\ \dot{\hat{x}}_4(t) = \hat{\theta}_1(t) a [u(t) + C_2 \sigma(C_1 x_1(t))] - 2a\hat{x}_4(t) - a^2 \hat{x}_3(t), \\ \dot{\hat{x}}_5(t) = \hat{x}_6(t), \\ \dot{\hat{x}}_6(t) = \hat{\theta}_2(t) b C_4 \sigma(C_3 x_1(t)) - 2b\hat{x}_6(t) - b^2 \hat{x}_5(t), \end{cases} \quad (4)$$

где $\hat{\mathbf{x}} = (\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_6)^T \in \mathbb{R}^6$ – вектор состояния идентификатора, а $\hat{\theta}_1$, $\hat{\theta}_2$ – некоторые настраиваемые параметры. Для настройки параметров

идентификатора введем вектор ошибок $\mathbf{e} = (e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6)^T = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}$. Тогда уравнения динамики ошибок можно записать следующим образом

$$\begin{cases} \dot{e}_1(t) = e_2(t), \\ \dot{e}_2(t) = (\theta_1 - \hat{\theta}_1(t))a\sigma(x_3(t) - x_5(t)) - 2ae_2(t) - a^2e_1(t), \\ \dot{e}_3(t) = e_4(t), \\ \dot{e}_4(t) = (\theta_1 - \hat{\theta}_1(t))a[u(t) + C_2\sigma(C_1x_1(t))] - 2ae_4(t) - a^2e_3(t), \\ \dot{e}_5(t) = e_6(t), \\ \dot{e}_6(t) = (\theta_2 - \hat{\theta}_2(t))bC_4\sigma(C_3x_1(t)) - 2be_6(t) - b^2e_5(t). \end{cases} \quad (5)$$

Введем функцию Ляпунова в виде

$$V(\mathbf{e}, \hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2) = \left[\frac{1}{2}a^2e_1^2(t) + e_2^2(t) + a^2e_3^2(t) + e_4^2(t) + b^2e_5^2(t) + e_6^2(t) \right] + \frac{1}{2\gamma_1}(\theta_1 - \hat{\theta}_1(t))^2 + \frac{1}{2\gamma_2}(\theta_2 - \hat{\theta}_2(t))^2,$$

где $\gamma_1 > 0$, $\gamma_2 > 0$. Тогда производная функции Ляпунова в силу системы (5) равна

$$\begin{aligned} \dot{V}(\mathbf{e}, \hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2) = & a^2e_1(t)e_2(t) + (\theta_1 - \hat{\theta}_1(t))a\sigma(x_3(t) - x_5(t))e_2(t) - 2ae_2^2(t) - \\ & a^2e_1(t)e_2(t) + a^2e_3(t)e_4(t) + (\theta_1 - \hat{\theta}_1(t))a[u(t) + C_2\sigma(C_1x_1(t))]e_4(t) - \\ & 2ae_4^2(t) - a^2e_3(t)e_4(t) + b^2e_5(t)e_6(t) + (\theta_2 - \hat{\theta}_2(t))bC_4\sigma(C_3x_1(t))e_6(t) - \\ & 2be_6^2(t) - b^2e_5(t)e_6(t) - \frac{1}{\gamma_1}(\theta_1 - \hat{\theta}_1(t))\dot{\hat{\theta}}_1(t) - \frac{1}{\gamma_2}(\theta_2 - \hat{\theta}_2(t))\dot{\hat{\theta}}_2(t). \end{aligned}$$

Выберем следующий алгоритм оценивания параметров

$$\begin{cases} \dot{\hat{\theta}}_1(t) = \gamma_1 a \{ \sigma(x_3(t) - x_5(t))e_2(t) + [u(t) + C_2\sigma(C_1x_1(t))]e_4(t) \}, \\ \dot{\hat{\theta}}_2(t) = \gamma_2 b C_4 \sigma(C_3x_1(t))e_6(t). \end{cases} \quad (6)$$

Тогда производная функции Ляпунова будет отрицательной для всех $\mathbf{e}, \hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2$, кроме $e_2 = 0$, $e_4 = 0$, $e_6 = 0$, $\hat{\theta}_1 = \theta_1$, $\hat{\theta}_2 = \theta_2$, что является положением равновесия системы (5). Таким образом, было показано, что идентификатор параметров (4), (6) обеспечивает настройку неизвестных параметров системы (3). Недостатком этого идентификатора является то, что он требует знания всего вектора состояния $\mathbf{x}(t)$ исходной системы (3).

Для того чтобы устранить этот недостаток, модифицируем идентификатор (4), (6). Предположим, что измерению доступен только выход системы $y(t) = x_3(t) - x_5(t)$ системы (3). Подставим сначала оценку $\hat{x}_1(t)$ вместо $x_1(t)$ в системе (4), (6). Кроме того, в правую часть третьего уравнения идентификатора (4) добавим разность $y(t) - \hat{x}_3(t) + \hat{x}_5(t)$ для обеспечения лучшей сходимости. В случае, когда параметры идентификатора настроены, т.е. $\hat{\theta}_1 = \theta_1$, $\hat{\theta}_2 = \theta_2$, переменные $\hat{x}_1(t)$ и $x_1(t)$, $\hat{x}_3(t)$ и $x_3(t)$, $\hat{x}_5(t)$ и $x_5(t)$ совпадают, соответственно. Получим следующую систему

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{\hat{x}}_1(t) = \hat{x}_2(t), \\ \dot{\hat{x}}_2(t) = \hat{\theta}_1(t)a\sigma(y(t)) - 2a\hat{x}_2(t) - a^2\hat{x}_1(t), \\ \dot{\hat{x}}_3(t) = \hat{x}_4(t) + y(t) - \hat{x}_3(t) + \hat{x}_5(t), \\ \dot{\hat{x}}_4(t) = \hat{\theta}_1(t)a[u(t) + C_2\sigma(C_1\hat{x}_1(t))] - 2a\hat{x}_4(t) - a^2\hat{x}_3(t), \\ \dot{\hat{x}}_5(t) = \hat{x}_6(t), \\ \dot{\hat{x}}_6(t) = \hat{\theta}_2(t)bC_4\sigma(C_3\hat{x}_1(t)) - 2b\hat{x}_6(t) - b^2\hat{x}_5(t), \\ \hat{\theta}_1(t) = \gamma_1 a \{ \sigma(y(t))e_2(t) + [u(t) + C_2\sigma(C_1\hat{x}_1(t))]e_4(t) \}, \\ \hat{\theta}_2(t) = \gamma_2 b C_4 \sigma(C_3\hat{x}_1(t))e_6(t). \end{array} \right.$$

Таким образом, неизвестными остаются только переменные $e_2(t)$, $e_4(t)$, $e_6(t)$, входящие в последние два уравнения системы. Помимо известного выхода $y(t)$ системы (3) можно также приближенно вычислить его производную в виде конечной разности

$$\dot{y}(t) \sim (y(t) - y(t-h))/h,$$

где $h > 0$ – шаг дискретизации. Используя производную выхода $\dot{y}(t)$, вычислим разность

$$e_4(t) - e_6(t) = \dot{y}(t) - \hat{x}_4(t) + \hat{x}_6(t) \sim (y(t) - y(t-h))/h - \hat{x}_4(t) + \hat{x}_6(t).$$

Теперь вместо $e_2(t)$, $e_4(t)$ подставим приближенно вычисленную разность $e_4(t) - e_6(t)$, а вместо $e_6(t)$ – ту же разность, но с другим знаком. Тогда получим следующие уравнения идентификатора, который зависит только от выхода $y(t)$ системы (3):

$$\left\{ \begin{array}{l}
\dot{\hat{x}}_1(t) = \hat{x}_2(t), \\
\dot{\hat{x}}_2(t) = \hat{\theta}_1(t)a\sigma(y(t)) - 2a\hat{x}_2(t) - a^2\hat{x}_1(t), \\
\dot{\hat{x}}_3(t) = \hat{x}_4(t) + y(t) - \hat{x}_3(t) + \hat{x}_5(t), \\
\dot{\hat{x}}_4(t) = \hat{\theta}_1(t)a[u(t) + C_2\sigma(C_1\hat{x}_1(t))] - 2a\hat{x}_4(t) - a^2\hat{x}_3(t), \\
\dot{\hat{x}}_5(t) = \hat{x}_6(t), \\
\dot{\hat{x}}_6(t) = \hat{\theta}_2(t)bC_4\sigma(C_3\hat{x}_1(t)) - 2b\hat{x}_6(t) - b^2\hat{x}_5(t), \\
\dot{\hat{\theta}}_1(t) = \frac{\gamma_1}{h}a[\sigma(y(t)) + u(t) + C_2\sigma(C_1\hat{x}_1(t))](y(t) - y(t-h) - h\hat{x}_4(t) + h\hat{x}_6(t)), \\
\dot{\hat{\theta}}_2(t) = \frac{-\gamma_2}{h}bC_4\sigma(C_3\hat{x}_1(t))(y(t) - y(t-h) - h\hat{x}_4(t) + h\hat{x}_6(t)).
\end{array} \right.$$

(7)

Аналитическая оценка сходимости полученного идентификатора затруднительна, поэтому для проверки его работоспособности используем моделирование.

Моделирование

Проведем моделирование работы идентификатора (7). Для начала рассмотрим случай, когда система (1) описывает спонтанную ЭЭГ. Пусть все параметры модели имеют стандартные значения, а начальные данные – нулевые. Также пусть начальные значения настраиваемых параметров $\hat{\theta}_1$, $\hat{\theta}_2$ идентификатора (7) равны 1. В качестве входа $u(t)$ рассмотрим равномерно распределенную функцию на отрезке [120; 320]. Коэффициенты усиления γ_1 и γ_2 пусть будут равны 0.00001 и 0.001, соответственно. Результаты моделирования представлены на Рис. 1. Выходы нейромассовой модели (1) и идентификатора (7) представлены на Рис. 1 (а) и изображены сплошной и пунктирной линиями, соответственно. После переходного процесса в 16 с выходы системы и идентификатора практически совпадают. Динамика настраиваемых параметров $\hat{\theta}_1$, $\hat{\theta}_2$ представлена на Рис. 1 (б) и изображена сплошной и пунктирной линиями, соответственно. Очевидно, что после переходного процесса в 16 с значения $\hat{\theta}_1 \sim A = 3.25$, а $\hat{\theta}_2 \sim B = 22$. Таким образом, идентификатора (7) решает поставленную задачу и использует только выход системы (1).

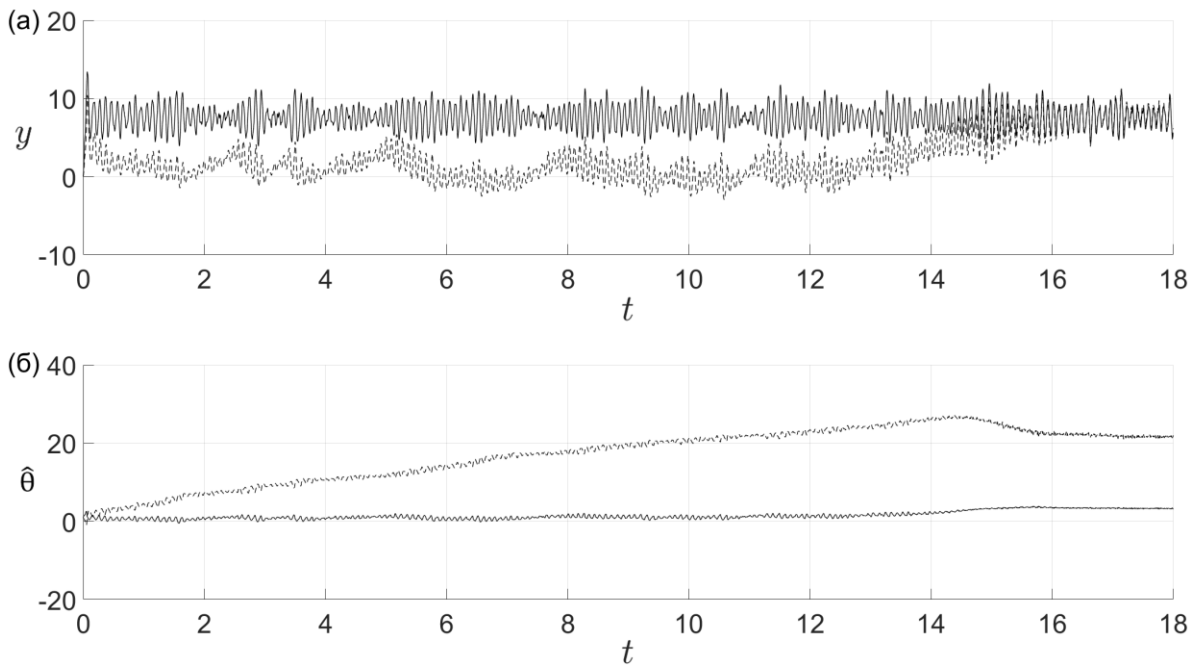


Рис. 1. (а): Динамика выходов $y(t)$ системы (1) (сплошная линия) и идентификатора параметров (7) (пунктирная линия). (б): Динамика настраиваемых параметров $\hat{\theta}_1$ (сплошная линия) и $\hat{\theta}_2$ (пунктирная линия).

Fig. 1. (a): Output dynamics $y(t)$ of the system (1) (solid line) and of the parameter identifier (7) (dashed line). (б): Dynamics of tunable parameters $\hat{\theta}_1$ (solid line) and $\hat{\theta}_2$ (dashed line).

Теперь рассмотрим случай, когда система (1) моделирует динамику ВП. Для этого к ее входу $u(t)$ добавим внешние стимулы (2) при $t_0 = 0.5$ с и $t_0 = 1.6$ с, которые будут повторяться каждые три секунды. Начальные данные системы (1) и ее параметры будут выбраны такими же, как и в предыдущем случае. На Рис. 2 представлены результаты работы системы (1) и адаптивного идентификатора (7). На Рис. 2 (а) отчетливо видны периодические всплески амплитуды колебаний выходов системы (1) и идентификатора (7) – это реакции систем на внешние стимулы (2). После переходного процесса длиной в 12 с выходы системы (1) и идентификатора (7) практически совпадают. А из Рис. 2 (б) видно, что настраиваемые параметры $\hat{\theta}_1$, $\hat{\theta}_2$ достигают искомых значений.

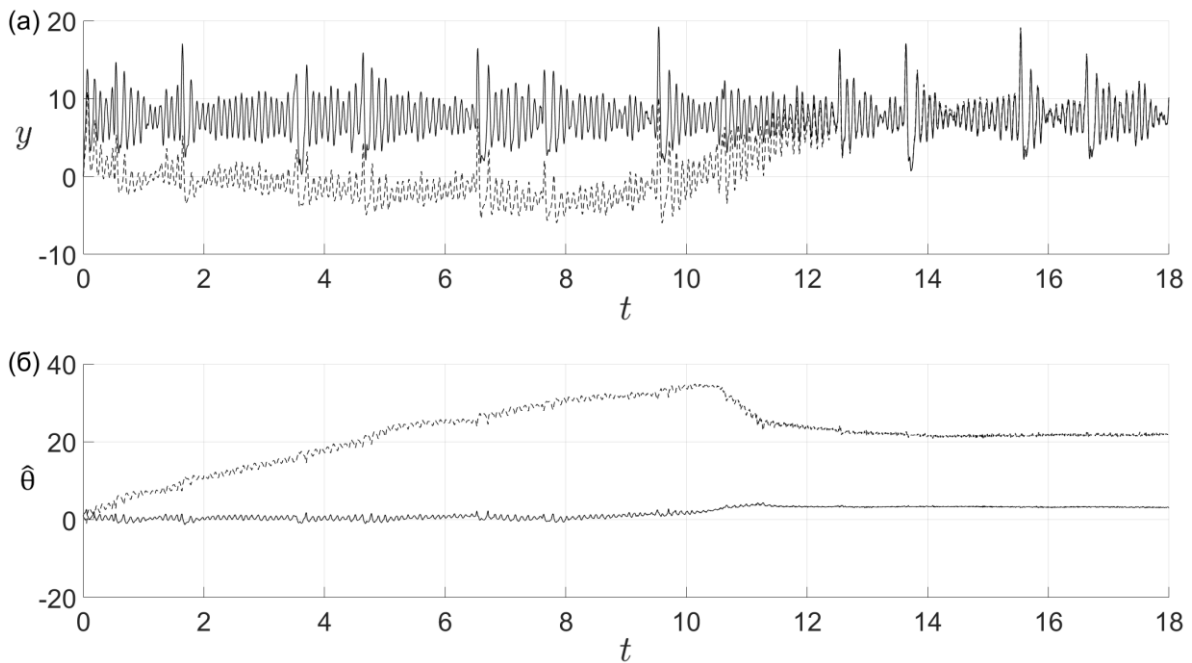


Рис. 2. (а): Динамика выходов $y(t)$ системы (1) с ВП (2) (сплошная линия) и идентификатора (7) (пунктирная линия). (б): Динамика настраиваемых параметров $\hat{\theta}_1$ (сплошная линия) и $\hat{\theta}_2$ (пунктирная линия).

Fig. 2. (a): Output dynamics $y(t)$ of the system (1) with evoked potentials (2) (solid line) and of the identifier (7) (dashed line). (б): Dynamics of tunable parameters $\hat{\theta}_1$ (solid line) and $\hat{\theta}_2$ (dashed line).

Таким образом, с помощью моделирования было показано, что адаптивный идентификатор (7) может настраивать параметры модели (1), используя только ее выход. Идентификатор работает, как в случае генерации системой (1) спонтанной ЭЭГ, так и в случае генерации ею ВП.

Заключение

В данной работе был синтезирован адаптивный идентификатор, который позволяет настраивать параметры нейромассовой модели, используя только ее выход. С помощью моделирования было показано, что предложенный идентификатор настраивает параметры модели, как в случае генерации ею спонтанной ЭЭГ, так и в случае генерации ею вызванных потенциалов. Важность использования только выхода модели заключается в том, что вместо выхода нейромассовой модели для идентификатора можно рассмотреть реальную запись спонтанной ЭЭГ или вызванных потенциалов. Таким образом, с помощью идентификатора можно будет построить модель, генерирующую

динамику, приближенную к реальным данным. Такая модель может использоваться при разработке человеко-машинных интерфейсов, в частности для интерфейса «мозг-компьютер» для предсказания динамики ЭЭГ. С другой стороны, разработанный идентификатор позволит изучать влияние параметров модели на возникновение абнормальной динамики головного мозга из-за физиологичности рассматриваемой модели.

Список литературы

1. **Сергеев С. Ф.** Нейроадаптивные биоморфные интерфейсы в эргатических системах: проблемы и решения // Мехатроника, автоматизация, управление. 2016. Том 17, № 9. С. 599–605.
2. **Гусельников В. И.** Электрофизиология головного мозга. М.: Высшая школа, 1976. 423 с.
3. **Кропотов Ю. Д.** Количественная ЭЭГ, когнитивные вызванные потенциалы мозга человека и нейротерапия. Донецк: Издатель Заславский А. Ю., 2010. 512 с.
4. **Sharmila A.** Epilepsy detection from EEG signals: a review // J. Med. Eng. Technol. 2018. Vol. 42, N. 5. P. 368–380.
5. **Silva G., Alves M., Cunha R., Bispo B. C., Rodrigues P. M.** Parkinson disease early detection using EEG channels cross-correlation // Int. J. Appl. Eng. Res. 2020. Vol. 15, N. 3. P. 197–203.
6. **Schielke A., Krekelberg B.** Steady state visual evoked potentials in schizophrenia: a review // Front. Neurosci. 2022. Vol. 16.
7. **Meachon E. J., Meyer M., Wilmut K., Zemp M., Alpers G. W.** Evoked potentials differentiate developmental coordination disorder from attention-deficit/hyperactivity disorder in a stop-signal task: a pilot study // Front. Hum. Neurosci. 2021. Vol. 15.
8. **Jansen B. H., Rit V. G.** Electroencephalogram and visual evoked potential generation in a mathematical model of coupled cortical columns // Biol. Cybern. 1995. Vol. 73. P. 357–366.

9. **Postoyan R., Chong M., Netic D., Kuhlmann L.** Parameter and state estimation for a class of neural mass models // 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC). 2012. P. 2322–2327.
10. **Liu X., Sun C.-X., Gao Q., Chen Z.-W.** A passivity-based observer for neural mass models // IMA J. Math. Control. Inf. 2019. Vol. 36, N. 3. P. 701–711.
11. **Sun C.-X., Liu X.** A state observer for the computational network model of neural populations // Chaos. 2021. Vol. 31. P. 013127.
12. **Hodgkin A. L., Huxley A. F.** A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve // J. Physiol. 1952. Vol. 117, N. 4. P. 500–544.
13. **Hindmarsh J. L., Rose R. M.** A model of neuronal bursting using three coupled first order differential equations // Proc. R. Soc. Lond. B Biol. Sci. 1984. Vol. 221, N. 1222. P. 87–102.
14. **FitzHugh R.** Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane // Biophys. J. 1961. Vol. 1, N. 6. P. 445–466.
15. **Nagumo J., Arimoto S, Yoshizawa S.** An active pulse transmission line simulating nerve axon // Proc. IRE. 1962. Vol. 50, N. 10. P. 2061–2070.
16. **Lapicque L.** Recherches quantitatives sur l'excitation électrique des nerfs traitée comme une polarisation // J. Physiol. Pathol. Gen. 1907. Vol. 9. P. 620–635.
17. **McCulloch W., Pitts W.** A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // Bull. Math. Biophys. 1943. Vol. 5. P. 115–133.
18. **Rotterdam A. van, Lopes da Silva F. H., Ende J. van der, Viergever M. A., Hermans A. J.** A model of the spatial-temporal characteristics of the alpha rhythm // Bull. Math. Biol. 1982. Vol. 44. P. 283–305.
19. **Dodt H. U., Pawelzik H., Zieglansberger W.** Actions of noradrenaline on neocortical neurons in vitro // Brain Res. 1991. Vol. 545. P. 307–311.
20. **Jansen B. H., Zouridakis G., Brandt M. E.** A neurophysiologically based mathematical model of flash visual evoked potentials // Biol. Cybern. 1993. Vol. 68. P. 275–283.

Adaptive Parameter Identification for a Class of Neural Mass Models with Application to Ergatic Systems

S. A. Plotnikov^{1,2}, waterwalf@gmail.com,

A. L. Fradkov^{1,2}, fradkov@mail.ru,

¹Institute for Problems in Mechanical Engineering of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, 199178, Russian Federation,

²Saint Petersburg State University, St. Petersburg, 199034, Russian Federation,

Corresponding author:

Plotnikov Sergei A., PhD, Senior Researcher, Institute for Problems in Mechanical Engineering of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, 199178, Russian Federation, e-mail: waterwalf@gmail.com

Abstract

This paper considers one of the problems that arise in the developing of the ergatic brain-computer interfaces. This technology allows a person to control various mechatronic systems through the "power of thought", i.e. based on the registration of electrical activity of the brain. The problem is the complexity and poor knowledge of the brain. To describe the electrical activity of the brain, various models of neural ensembles are used, one of which is the neural mass model proposed by Jansen and Rit in 1995. To tune the parameters of this model according to real data, it is proposed to use an adaptive parameter identifier. An important condition for the synthesis of an adaptive identifier is that only the system output, which is the potential difference between two points of the head, can be measured. At the beginning, it is assumed that the entire state vector of the neural mass model is available for measurement. An identifier is synthesized to tune the parameters of such a system and its convergence is proved using the Lyapunov function method. Further, the obtained identifier is refined in such a way that it uses only the output of the system. To do this, using the finite difference method, the output derivative of the neural mass model is approximately calculated, which is used to make several replacements of the unknown components of the state vector. It is very difficult to analytically prove the convergence of the obtained

adaptive parameter identifier, therefore, the possibility of using it to estimate the parameters of a neural mass model is checked using simulation. The synthesized identifier uses only the system output to tune the parameters, which in the future will allow us to consider real data instead of the system output. Thus, this identifier can be used to tune the parameters of the neural mass model based on real data.

Keywords: *ergatic systems, adaptive parameter identifier, neural mass model, Lyapunov function method*

Acknowledgements: Adaptive parameter identifier synthesis was supported by Saint Petersburg State University, project ID: 94034465.

Simulation was performed in IPME RAS and supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (Project No. 075-15-2021-573)

For citation:

Plotnikov S. A., Fradkov A. L. Adaptive parameter tuning of neural mass model using its output, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2015, vol. 17, no 1, pp. ...

DOI: [10.17587/mau.20.....](https://doi.org/10.17587/mau.20.....)

References

1. **Sergeev S. F.** Biomorphic neuroadaptive interfaces in the ergatic systems: problems and solutions, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2016, vol. 17, no. 9, pp. 599–605. (In Russian)
2. **Guselnikov V. I.** Electrophysiology of the brain, Moscow, High school, 1976, 423 p. (in Russian).
3. **Kropotov J. D.** Quantitative EEG, event-related potentials and neurotherapy, London, Elsevier, 2009, 533 p.
4. **Sharmila A.** Epilepsy detection from EEG signals: a review, *J. Med. Eng. Technol.*, 2018, vol. 42, no. 5, pp. 368–380.
5. **Silva G., Alves M., Cunha R., Bispo B. C., Rodrigues P. M.** Parkinson disease early detection using EEG channels cross-correlation, *Int. J. Appl. Eng. Res.*, 2020, vol. 15, no. 3, pp. 197–203.
6. **Schielke A., Krekelberg B.** Steady state visual evoked potentials in schizophrenia: a

review, *Front. Neurosci.*, 2022, vol. 16.

7. **Meachon E. J., Meyer M., Wilmut K., Zemp M., Alpers G. W.** Evoked potentials differentiate developmental coordination disorder from attention-deficit/hyperactivity disorder in a stop-signal task: a pilot study, *Front. Hum. Neurosci.*, 2021, vol. 15.
8. **Jansen B. H., Rit V. G.** Electroencephalogram and visual evoked potential generation in a mathematical model of coupled cortical columns, *Biol. Cybern.*, 1995, vol. 73, pp. 357–366.
9. **Postoyan R., Chong M., Nesic D., Kuhlmann L.** Parameter and state estimation for a class of neural mass models, *51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, 2012, pp. 2322–2327.
10. **Liu X., Sun C.-X., Gao Q., Chen Z.-W.** A passivity-based observer for neural mass models, *IMA J. Math. Control. Inf.*, 2019, vol. 36, no. 3, pp. 701–711.
11. **Sun C.-X., Liu X.** A state observer for the computational network model of neural populations, *Chaos*, 2021, vol. 31, pp. 013127.
12. **Hodgkin A. L., Huxley A. F.** A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve, *J. Physiol.*, 1952, vol. 117, no. 4, pp. 500–544.
13. **Hindmarsh J. L., Rose R. M.** A model of neuronal bursting using three coupled first order differential equations, *Proc. R. Soc. Lond. B Biol. Sci.*, 1984, vol. 221, no. 1222, pp. 87–102.
14. **FitzHugh R.** Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane, *Biophys. J.*, 1961, vol. 1, no. 6, pp. 445–466.
15. **Nagumo J., Arimoto S., Yoshizawa S.** An active pulse transmission line simulating nerve axon, *Proc. IRE*, 1962, vol. 50, no. 10, pp. 2061–2070.
16. **Lapicque L.** Recherches quantitatives sur l’excitation électrique des nerfs traitée comme une polarisation, *J. Physiol. Pathol. Gen.*, 1907, vol. 9, pp. 620–635.
17. **McCulloch W., Pitts W.** A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bull. Math. Biophys.*, 1943, vol. 5, pp. 115–133.
18. **Rotterdam A. van, Lopes da Silva F. H., Ende J. van der, Viergever M. A., Hermans A. J.** A model of the spatial-temporal characteristics of the alpha rhythm, *Bull. Math. Biol.*, 1982, vol. 44, pp. 283–305.
19. **Doty H. U., Pawelzik H., Zieglgansberger W.** Actions of noradrenaline on neocortical

neurons in vitro, *Brain Res.*, 1991, vol. 545, pp. 307–311.

20. **Jansen B. H., Zouridakis G., Brandt M. E.** A neurophysiologically based mathematical model of flash visual evoked potentials, *Biol. Cybern.*, 1993, vol. 68, pp. 275–283.