

**Формирование нейрообратной связи на основе адаптивной модели
активности головного мозга**

И.В. Овод^{*}, А.Е. Осадчий^{*,**}, А.А. Пупышев^{*}, А.Л. Фрадков^{*,**}

^{*} Санкт-Петербургский Государственный Университет

^{**} Институт проблем машиноведения РАН

Предложен способ формирования управления (обратной связи) в парадигме нейрообратной связи (НОС), основанный на использовании векторной авторегрессионной (ВАР) модели, характеризующую пространственно-временную динамику электроэнцефалограммы. Такой подход позволит повысить эффективность процесса нормализации ЭЭГ пациентов при НОС терапии.

Ключевые слова: биологическая обратная связь, адаптивная нейрообратная связь, управление, векторная авторегрессионная модель

Forming neurofeedback signal based on adaptive model of brain activity

I.V. Ovod^{*}, A.E. Ossadtchi^{*,**}, A.A. Pupyshv^{*}, A.L. Fradkov^{*,**}

^{*} Saint-Petersburg State University

^{**} Institute of Problems in Mechanical Engineering

A method for forming the neurofeedback signal is suggested. The approach utilizes vector autoregressive (VAR) model to the capture spatial-temporal dynamics of EEG. The presented approach will allow for a more efficient neurofeedback training aiming towards normalization of subjects EEG during neurofeedback therapy.

Keywords: biofeedback, adaptive neurofeedback, control, vector autoregression model

Большинство людей могут воспринимать и контролировать на подсознательном уровне такие физиологические параметры своего

организма, как частоту сердечных сокращений, мышечную деятельность, активность головного мозга и т.д. Биологическая обратная связь (БОС) позволяет человеку учиться делать это осознанно, и может быть использована для коррекции патологических состояний.

Своим появлением БОС обязана открытию И.П. Павловым в начале прошлого века условных рефлексов [1]. В основе биологической обратной связи лежит метод оперантного обусловливания, использующий идею условных рефлексов и характеризующийся подкреплением того спонтанного поведения, которое признается желательным. Понятие “оперантного обусловливания” стало широко известным благодаря исследованиям Б.Ф. Скиннера [2,3]. В своих опытах он помещал лабораторную крысу в пустой ящик с педалью внутри. Исследуя ящик, животное неизбежно задевало педаль и получало порцию еды. После нескольких случайных нажатий у животного формировалась новая форма поведения. Проголодавшись, крыса целенаправленно шла к педали и, нажав на неё, получала желаемое [4].

С момента открытия оперантного обусловливания началась эпоха изучения пластичности мозга, т.е. изучения способности мозга изменяться под действием обучения. Во время эксперимента по БОС испытуемому предъявляется информация о состоянии и желаемом изменении тех или иных собственных физиологических параметров. Базовый принцип кибернетики - обратная связь (отображение информации о результатах деятельности), служит “зеркалом”, в котором можно увидеть иначе недоступные сознанию физиологические параметры. В зависимости от вида используемого параметра различают несколько видов биологической обратной связи. Например, в случае мышечной ОС, регистрируется миограмма и управляемым параметром является тонус конкретной мышцы. Существуют также парадигмы температурной и импедансной биологической обратной связи. Последняя использует в качестве сигнала обратной связи величину электрического сопротивления кожи. Одним из наиболее интересных видов

БОС является нейрообратная связь (НОС или ЭЭГ-БОС), позволяющая регулировать параметры электрической активности головного мозга.

НОС использует данные электроэнцефалографии (ЭЭГ), отражающие изменение потенциала электрического поля на поверхности головы (скальпе) испытуемого. Некоторые из текущих параметров ЭЭГ (или их комбинация) [7] предъявляются испытуемому в виде, например, визуального стимула (высоты столбика на экране, яркости экрана) с заданием изменять эти параметры в желательном направлении. В такой парадигме испытуемый, сосредотачиваясь на сигнале НОС, старается запомнить связь между параметром и своим состоянием. Параметры ЭЭГ и локализация электродов, образующие протокол НОС, выбираются в зависимости от задачи [5].

Задача формирования сигнала нейрообратной связи является весьма сложной, т.к. на данный момент не существует чётких правил предъявления стимула, которых надо придерживаться, чтобы помочь испытуемому наиболее эффективно (например, с точки зрения затраченного времени) справиться с задачей.

В большинстве случаев сигнал НОС формируется пропорционально отклонению параметров ЭЭГ испытуемого от нормативных значений. Измеренное отклонение транслируется в сигнал НОС на основе некоторых экспериментально полученных правил [6,7], работающих «в среднем» и для большинства испытуемых.

Целесообразным представляется разработка адаптивных методов расчёта сигнала ОС, подстраивающих параметры правил применительно к конкретному испытуемому. Правила для расчёта количественных параметров ЭЭГ, используемых далее для формирования сигнала НОС, зависят от большого числа параметров, таких как, например, длина временного окна обработки данных или величина задержки при предъявлении управляющего воздействия. Индивидуальный подбор значений этих параметров также может повысить эффективность НОС тренинга [7].

Одним из возможных путей решения перечисленных проблем является использование адаптивных математических моделей активности головного мозга и математического аппарата теории адаптивного управления [8, 9].

В основе большинства алгоритмов поиска оптимального управляющего воздействия лежит модель управляемого объекта и модель измеряемого сигнала. Необходимо выбрать правильный уровень детализации модели, учитывая, что для регистрации активности объекта управления используется неинвазивная ЭЭГ. Так как механизм адаптации головного мозга очень сильно отличается от алгоритмов, используемых техническими объектами [10], необходима разработка модели ЭЭГ сигнала и её изменения в процессе НОС в соответствии с феноменом оперантного обусловливания. Данная статья посвящена теоретическим аспектам предлагаемого подхода к формированию адаптивной нейророботной связи.

Структура работы

В пункте 1 приведена модель активности головного мозга с нейророботной связью, в разделе 2 сформулирована цель управления и предложен возможный способ формирования управления. В разделе 3 рассматривается способ оценки параметров модели. Возможный вариант моделирования процесса обучения описан в разделе 4, а в разделе 5 рассмотрены направления дальнейших исследований.

1 Модель измеряемого сигнала

Пусть электрическая активность мозга $x(\tau)$, где $\tau \in \mathbb{R}$ - время, регистрируется с частотой дискретизации f_s при помощи N_{ch} ЭЭГ электродов. Тогда её можно описать в терминах дискретной векторной авторегрессионной (ВАР) модели [11]:

$$x_t = \sum_{k=1}^p A_k x_{t-k} + \eta_t, \quad (1)$$

где p – целое число – порядок модели, $k = 1 \dots p$, вектор $x_t \in \mathbf{R}^{N_{ch}}$ описывает данные ЭЭГ в дискретные моменты времени τ_t , где $t = p, p + 1, \dots$, $x_t = x(\tau_t)$, $\tau_t = t \cdot \Delta t$, $\Delta t = f_s^{-1}$, (обычно $f_s = 250-500$ Гц и соответственно $\Delta t = 2 - 4$ мс), $\bar{A} = [A_1 \dots A_p]$ – коэффициенты модели, несущие в себе информацию о пространственно-временной структуре ЭЭГ, где A_k – матрицы размера $N_{ch} \times N_{ch}$, и \bar{A} соответственно матрица размера $N_{ch} \times (N_{ch} \cdot p)$, $\eta_t \in \mathbf{R}^{N_{ch}}$ – помехи, являющиеся белым шумом (центрированы, независимы).

В случае наличия в системе НОС (управления $u(\Theta)$), коэффициенты \bar{A} , характеризующие систему, будут изменяться. Мы предлагаем это изменение в терминах модели описывать следующим образом:

$$x_t = \sum_{k=1}^p A_k(u_T) x_{t-k} + \eta_t, \quad (2)$$

$$A_k(u_T) = A_k^0 + \left(\sum_{i=1}^r A_{k_i}^1 q_{k_i} \right) u_T, \quad (3)$$

где набор матричных коэффициентов $\bar{A}^0 = [A_1^0 \dots A_p^0]$, характеризует систему, в которой НОС отсутствует, $\bar{A}_k^1 = [A_{k_1}^1 \dots A_{k_r}^1]$ – направления в пространстве матриц, определяющие подпространство, содержащее 90% энергии изменчивости коэффициентов модели [12], где $A_k^0, A_{k_i}^1$ – матрицы размера $N_{ch} \times N_{ch}$, и \bar{A}^0, \bar{A}_k^1 соответственно матрицы размера $N_{ch} \times (N_{ch} \cdot p)$, $q_{k_i} \in \mathbf{R}$ – коэффициенты модели. Управляющее воздействие $u_T = u(\Theta_T) \in \mathbf{R}$, где $T = 0, 1, \dots$, $\Theta_T = T \cdot \Delta T$, $\Delta T = \lambda \Delta t$, где λ – коэффициент масштаба времени.

2 Цель управления

Зададим некоторое целевое подмножество Ch_g множества всех каналов ЭЭГ Ch_a , и целевое множество частот F_g . В случае НОС по альфа ритму – это частоты из диапазона альфа ритма, т.е. 8-12 Гц, в случае сенсорно-моторной НОС – это частоты из диапазона 12-16 Гц, (Ch_{goal} и $\{\omega_m\}_{m \in Fr_{goal}}$ – образуют протокол НОС). Пусть $\{P_l(\omega_m)\}_{l \in Ch_g}$ – спектральные плотности мощностей (СПМ) для интересующих каналов на частоте ω_m . В качестве цели управления выберем условие:

$$\begin{aligned} P_l(\omega_m) &= P_l^*(\omega_m), \\ l &\in Ch_g, m \in F_g, \end{aligned} \quad (4)$$

где P_l^* требуемые значения спектральных плотностей.

Оценка спектральной плотности мощности

Вычислим преобразование Фурье (ПФ) от обеих частей:

$$\hat{X}(\omega) = \sum_{k=1}^p A_k(u_T) E^k(\omega) \hat{X}(\omega) + \Sigma^2, \quad (5)$$

$$E^k(\omega) = \begin{bmatrix} e^{-i\omega k} & & \\ & \ddots & \\ & & e^{-i\omega k} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$\hat{X}(\omega) \in \mathbb{R}^{N_{ch}}$, $E^k(\omega)$ матрица над пространством $\mathbb{R}^{N_{ch} \times N_{ch}}$, $\Sigma^2 \in \mathbb{R}^{N_{ch}}$ – вектор-столбец ПФ белого шума.

Считая, что аддитивные помехи на разных каналах имеют одинаковую интенсивность, получаем:

$$\hat{X}(\omega) = \sum_{k=1}^p A_k(u_T) E^k(\omega) \hat{X}(\omega) + \sigma^2 \mathbf{I}, \quad (7)$$

где $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{N_{ch}}$ вектор-столбец из 1. Отсюда

$$\hat{X}(\omega) = (I - \sum_{k=1}^p A_k(u_T) E^k(\omega))^{-1} \sigma^2 I. \quad (8)$$

Тогда СПМ для i -го канала вычисляется следующим образом:

$$P_i(\omega, A_k(u_T)) = \frac{1}{2\pi} \hat{X}_i(\omega) \hat{X}_i^*(\omega), P_i(\omega) \in \mathbf{R}, \quad (9)$$

а интересующее множество СПМ:

$$P = \{P_i(\omega, A_k(u_T)), i \in Ch_{goal}\}. \quad (10)$$

Так как цель управления (4) может оказаться недостижимой, перейдём к оптимизационной формулировке цели. Для этого введём целевую функцию:

$$J = \sum_{i \in Ch_{goal}} \sum_{m \in Fr_{goal}} |P_i^*(\omega_m) - P_i(\omega_m, A_k(u_T))|^2, \quad (11)$$

обозначим:

$$J^* = \min_{u_T} J. \quad (12)$$

Таким образом, задача состоит в поиске управления u_T , обеспечивающего (12). Управляющее воздействие, подаваемое в момент времени T , формируется одним из стандартных методов численной минимизации целевой функции (11).

3 Параметры модели

Подпространство вариаций коэффициентов. Оценки направлений изменений коэффициентов модели $A_{k_i}^1$ можно получить следующим образом. Когда управление отсутствует, модель принимает следующий вид:

$$x_t = \sum_{k=1}^p A_k^0 x_{t-k} + \eta_t \quad (13)$$

и модель характеризуется набором матриц $\bar{A}^0 = [A_1^0 \dots A_p^0]$. Набору различных данных соответствует набор оценок $\{\bar{A}_k^0\}_1^N$. Составим матрицу изменений коэффициентов:

$$A_{pc} = [\bar{A}_1^{0,col} \dots \bar{A}_N^{0,col}], \quad (14)$$

где $\bar{A}_i^{0,col}$ развернутая в столбец матрица \bar{A}_i^0 . Из матрицы A_{pc} можно найти r главных направлений (методом главных компонент [12]) $C_{pc} = [\bar{C}_1^{col} \dots \bar{C}_r^{col}]$. Каждому столбцу \bar{C}_i^{col} соответствует набор матриц:

$$\bar{C}_i = [A_{1_i}^1 \dots A_{p_i}^1]. \quad (15)$$

Таким образом, для каждой матрицы A_k^0 модели получается r главных направлений, содержащих 90% энергии изменчивости коэффициентов:

$$\bar{A}_k^1 = [A_{k_1}^1 \dots A_{k_r}^1], \quad (16)$$

вдоль которых они изменяются.

Коэффициенты q_{k_i} В случае отсутствия управления модель характеризуется только параметрами $\bar{A}^0 = [A_1^0 \dots A_p^0]$, т.е. коэффициенты модели со временем T не изменяются. При подаче управления коэффициенты претерпевают изменения вдоль направлений $A_{k_i}^1$. Для оценки коэффициентов q_{k_i} из ЭЭГ испытуемого выбираются те участки данных, где структура ЭЭГ ближе к желаемой. На этих участках данных, можно оценить параметры модели:

$$\bar{B} = [B_1 \dots B_p]. \quad (17).$$

Пусть

$$\bar{\Delta} = [\Delta_1 \dots \Delta_p] = \bar{A}^0 - \bar{B} = [A_1^0 - B_1, \dots, A_p^0 - B_p] \quad (18)$$

Спроецировав $\bar{\Delta}_k$ на $\bar{A}_k^1 = [A_{k_1}^1 \dots A_{k_r}^1]$, найдём оценки коэффициентов q_{k_i} .

4 Моделирование обучения

Для исследования способности описанного метода адаптации повысить эффективность процедуры НОС необходимо исследовать его свойства при помощи моделирования. Наиболее сложным элементом в таком

моделировании является представление процесса обучения человека, вовлечённого в НОС эксперимент.

Испытуемый. Для формализации процесса обучения испытуемого введём две матрицы коэффициентов \bar{A}_0 и \bar{A}^* . Матрица \bar{A}_0 соответствует начальному (необученному) состоянию испытуемого, в то время как, матрица \bar{A}^* соответствует желаемому состоянию. На каждом шаге обучения $j = 1, 2, 3, \dots$ коэффициенты \bar{A}_j , характеризующие состояние испытуемого, меняются следующим образом:

$$\bar{A}_j = \bar{A}_0 + \nu_j (\bar{A}^* - \bar{A}_0), \quad (19)$$

где

$$\nu_j = \nu_{j-1} + \xi \cdot g(u^* - u_j), \quad (20)$$

где ξ случайная величина, принимающая как положительные, так и отрицательные значения, но имеющая положительное математическое ожидание, а g – функция, отражающая психофизиологические особенности испытуемого. Последовательность u_j обеспечивает немонотонное стремление $\bar{A}_j \xrightarrow{j \rightarrow \infty} \bar{A}^*$ (21)

Обучение. Перед началом обучения необходимо инициализировать модель ЭЭГ испытуемого, задавшись матрицами коэффициентов \bar{A}_0 , которые можно получить, например, из реальной ЭЭГ реального испытуемого, а значения коэффициентов \bar{A}^* – из желаемой структуры ЭЭГ. На j -м шаге обучения:

- Рассчитывается управляющее воздействие u_T ;
- На основе вычисленного управляющего воздействия модифицируются коэффициенты модели системы A_j ;
- При улучшении ЭЭГ испытуемого, в смысле приближения её к желаемой, коэффициенты q_{k_i} пересчитываются (раздел 3).

Важно отметить, что предлагаемая схема физиологична и не связана напрямую с моделью ЭЭГ, используемой при расчёте управляющего воздействия.

5 *Заключение*

В статье предложена методология построения системы адаптивной нейророботной связи и методика моделирования процесса обучения испытуемого в раках НОС эксперимента.

На основе построенных моделей мы планируем изучить эффективность расчета управляющего воздействия при представлении динамики ЭЭГ при помощи ВАР модели. Для этого, используя описанную модель обучения, мы сравним динамику адаптации тренируемых параметров ЭЭГ для случаев, когда управляющее воздействие рассчитывается по простому пропорциональному закону и при вычислении управляющего воздействия в соответствии с принципами, описанными выше.

Литература

- [1] Павлов И. П., Полное собрание трудов, т. 3, М. – Л., 1949.
- [2] Skinner, B.F., Science and human behavior, New York: Macmillan, 1953.
- [3] Paul L. Brown and Herbert M. Jenkins, Auto-shaping of the pigeon's key-peck, Journal of Experimental Analysis of Behavior, 1968 January, 11(1): 1–8.
- [4] Timberlake, W., Rats' responses to a moving object related to food or water: A behavior-systems analysis. Animal Learning & Behavior, 1983, 11(3): 309–320.
- [5] Kamiya J. Conscious control of brain waves. Psychology Today, 1968,1, 56–60.
- [6] Holten V. Bio and neurofeedback applications in stress regulation. Neuroscience & Cognition, track Behavioural Neuroscience, July 2009.
- [7] Кропотов Ю.Д. Количественная ЭЭГ, Донецк: изд-во «Заславский» 2010.
- [8] Мирошник И. В., Никифоров В.О., Фрадков А.Л., Нелинейное и адаптивное управление сложными динамическими системами, СПб. Наука, 2000.

- [9] Фомин В.Н., Фрадков А.Л., Якубович В.А., Адаптивное управление динамическими объектами. – М.: Наука, Физматлит, 1981. – 448 с.
- [10] Новиков Д.А., Закономерности итеративного научения, М.: Институт проблем управления РАН, 1998.
- [11] Franaszczuk P.J., Bergey G.K. An autoregressive method for the measurement of synchronization of interictal and ictal EEG signals, Biological Cybernetics, 1999; 81(1): 3–9.
- [12] Jolliffe, I.T. Principal Component Analysis, New York: Springer, 2002.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Овод Инга Викторовна, аспирант математико-механического фак-та СПбГУ. **E-mail: rigikginger@gmail.com**

Осадчий Алексей Евгеньевич, Ph.D., ст.преподаватель кафедры Высшей Нервной Деятельности и Психофизиологии Биолого-Почвенного фак-та СПбГУ, н.с. ИПМаш РАН, **E-mail: ossadtchi@gmail.com**

Пупышев Алексей Алексеевич, студент третьего курса Биолого-Почвенного фак-та СПбГУ, **E-mail: alex2-92@mail.ru**

Фрадков Александр Львович, д.т.н., проф., Зав. лабораторией "Управление сложными системами" Учреждения Российской академии наук Институт проблем машиноведения РАН (ИПМаш РАН), профессор кафедры теоретической кибернетики математико-механического фак-та СПбГУ.
E-mail: fradkov@mail.ru

Адрес для переписки: 199178, С.-Петербург, Большой пр.В.О.,д.61, Фрадкову А.Л.