УДК 517.977.12 DOI:10.17587/mau.24.346-351

А. В. Рыбалко, студент, alexandrarybalko21@gmail.com,
А. Л. Фрадков, д-р техн. наук, проф., fradkov@mail.ru,
Санкт-Петербургский государственный университет,
Институт проблем машиноведения РАН, г. Санкт-Петербург

Идентификация двух моделей нейронов ФитцХью—Нагумо на основе метода скоростного градиента и фильтрации*

Статья посвящена задаче идентификации параметров двух моделей нейронов ФитцХью—Нагумо. Модель ФитцХью—Нагумо является упрощенной двухмерной версией модели Ходжкина—Хаксли и благодаря своей простоте имеет большую ценность для применения на практике. Однако при проведении эксперимента нередко измерению доступна только одна переменная модели ФитцХью—Нагумо — мембранный потенциал, а вторая переменная совокупного действия всех медленных ионных токов, отвечающих за восстановление потенциала покоя мембраны нервной клетки, и производные обеих переменных неизмеряемы. Это обстоятельство значительно усложняет задачу идентификации модели и, следовательно, описанный случай требует особенного внимания. В первую очередь, модель была преобразована к более удобной форме, в которой отсутствуют недоступные измерению переменные. Вместо неизмеряемых производных в уравнениях модели были использованы переменные, получающиеся при применении двойного реального фильтра-дифференциатора. Для получившегося линейного уравнения была сформулирована цель идентификации, гарантирующая корректную настройку параметров, и построена дополнительная адаптивная система, параметрами которой являются оценки параметров исходной модели, а выходной переменной — оценка выхода линейного уравнения. Затем был выбран интегральный целевой функционал, и с помощью метода скоростного градиента был получен простой детерминированный алгоритм настройки параметров исходной модели двух нейронов ФитцХью—Нагумо, также обеспечивающий сходимость выходной переменной адаптивной системы к выходной переменной полученного линейного уравнения. Приводятся результаты компьютерного моделирования в среде Simulink, демонстрирующие быструю сходимость рассматриваемых оценок к их истинным значениям для двух используемых наборов начальных данных и параметров. Преимущества предлагаемого метода заключаются в том, что, во-первых, он значительно проще существующих решений: полученный алгоритм настройки параметров представляет собой систему обыкновенных дифференциальных уравнений первого порядка; а во-вторых, общая структура и число уравнений полученного решения не изменится при увеличении числа рассматриваемых моделей нейронов. Это означает, что предлагаемый подход потенциально может быть применен для моделирования активности большего числа нейронов и даже целых популяций.

Ключевые слова: *нелинейная динамика, задача идентификации, нейронная модель, модель ФитцХью—Нагумо*

Введение

В последнее время применение методов, основанных на математическом и компьютерном моделировании, стало широко используемым подходом в нейробиологии [1]. Однако использование таких моделей, значительной частью которых являются динамические системы [2], требует наличия информации о параметрах модели. Эта информация может быть недоступна заранее, поскольку значения переменных состояния и параметров модели нейронов могут быть не известны исследователям. Ручная или автоматическая эвристическая подгонка модельных нейронов к измеренным данным делается методом проб и ошибок; более того, такая грубость в работе с моделью приводит к неединственности представления сигнала и невозможности обнаружить небольшие изменения в поведении нервных клеток [3]. Проблема становится еще сложнее, если требуется оценить значения параметров не одного нейрона, а популяции нейронов или нейронной сети, состоящей из большого числа взаимосвязанных нейронов.

В данной работе рассматривается задача идентификации системы из двух моделей нейрона ФитцХью—Нагумо [4, 5]. Модель ФитцХью—Нагумо — это упрощение модели Ходжкина—Хаксли, имеющая множество приложений в различных областях науки и техники благодаря своей простоте и универсальности [6]. При проведении эксперимента обычно только одна переменная модели ФитцХью—Нагумо доступна измерению — мембранный потенциал, что усложняет не только идентификацию модели, но и ее применение в целом.

Ранее задача оценивания параметров модели ФитцХью—Нагумо изучалась рядом авторов. Большинство использованных методов являются стохастическими. Например, в работе [7] используется метод оценки максимума правдоподобия, а в статье [8] результат получен с применением байесовского подхода. В основе

*Работа поддержана грантом СПбГУ ID 84912397

значительного числа работ лежит относительно простой метод наименьших квадратов [9—11]. В работе [9] исходная модель была в первую очередь упрощена, что облегчает все последующие шаги построения алгоритма настройки параметров. Метод, основанный на нелинейной фильтрации, для периодических параметров был разработан и применен к модели ФитцХью—Нагумо в статье [12]. В работе [13] для идентификации параметров этой модели был получен алгоритм на основе нейронных сетей.

В данной статье мы решали задачу идентификации, используя дополнительную адаптивную систему, выход которой является оценкой выхода рассматриваемой модели, а параметры — оценками параметров. В отличие от упомянутых работ наш подход позволяет получить гораздо более простой детерминированный алгоритм, оценивающий параметры системы, собранной из двух моделей ФитцХью—Нагумо, что открывает перспективы использования предложенного метода при моделировании активности популяции нейронов. По сравнению с нашим предыдущим результатом [14] была развита идея использования метода скоростного градиента [15] в сочетании с фильтрацией для получения алгоритма настройки параметров системы из двух моделей ФитцХью—Нагумо.

Построение системы адаптивной оценки

Рассмотрим систему, составленную из двух одинаковых моделей нейрона ФитцХью—Нагумо:

$$\begin{cases} \dot{u}_1 = u_1 - \dfrac{u_1^3}{3} - v_1 + I_{ext}; \\ \dot{v}_1 = \varepsilon\left(u_1 - a - bv_1\right); \\ \dot{u}_2 = u_2 - \dfrac{u_2^3}{3} - v_2 + I_{ext}; \\ \dot{v}_2 = \varepsilon\left(u_2 - a - bv_2\right), \end{cases} \tag{1}$$

где $u_1(t)$, $u_2(t)$ — динамика мембранного потенциала первого и второго нейрона соответственно; $v_1(t)$, $v_2(t)$ — совокупное действие всех медленных ионных токов, отвечающих за восстановление потенциала покоя мембраны нервной клетки; параметры a и b определяют проводимостные характеристики ионных каналов, $\varepsilon > 0$ — относительную скорость изменения медленных ионных токов, а I_{ext} — внешний ток [4, 5].

Предположим, что измерению доступны только мембранные потенциалы клеток. При этом при их измерении неизбежно будут возникать погрешности. Учтем это, введя замену: $y_1(t) = cu_1(t)$, $y_2(t) = cu_2(t)$. Далее продифференцируем первое и третье уравнения системы (1), а потом подставим в них вместо $\dot{v}_1$ и $\dot{v}_2$ правые части второго и четвертого уравнений соответственно. Окончательно избавимся от неизмеряемых переменных $v_1(t)$ и $v_2(t)$, выразив их из первого и третьего уравнений:

$$\begin{cases} \ddot{y}_1 = (1 - \varepsilon b)\dot{y}_1 - \dfrac{1}{3c^2}(y_1^3)' + \\ + \varepsilon(b-1)y_1 - \dfrac{\varepsilon b}{3c^2} y_1^3 + c\varepsilon(a + bI_{ext}); \\ \ddot{y}_2 = (1 - \varepsilon b)\dot{y}_2 - \dfrac{1}{3c^2}(y_2^3)' + \\ + \varepsilon(b-1)y_2 - \dfrac{\varepsilon b}{3c^2} y_2^3 + c\varepsilon(a + bI_{ext}). \end{cases} \tag{2}$$

Теперь сложим уравнения (2) и запишем коэффициенты получившегося уравнения в виде вектора параметров:

$$\boldsymbol{\theta}^* = \left(1 - \varepsilon b \quad -\frac{1}{3c^2} \quad \varepsilon(b-1) \quad -\frac{\varepsilon b}{3c^2} \quad 2c\varepsilon(a + bI_{ext})\right),$$

т. е. перейдем к уравнению

$$\begin{aligned} (y_1 + y_2)'' = \theta_1^*(y_1 + y_2)' + \theta_2^*(y_1^3 + y_2^3)' + \\ + \theta_3^*(y_1 + y_2) + \theta_4^*(y_1^3 + y_2^3) + \theta_5^*. \end{aligned} \tag{3}$$

Мы предполагаем, что неизмеряемы и производные $y_1(t)$ и $y_2(t)$. Для того чтобы с моделью можно было бы дальше работать, воспользуемся дифференциатором второго порядка, который выглядит следующим образом:

$$\ddot{x} \approx \frac{p^2}{(\tau_1 p + 1)(\tau_2 p + 1)} x,$$

где $\tau_i > 0$, $i = 1, 2$, $p = d/dt$. Множитель при x здесь — передаточная функция фильтра. Теперь к обеим частям уравнения (3) применим фильтр с передаточной функцией $W(p) = 1/(\tau_1 p + 1)(\tau_2 p + 1)$ и получим новые фильтрованные переменные:

$$x_1(t) = \frac{1}{(\tau_1 p + 1)(\tau_2 p + 1)}(y_1(t) + y_2(t))'';$$

$$x_4(t) = \frac{1}{(\tau_1 p + 1)(\tau_2 p + 1)}(y_1(t) + y_2(t));$$

$$x_5(t)=\frac{1}{(\tau_1p+1)(\tau_2p+1)}(y_1^3(t)+y_2^3(t));$$

$$x_2(t)=\frac{1}{(\tau_1p+1)(\tau_2p+1)}(y_1(t)+y_2(t))'=\dot{x}_4(t);$$

$$x_3(t)=\frac{1}{(\tau_1p+1)(\tau_2p+1)}(y_1^3(t)+y_2^3(t))'=\dot{x}_5(t).$$

Тогда уравнение (3) преобразуется к виду

$$x_1(t)=\theta_1^*x_2(t)+\theta_2^*x_3(t)+\theta_3^*x_4(t)+\theta_4^*x_5(t)+\theta_5^*. \quad (4)$$

Задача состоит в том, чтобы построить адаптивную систему с оценкой состояния модели (4) $\hat{x}_1(t)$ в качестве выходной переменной и оценками параметров нейронов $\theta_i(t)$, $i \in \overline{1,5}$, в качестве параметров, которая бы обеспечивала цель идентификации:

1) $\hat{x}_1(t)-x_1(t)\to 0$ при $t\to\infty$;

2) $\boldsymbol{\theta}(t)-\boldsymbol{\theta}^*\to 0$ при $t\to\infty$.

Для решения поставленной задачи построим уравнение вида

$$\hat{x}_1(t)=\theta_1(t)x_2(t)+\theta_2(t)x_3(t)+$$
$$+\theta_3(t)x_4(t)+\theta_4(t)x_5(t)+\theta_5(t).$$

Далее воспользуемся методом скоростного градиента для интегральной целевой функции, явно зависящей от настраиваемых параметров [15]:

$$Q(t)=\int_0^t\frac{1}{2}\delta^2(x(s),\boldsymbol{\theta}(s),s)ds,$$

где

$$\delta(x(t),\boldsymbol{\theta}(t),t)=\hat{x}_1(t)-x_1(t)=$$
$$=(\theta_1(t)-\theta_1^*)x_2(t)+(\theta_2(t)-\theta_2^*)x_3(t)+$$
$$+(\theta_3(t)-\theta_3^*)x_4(t)+(\theta_4(t)-\theta_4^*)x_5(t)+\theta_5(t)-\theta_5^*$$

— ошибка между выходной переменной и ее оценкой. В таком случае алгоритм настройки параметров будет иметь следующий вид:

$$\dot{\boldsymbol{\theta}}(t)=-\delta(\gamma_1x_2(t)\ \ \gamma_2x_3(t)\ \ \gamma_3x_4(t)\ \ \gamma_4x_5(t)\ \ \gamma_5),$$

где γ_i, $i\in\overline{1,5}$, — положительные коэффициенты усиления. Окончательно получаем адаптивную модель:

$$\begin{cases}
\ddot{y}_1=\theta_1^*\dot{y}_1+\theta_2^*(y_1^3)'+\theta_3^*y_1+\theta_4^*y_1^3+0,5\theta_5^*;\\
\ddot{y}_2=\theta_1^*\dot{y}_2+\theta_2^*(y_2^3)'+\theta_3^*y_2+\theta_4^*y_2^3+0,5\theta_5^*;\\
x_2=\dfrac{p}{(\tau_1p+1)(\tau_2p+1)}(y_1+y_2);\\
x_3=\dfrac{p}{(\tau_1p+1)(\tau_2p+1)}(y_1^3+y_2^3);\\
\dot{x}_4=x_2;\\
\dot{x}_5=x_3;\\
x_1=\theta_1^*x_2+\theta_2^*x_3+\theta_3^*x_4+\theta_4^*x_5+\theta_5^*;\\
\hat{x}_1=\theta_1x_2+\theta_2x_3+\theta_3x_4+\theta_4x_5+\theta_5;\\
\dot{\theta}_1=-\gamma_1\delta x_2;\\
\dot{\theta}_2=-\gamma_2\delta x_3;\\
\dot{\theta}_3=-\gamma_3\delta x_4;\\
\dot{\theta}_4=-\gamma_4\delta x_5;\\
\dot{\theta}_5=-\gamma_5\delta.
\end{cases} \quad (5)$$

В системе (5) первые два уравнения моделируют переменные, соответствующие мембранным потенциалам, вместо этих уравнений на практике можно использовать мембранные потенциалы, полученные непосредственно с нервных клеток. Остальные уравнения (5) строят оценки параметров модели двух нейронов, соответствующей двум подаваемым на вход сигналам, т. е. решают поставленную задачу. Заметим, что если добавить больше нейронов в (1), то не только число уравнений решения задачи идентификации останется неизменным, но и структура системы в целом. Иначе говоря, предлагаемый метод идентификации моделей ФитцХью—Нагумо может быть применен для моделирования большего числа нейронов и даже целых нейронных популяций без каких-либо значительных изменений.

Результаты компьютерного моделирования

На рис. 1—4 представлены результаты компьютерного моделирования системы (5) в среде Simulink для некоторых параметров и начальных данных. Графики показывают достаточно быстрое достижение цели управления, что говорит об эффективности предложенного алгоритма. Однако стоит отметить, что, несмотря на это, цель идентификации все же достигается медленнее, чем в случае адаптивного оценивания параметров модели одного нейрона [14].

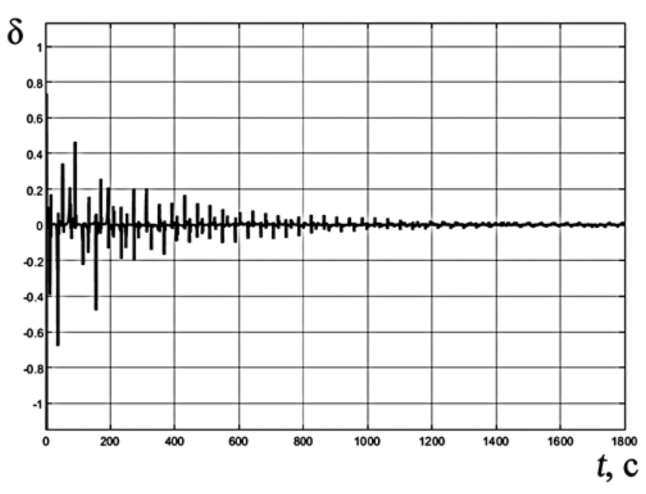

Рис. 1. График разности значений выходных переменных $\hat{x}_1$ и x_1, полученных при численном решении системы (5) с начальными данными: $y_1(0) = 0{,}1$, $\dot{y}_1(0) = 0{,}5$, $y_2(0) = 0{,}45$, $\dot{y}_2(0) = 0{,}2$, $x_5(0) = x_6(0) = x_7(0) = 1$, $\theta_1(0) = 0{,}3$, $\theta_2(0) = 0{,}9$, $\theta_3(0) = -0{,}25$, $\theta_4(0) = 1$, $\theta_5(0) = -0{,}1$ и параметрами: $\tau_1 = \tau_2 = 0{,}01$, $I_{ext} = 0{,}5$, $a = -0{,}7$, $b = 0{,}8$, $\varepsilon = 1/12{,}5$, $c = 1$, $\gamma_i = 1$, $i = \overline{1,5}$ [6]

Fig. 1. Graph of the difference between the values of the output variables $\hat{x}_1$ and x_1, obtained by numerical solving of the system (5) for initial data: $y_1(0) = 0{,}1$, $\dot{y}_1(0) = 0{,}5$, $y_2(0) = 0{,}45$, $\dot{y}_2(0) = 0{,}2$, $x_5(0) = x_6(0) = x_7(0) = 1$, $\theta_1(0) = 0{,}3$, $\theta_2(0) = 0{,}9$, $\theta_3(0) = -0{,}25$, $\theta_4(0) = 1$, $\theta_5(0) = -0{,}1$ and parameter values: $\tau_1 = \tau_2 = 0{,}01$, $I_{ext} = 0{,}5$, $a = -0{,}7$, $b = 0{,}8$, $\varepsilon = 1/12{,}5$, $c = 1$, $\gamma_i = 1$, $i = \overline{1,5}$ [6]

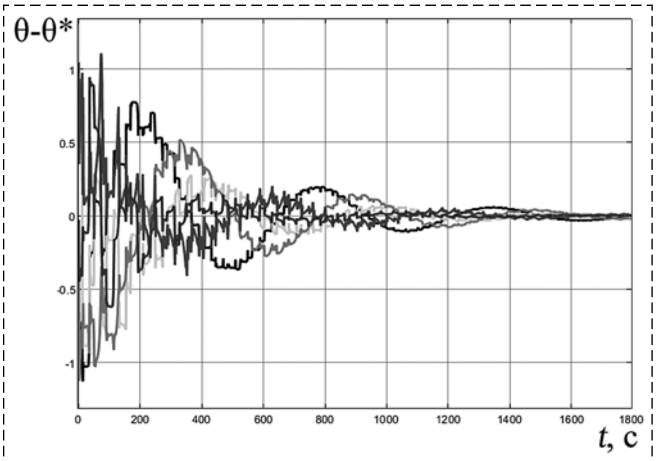

Рис. 2. Графики разностей значений оценок $\theta_i(t)$ и самих параметров θ_i^*, $i = \overline{1,5}$, для тех же начальных данных и параметров, что и на рис. 1

Fig. 2. Graphs of the difference between $\theta_i(t)$ and θ_i^*, $i = \overline{1,5}$, for the initial neuron state and parameter values as in Fig. 1

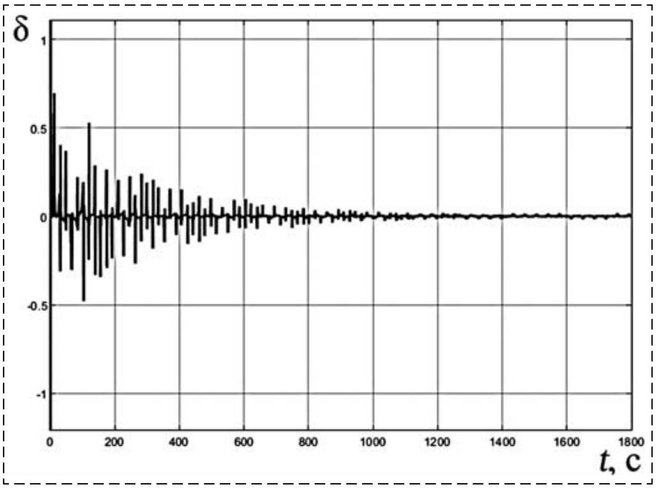

Рис. 3. График разности значений выходных переменных $\hat{x}_1$ и x_1, полученных при численном решении системы (5) с начальными данными: $y_1(0) = 1{,}12$, $\dot{y}_1(0) = 0{,}57$, $y_2(0) = 0{,}3$, $\dot{y}_2(0) = 0{,}12$, $x_5(0) = x_6(0) = x_7(0) = 1$, $\theta_1(0) = 0{,}3$, $\theta_2(0) = 0{,}19$, $\theta_3(0) = 0{,}2$, $\theta_4(0) = 1{,}2$, $\theta_5(0) = 0{,}1$ и параметрами: $\tau_1 = \tau_2 = 0{,}01$, $I_{ext} = 1$, $a = -0{,}8$, $b = 0{,}7$, $\varepsilon = 1/12{,}5$, $c = 0{,}9$, $\gamma_i = 1$, $i = \overline{1,5}$ [6]

Fig. 3. Graph of the difference between the values of the output variables $\hat{x}_1$ and x_1, obtained by numerical solving of the system (5) for initial data: $y_1(0) = 1{,}12$, $\dot{y}_1(0) = 0{,}57$, $y_2(0) = 0{,}3$, $\dot{y}_2(0) = 0{,}12$, $x_5(0) = x_6(0) = x_7(0) = 1$, $\theta_1(0) = 0{,}3$, $\theta_2(0) = 0{,}19$, $\theta_3(0) = 0{,}2$, $\theta_4(0) = 1{,}2$, $\theta_5(0) = 0{,}1$ and parameter values: $\tau_1 = \tau_2 = 0{,}01$, $I_{ext} = 1$, $a = -0{,}8$, $b = 0{,}7$, $\varepsilon = 1/12{,}5$, $c = 0{,}9$, $\gamma_i = 1$, $i = \overline{1,5}$ [6]

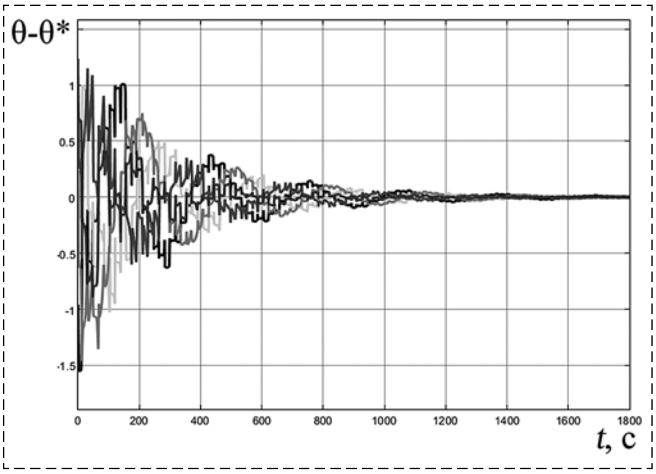

Рис. 4. Графики разностей значений оценок $\theta_i(t)$ и самих параметров θ_i^*, $i = \overline{1,5}$, для тех же начальных данных и параметров, что и на рис. 3

Fig. 4. Graphs of the difference between $\theta_i(t)$ and θ_i^* $i = \overline{1,5}$, for the initial neuron state and parameter values as in Fig. 3

Заключение

Полученные результаты показывают, что построение системы адаптивного оценивания параметров для двух моделей нейрона Фитц-Хью—Нагумо и применение к ней метода скоростного градиента является эффективным способом определения значений параметров в случае неизмеряемости всех производных и переменных совокупного действия медленных ионных токов. При работе с неизмеряемыми производными были использованы фильтры-дифференциаторы. Приведены результаты компьютерного моделирования, иллюстрирующие корректность полученного решения. По результатам симуляции также можно сделать вывод о том, что полученный алгоритм достаточно быстро выполняет настройку параметров, но все-таки медленнее, чем в случае оценки параметров одного нейрона, иначе говоря, чем сложнее модель, тем медленнее может работать алгоритм. Тем не менее, полученный результат может быть расширен и применен для моделирования большего числа нейронов.

Список литературы

1. **Izhikevich E. M., Edelman G. M.** Large-scale model of mammalian thalamocortical systems // PNAS. 2008. Vol. 105, N. 9. P. 3593—3598.
2. **Srivastava P., Nozari E., Kim J. Z., Ju H., Zhou D., Becker C., Pasqualetti F., Pappas G. J., Bassett D. S.** Models of communication and control for brain networks: distinctions, convergence, and future outlook // Network Neuroscience. 2020. Vol. 4, N. 4. P. 1122—1159.
3. **Tyukin I., Steur E., Nijmeijer H., Fairhurst D., Song I., Semyanov A., van Leeuwen C.** State and parameter estimation for canonic models of neural oscillators // International Journal of Neural Systems. 2010. Vol. 20, N. 3. P. 193—207.
4. **FitzHugh R.** Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane // Biophysical Journal. 1961. Vol. 1. P. 445—466.
5. **Nagumo J., Arimoto S., Yoshizawa S.** An Active Pulse Transmission Line Simulating Nerve Axon // Proceedings of the IRE. 1962. Vol. 50, N. 10. P. 2061—2070.
6. **Izhikevich E. M., FitzHugh R.** FitzHugh-Nagumo model // Scholarpedia. 2006. Vol. 1, N. 9. P. 1349.
7. **Doruk R. O., Aboshar L.** Estimating the Parameters of Fitzhugh—Nagumo Neurons from Neural Spiking Data // Brain Sci. 2019. Vol. 9, N. 12. P. 364.
8. **Jensen A. C., Ditlevsen S., Kessler M, and Papaspiliopoulos O.** Markov chain Monte Carlo approach to parameter estimation in the FitzHugh-Nagumo model // Physical Review E. 2012. Vol. 86, N. 4. P. 041114.
9. **Che Y., Geng L., Han C., Cui S., Wang J.** Parameter estimation of the FitzHugh-Nagumo model using noisy measurements for membrane potential // Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science. 2012. Vol. 22, N. 2. P. 023139.
10. **Lou X., Cai X., Cui B.** Parameter Estimation of a Class of Neural Systems with Limit Cycles // Algorithms. 2018. Vol. 11, N. 11. P. 169.
11. **Wigren T.** Nonlinear identification of neuron models // 015 IEEE Conference on Control Applications (CCA). 2015. P. 1340—1346.
12. **Arnold A., Lloyd A. L.** An approach to periodic, time-varying parameter estimation using nonlinear filtering // Inverse Problems. 2018. Vol. 34, N. 10. P. 105005.
13. **Dong X., Wang C.** Identification of the FitzHugh—Nagumo Model Dynamics via Deterministic Learning // International Journal of Bifurcation and Chaos. 2015. Vol. 25, N. 12. P. 1550159
14. **Fradkov A., Shepeljavyi A., Rybalko A.** Identification of the FitzHugh-Nagumo Neuron Model Based on the Speed-Gradient and Filtering // Fourth International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces. 2022. P. 29—31.
15. **Andrievskii B. R., Stotskii A. A., Fradkov A. L.** Velocity-gradient algorithms in control and adaptation problems // Automation And Remote Control. 1988. Vol. 49, N. 12. P. 1533—1564.

Identification of Two FitzHugh-Nagumo Neuron Models Based on the Speed-Gradient and Filtering

A. V. Rybalko, alexandrarybalko21@gmail.com,
A. L. Fradkov, fradkov@mail.ru,
St. Petersburg University, Saint Petersburg, 199034, Russian Federation,
Institute for Problems in Mechanical Engineering, Russian Academy of Sciences, Saint-Petersburg, 199178, Russian Federation

Corresponding author: **Rybalko Alexandra V.,** Student, St. Petersburg University, Saint Petersburg, 199034, Russian Federation, e-mail: *alexandrarybalko21@gmail.com*

Accepted on MArch 21, 2023

Abstract

The paper is devoted to the problem of parameter identification of two FitzHugh-Nagumo neuron models. The FitzHugh-Nagumo model is a simplification of the Hodgkin-Huxley model and it is very valuable for using on practice thanks to its simplicity. However, within an experiment only one variable of the FitzHugh-Nagumo model, the membrane potential, is measured, while another variable of cumulative effects of all slow ion currents responsible for restoring the resting potential of the membranes and both variables' derivatives cannot be measured. This circumstance brings additional difficulties to the parameters estimation problem and, therefore, this case needs special attention. Firstly, the model was transformed to more simple form without unmeasured variables. Variables obtained from applying second-order real filter-differentiator were used instead of unmeasured derivatives in model's equations. As a result, a linear equation was gotten and for this equation the identification goal, which guarantees correct parameters' adjustment, was formulated and an adaptive system, parameters of which are estimations of original system's parameters and an output of which estimates the output of the linear equation, was constructed. Then, the integral objective function was defined and the algorithm for the original model parameters identification was designed with the speed-gradient method. The results of computer simulation in the Simulink environment are presented. These results demonstrate that estimates of the model's state and parameters converge to their true values rather fast. Unlike existing solutions of the FitzHugh-Nagumo identification problem, we propose a much easier deterministic algorithm. Moreover, the parameters are estimated for a system collected from two FitzHugh-Nagumo models, which opens perspectives for using the proposed method in modeling neuron population activity.

Keywords: *nonlinear dynamics, identification problem, neuron model, FitzHugh-Nagumo model*

Acknowledgements: This paper was supported by grant SPbU ID 84912397.

For citation:

Rybalko A. V., Fradkov A. L. Identication of Two FitzHugh-Nagumo Neuron Models Based on the Speed-Gradient and Filtering, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie,* 2023, vol. 24, no.7, pp. 346—351.

DOI: 10.17587/mau.24.346-351

References

1. **Izhikevich E. M., Edelman G. M.** Large-scale model of mammalian thalamocortical systems, *PNAS,* 2008, vol. 105, no. 9, pp. 3593—3598.
2. **Srivastava P., Nozari E., Kim J. Z., Ju H., Zhou D., Becker C., Pasqualetti F., Pappas G. J., Bassett D. S.** Models of communication and control for brain networks: distinctions, convergence, and future outlook, *Network Neuroscience*, 2020, vol. 4, no. 4, pp. 1122—1159.
3. **Tyukin I., Steur E., Nijmeijer H., Fairhurst D., Song I., Semyanov A., van Leeuwen C.** State and parameter estimation for canonic models of neural oscillators, *International Journal of Neural Systems*, 2010, vol. 20, no. 3, pp. 193—207.
4. **FitzHugh R.** Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane, *Biophysical Journal*, 1961, vol. 1, pp. 445—466.
5. **Nagumo J., Arimoto S., Yoshizawa S.** An Active Pulse Transmission Line Simulating Nerve Axon, *Proceedings of the IRE*, 1962, vol. 50, no. 10, pp. 2061—2070.
6. **Izhikevich E. M., FitzHugh R.** FitzHugh-Nagumo model, *Scholarpedia,* 2006, vol. 1, no. 9, pp. 1349.
7. **Doruk R. O., Aboshar L.** Estimating the Parameters of Fitzhugh—Nagumo Neurons from Neural Spiking Data, *Brain Sci.,* 2019, vol. 9, no. 12, p. 364.
8. **Jensen A. C., Ditlevsen S., Kessler M, Papaspiliopoulos O.** Markov chain Monte Carlo approach to parameter estimation in the FitzHugh-Nagumo model, *Physical Review E.,* 2012, vol. 86, no. 4, pp. 041114.
9. **Che Y., Geng L., Han C., Cui S., Wang J.** Parameter estimation of the FitzHugh-Nagumo model using noisy measurements for membrane potential, *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 2012, vol. 22, no. 2, pp. 023139.
10. **Lou X., Cai X., Cui B.** Parameter Estimation of a Class of Neural Systems with Limit Cycles, *Algorithms*, 2018, vol. 11, no. 11, p. 169.
11. **Wigren T.** Nonlinear identification of neuron models, *015 IEEE Conference on Control Applications (CCA),* 2015, pp. 1340—1346.
12. **Arnold A., Lloyd A. L.** An approach to periodic, time-varying parameter estimation using nonlinear filtering, *Inverse Problems*, 2018, vol. 34, no. 10, p. 105005.
13. **Dong X., Wang C.** Identification of the FitzHugh—Nagumo Model Dynamics via Deterministic Learning, *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 2015, vol. 25, no. 12, pp. 1550159.
14. **Fradkov A., Shepeljavyi A., Rybalko A.** Identification of the FitzHugh-Nagumo Neuron Model Based on the Speed-Gradient and Filtering, *Fourth International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces*, 2022, pp. 29—31.
15. **Andrievskii B. R., Stotskii A. A., Fradkov A. L.** Velocity-gradient algorithms in control and adaptation problems, *Automation And Remote Control,* 1988, vol. 49, no. 12, pp. 1533—1564.