

УДК 004.942

**А. А. Фомин**, канд. техн. наук  
**М. М. Масри**, аспирант  
**В. Д. Павленко**, д-р техн. наук  
**А. Н. Фёдорова**, магистрант

## МЕТОД И ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ПОСТРОЕНИЯ НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ДИНАМИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ГЛАЗО-ДВИГАТЕЛЬНОГО АППАРАТА

**Аннотация.** Предложен новый метод построения непараметрической динамической модели глазо-двигательного аппарата человека с учётом его инерционных и нелинейных свойств на основе данных эксперимента «вход–выход». Получила дальнейшее развитие технология отслеживания поведения зрачка при помощи видеорегистрации, что позволило определять динамические характеристики глаза по данным наблюдений «вход-выход». На основе экспериментальных данных с применением эффективных вычислительных алгоритмов и программных средств обработки данных получена непараметрическая динамическая модель системы движения глаза человека.

**Ключевые слова:** глазо-двигательный аппарат, моделирование, непараметрические динамические модели, ядра Вольтерра, многомерные переходные характеристики, информационная технология отслеживания положения зрачка.

**O. Fomin**, PhD  
**M. Masri**, postgraduate  
**V. Pavlenko**, DSc  
**A. Fedorova**, undergraduate

## METHOD AND INFORMATION TECHNOLOGY OF THE OCULO-MOTOR APPARATUS NONPARAMETRIC DYNAMIC MODEL BUILDING

**Abstract.** A new method for building of the human oculo-motor apparatus non-parametric dynamic model on the basis of experimental data "input-output" is offered. The method takes into account inertial and non-linear properties of human eye muscles. The technology of eye-tracking on base of a video recording is developed. It allow to determine the dynamic characteristics of the human eye using the "input-output" observations. On the base of experimental data applying efficient computational algorithms and software for processing data a non-parametric dynamic model of the human eye movements system is received.

**Keywords:** oculo-motor apparatus, modeling, non-parametric dynamic models, Volterra kernels, multidimensional transient characteristics, eye-tracking technology.

**О. О. Фомін**, канд. техн. наук  
**М. М. Масрі**, аспірант  
**В. Д. Павленко**, д-р техн. наук  
**А. М. Федорова**, магістрант

## МЕТОД ТА ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПОБУДОВИ НЕПАРАМЕТРИЧНОЇ ДИНАМІЧНОЇ МОДЕЛІ ОКО-РУХОВОГО АПАРАТУ

**Анотація.** Запропоновано новий метод побудови непараметричної динамічної моделі око-рухового апарату людини з урахуванням його інерційних і нелінійних властивостей на основі даних експерименту «вхід-вихід». Отримала подальший розвиток технологія відстеження поведінки зіниці за допомогою відеореєстрації, що дозволило визначити динамічні характеристики ока за даними спостережень «вхід-вихід». На основі експериментальних даних із застосуванням ефективних обчислювальних алгоритмів і програмних засобів обробки даних отримана непараметрична динамічна модель системи руху ока людини.

**Ключові слова:** око-руховий апарат, моделювання, непараметричні динамічні моделі, ядра Вольтерра, багатомірні перехідні характеристики, інформаційна технологія відстеження положення зіниці.

**Введение.** Технологии управления на основе отслеживания траектории движения глаза (eye-tracking) начинают получать всё большее распространение. Традиционные сферы внедрения таких решений – это медицинская (офтальмологическая) диагностика и коррекция зрения, построение интерфейсов в информационных системах, управление

сложными техническими объектами, процесс физической тренировки в спорте и т.д. [1,2]. Повышенный интерес к подобным инновационным технологиям испытывает сегодня и коммерческий сектор.

Однако, большинство систем на основе технологии eye-tracking, для успешного функционирования требуют новых методов математического описания глазодвигательного аппарата (ГДА) человека и специального оборудования для экспериментальных исследований.

Для успешного решения задач управления, контроля и диагностики в технических и медицинских приложениях необходимо располагать эффективными методами идентификации ГДА человека. Не имея адекватной математической модели ГДА, учитывающей индивидуальные свойства человека, невозможно создавать современные приложения с расширенным набором персонализированных возможностей, например, медицинские и спортивные тренажёры, авторизированный доступ к данным, тестирование человеко-машинных систем и пр.

**Целью работы** является разработка метода построения непараметрической динамической модели глазодвигательного аппарата с учётом его инерционных и нелинейных свойств на основе данных экспериментальных исследований «вход–выход», а также инструментальных вычислительных и программных средств информационной технологии обработки данных эксперимента.

**1. ГДА, как объект идентификации.** В работе рассматривается традиционный подход отслеживания углов поворота зрачка глаза (по горизонтали и вертикали) с помощью видео регистрации. Это предполагает использование видеокамеры для получения изображений зрачка в динамике через равные промежутки времени, которая бы чётко фиксировала положение зрачка глаза при его движении.

Путём цифровой обработки и анализа последовательности кадров статических изображений и распознавания положения зрачка восстанавливаются координаты положения зрачка на плоскости, а именно, значения горизонтального и вертикального углов пово-

рота глаза относительно начального положения.

Значительным недостатком существующих аппаратных средств, реализующих эту технологию является принципиальная невозможность измерения динамических и нелинейных характеристик ГДА, без знания которых невозможно построение эффективной системы управления.

Для устранения такого недостатка традиционная структура системы отслеживания поведения зрачка при помощи видео регистрации в данной работе получила дальнейшее развитие, что позволило выполнять не только статические измерения положения зрачка глаза, но и определять динамические характеристики зрительного аппарата человека по экспериментальным данным наблюдений «вход-выход» (задача идентификации) [3, 4, 5].

Эффективность использования современных методов идентификации, в значительной степени зависит от адекватности применяемых математических моделей реальным объектам контроля (ОК).

**2. Непараметрические динамические модели на основе рядов Вольтерра.** Основой для создания математической (информационной) модели исследуемого объекта служат результаты измерений его входных и выходных переменных, и решение задачи идентификации связано с получением экспериментальных данных и их обработкой с учетом шумов измерений.

Для описания объектов неизвестной структуры целесообразно использовать наиболее универсальные нелинейные непараметрические динамические модели – модели Вольтерра [6, 7]. При этом нелинейные и динамические свойства исследуемого объекта однозначно описываются последовательностью инвариантных относительно вида входного сигнала многомерных весовых функций – ядер Вольтерра (ЯВ).

Для непрерывной нелинейной динамической системы (НДС) связь между входным  $x(t)$  и выходным  $y(t)$  сигналами при нулевых начальных условиях может быть представлена рядом Вольтерра

$$\begin{aligned}
 y(t) &= \sum_{n=1}^{\infty} y_n(t) = \int_0^t w_1(\tau)x(t-\tau)d\tau + \\
 &+ \iint_{00}^t w_2(\tau_1, \tau_2)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)d\tau_1 d\tau_2 + \quad (1) \\
 &+ \iiint_{000}^t w_3(\tau_1, \tau_2, \tau_3)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)x(t-\tau_3) \times \\
 &\quad \times d\tau_1 d\tau_2 d\tau_3 + \dots,
 \end{aligned}$$

где  $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$  – ЯВ  $n$ -го порядка, функция симметричная относительно вещественных переменных  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$ ;  $y_n(t)$  –  $n$ -ая парциальная составляющая отклика НДС ( $n$ -мерный интеграл свертки);  $t$  – текущее время.

Для описания НДС со многими входами и многими выходами используется многомерный ряд Вольтерра, который имеет вид:

$$\begin{aligned}
 y_j(t) &= \sum_{i_1=1}^v \int_0^t w_{i_1}^j(\tau)x_{i_1}(t-\tau)d\tau + \\
 &+ \sum_{i_1=1}^v \sum_{i_2=1}^v \iint_{00}^t w_{i_1 i_2}^j(\tau_1, \tau_2)x_{i_1}(t-\tau_1)x_{i_2}(t-\tau_2)d\tau_1 d\tau_2 + \quad (2) \\
 &+ \sum_{i_1=1}^v \sum_{i_2=1}^v \sum_{i_3=1}^v \iiint_{000}^t w_{i_1 i_2 i_3}^j(\tau_1, \tau_2, \tau_3)x_{i_1}(t-\tau_1)x_{i_2}(t-\tau_2) \times \\
 &\quad \times x_{i_3}(t-\tau_3)d\tau_1 d\tau_2 d\tau_3 + K,
 \end{aligned}$$

где  $y_j(t)$  – отклик ОК на  $j$ -ом выходе в текущий момент времени  $t$  при нулевых начальных условиях;  $x_1(t), \dots, x_v(t)$  – входные сигналы;  $w_{i_1 i_2 \dots i_n}^j(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$  – ЯВ  $n$ -го порядка по  $i_1, i_2, \dots, i_n$  входам и  $j$ -му выходу, функции симметричные относительно вещественных переменных  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$ ;  $v, \mu$  – количество входов и выходов ОК, соответственно.

В контексте поставленной выше задачи – идентификации ГДА – необходимо использовать модель (2) для математического описания исследуемого объекта [8]: две пары прямых мышц (входы объекта) обеспечивают движения глаза вверх-вниз, вправо-влево, а также различные их комбинации (рис. 1); измеряются отклики – координаты  $u(t)$  и  $v(t)$  текущего положения зрачка глаза относительно начального положения  $u_0$  и  $v_0$  (выходы объекта). При этом в модели (2) принимается  $v=2$  и  $\mu=2$ .

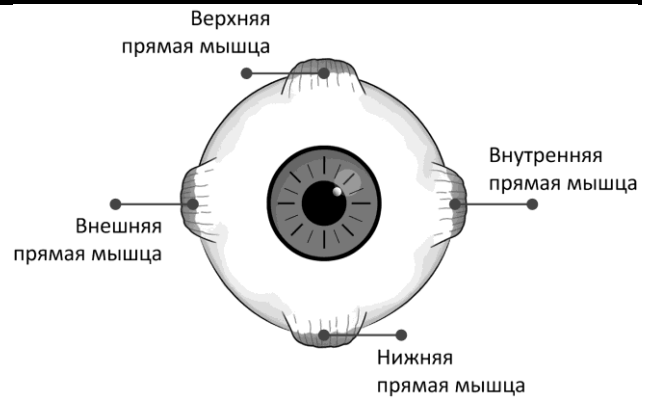


Рис. 1 – Прямые мышцы глаза

В работе для упрощения эксперимента и обработки данных задача идентификации решается для случая движения зрачка по горизонтали ( $v=1$  и  $\mu=1$ ), т.е. на основе модели (1).

Задача идентификации (построения модели) в виде ЯВ заключается в определении ЯВ на основе экспериментальных данных «вход–выход» НДС. Построение модели состоит в выборе тестовых воздействий  $x(t)$  и разработке алгоритма, который позволяет по измеренным реакциям  $y(t)$  выделять парциальные составляющие  $y_n(t)$  и определять на основе их ЯВ  $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ ,  $n=1, 2, \dots$

**3. Вычислительный метод идентификации многомерных переходных характеристик.** С учетом специфики исследуемого объекта для идентификации используются тестовые многоступенчатые сигналы [9]. Если тестовый сигнал  $x(t)$  представляет собой единичную функцию (функцию Хевисайда) –  $\theta(t)$ , то результатом идентификации является переходная функция первого порядка  $h_1(t)$  и диагональные сечения  $n$ -го порядка  $h_n(t, \dots, t)$ .

Для определения поддиагональных сечений переходных функций  $n$ -го порядка ( $n \geq 2$ ) НДС испытывается с помощью  $n$  тестовых ступенчатых сигналов с заданными амплитудой и различными интервалами между сигналами. При соответствующей обработке откликов получим поддиагональные сечения  $n$ -мерных переходных функций характеристик  $h_n(t-\tau_1, \dots, t-\tau_n)$ , которые представляют собой  $n$ -мерные интегралы от ЯВ  $n$ -го порядка  $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ :

$$h_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n) = \int_0^\infty \int_0^\infty w_n(t - \tau_1 - \lambda_1, \dots, t - \tau_n - \lambda_n) d\lambda_1 \dots d\lambda_n \quad (3)$$

Метод определения сечений  $n$ -мерных переходных функций основывается на утверждении, доказательство которого аналогично приведенному в [10].

*Утверждение.* Пусть тестовые воздействия представляют собой сумму  $k$  ( $k=1, 2, \dots, n$ ) ступенчатых сигналов  $x_i(t) = a\theta(t - \tau_i)$  ( $i=1, 2, \dots, k$ ), со сдвигом по времени  $t$  на  $\tau_1, \dots, \tau_k$ , тогда, для НДС с одним входом и одним выходом, оценка сечения переходной характеристики  $n$ -го порядка:

$$\hat{h}_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n) = \frac{(-1)^n}{n! a^n} \sum_{\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_n}=0}^{\sum \delta_{\tau_i}} y(t, \delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_n}) \quad (4)$$

где  $y_n(t, \delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_n})$  – отклик НДС, измеренный в момент времени  $t$ , при действии на ее входе многоступенчатого сигнала с амплитудой  $a$ , причём если  $\delta_{\tau_i} = 1$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ), то тестовое воздействие содержит ступенчатый сигнал со сдвигом на  $\tau_i$ , в противном случае, при  $\delta_{\tau_i} = 0$  – его не содержит.

Например, для определения переходной характеристики второго порядка сначала НДС испытывается ступенчатыми сигналами со сдвигами по времени на  $\tau_1$  и  $\tau_2$

$$x_1(t) = a\theta(t - \tau_1) \text{ и } x_2(t) = a\theta(t - \tau_2), \quad (5)$$

измеряются соответствующие отклики  $y(t, 1, 0)$  и  $y(t, 0, 1)$ . Затем, подают на вход НДС двухступенчатый сигнал

$$x(t) = a\theta(t - \tau_1) + a\theta(t - \tau_2), \quad (6)$$

и из полученного отклика  $y(t, 1, 1)$  вычитаются отклики на одиночные ступенчатые сигналы

$$y(t, 1, 1) - y(t, 1, 0) - y(t, 0, 1) = 2\hat{h}_2(t - \tau_1, t - \tau_2). \quad (7)$$

Из (7), после нормировки, следует

$$\hat{h}_2(t - \tau_1, t - \tau_2) = \frac{1}{2} [y(t, 1, 1) - y(t, 1, 0) - y(t, 0, 1)] \quad (8)$$

При фиксированных значениях  $\tau_1$  и  $\tau_2$  оценка переходной характеристики второго порядка  $\hat{h}_2(t - \tau_1, t - \tau_2)$  представляет собой

функцию от переменной  $t$  – сечение поверхности  $\hat{h}_2(t_1, t_2)$  плоскостью, проходящей под углом в  $45^\circ$  к осям  $t_1$  и  $t_2$  и сдвинутой по оси  $t_1$  на величину  $\tau_0 = \tau_1 - \tau_2$ . Изменяя величину  $\tau_0$ , получаем различные сечения  $\hat{h}_2(t, t - \tau_0)$ , по которым можно восстановить всю поверхность  $\hat{h}_2(t_1, t_2)$ . При  $\tau_1 = \tau_2 = 0$ , получаем диагональное сечение  $\hat{h}_2(t, t)$ .

**4. Информационная технология получения экспериментальных данных для идентификации ГДА.** Структурная схема системы, реализующей предлагаемую технологию, представлена на рис. 2. Система включает:

1. Управляющий модуль, состоящий из блоков: генератора тестовых сигналов (ГТС), устройства управления (УУ).

2. Регистрирующий модуль, состоящий из блоков: интеллектуальной обработки данных (ИОД), отображения результатов эксперимента (Дисплей), базы данных для хранения результатов эксперимента (БД).

Эксперимент, реализуемый при помощи предложенной системы отслеживания поведения зрачка на основе видеорегистрации проводится в такой последовательности.

1. Голова наблюдаемой персоны располагается перед регистрирующим устройством (видеокамерой) на известном расстоянии.

2. В определенные промежутки времени на Дисплее появляется графический тестовый сигнал в виде яркой точки (светового пятна). В то же время включается видеокамера для записи движения глаза от начального положения до положения, определяемого световым пятном (тестовым сигналом).

3. После прохождения серии из 2-3 тестовых сигналов эксперимент завершается. Файл с видео записью перемещения зрачка сохраняется в памяти системы.

4. После завершения эксперимента запускается приложение, реализующее интеллектуальный алгоритм обнаружения объекта (зрачка) в отснятом видеоряде. Строится график зависимости изменения положения зрачка от входного воздействия в виде тестового сигнала с Дисплея (эксперимент «вход-выход» [11-14]).

5. Полученные данные сохраняются в базе данных и выводятся на Дисплей.

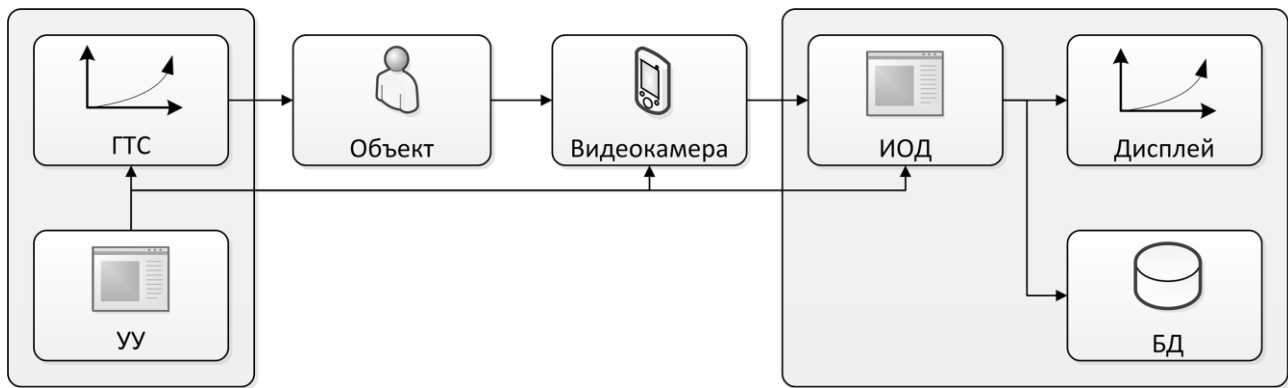


Рис. 2 – Структурная схема системы отслеживания движения зрачка.

**5. Результаты идентификации – переходные характеристики ГДА.** Апробация технологии отслеживания поведения зрачка на основе видео регистрации проводится на задаче анализа работы глазодвигательного аппарата вдоль горизонтальной оси.

При этом входной (тестовый) сигнал – расстояние от основания перпендикуляра, опущенного из центра зрачка глаза до плоскости, в которой формируется возмущение – источник света, до точки источника (светового пятна) в горизонтальной плоскости. Измеряемым откликом (выходной сигнал) является функция текущего отклонения зрачка в кадре изображения видеорегистратора от начальной точки, зависящая от времени.

Для определения диагонального сечения переходной характеристики второго порядка сперва объект испытывается ступенчатым сигналом с амплитудой  $a$  (расстояние по горизонтали до светового пятна от начальной точки, определяемой исходным положением зрачка)

$$x_1(t) = a\theta(t), \quad (9)$$

и измеряется соответствующий отклик  $y_1(t)$ . Затем, при нулевых начальных условиях подают на вход объекта сигнал с удвоенной амплитудой  $a$

$$x_2(t) = 2a\theta(t), \quad (10)$$

и из полученного при этом отклика  $y_2(t)$  вычитается удвоенный отклик  $y_1(t)$ . После нормировки полученной разности, получим

$$h_2(t,t) \cong \frac{y_2(t) - 2y_1(t)}{2a^2}. \quad (11)$$

Для определения переходной характеристики первого порядка, получаем выражение

$$h_1(t) \cong \frac{y_1(t)}{a}, \quad (12)$$

Измеренные отклики глаза  $y_1(t)$  и  $y_2(t)$  на входные тестовые сигналы  $a\theta(t)$  и  $2a\theta(t)$  представлены на рис. 3, соответственно.

Полученные графики переходных характеристик ГДА первого  $h_1(t)$  и второго порядков  $h_2(t,t)$  представлены на рис. 4 и 5, соответственно.

Сравнение отклика построенной модели

$$\hat{y}(t) = a\hat{h}_1(t) + 2a^2\hat{h}_2(t,t) \quad (13)$$

с экспериментальными данными – откликом объекта идентификации  $y(t)$  – представлено на рис. 6. Приведенные графики практически совпадают (среднеквадратическое отклонения  $\sigma=0,31$ ) что подтверждает эффективность вычислительного алгоритма идентификации и адекватность построенной модели на основе данных эксперимента «вход-выход».

**6. Инструментальные программные средства идентификации.** Разработано программное обеспечение для построения непараметрических динамических моделей исследуемых объектов, реализующее вычислительный метод определения многомерных переходных характеристик на основе данных экспериментов «вход-выход» с использованием тестовых многоступенчатых сигналов [9].

В системе Matlab создан комплекс программ идентификации нелинейных динамических систем на основе моделей Вольтерра во временной области – «Tools of Identification Nonlinear Dynamic Objects» (TINDO). Для управления процессами моделирования и идентификации в среде MATLAB разработан GUI. Структурная схема комплекса программ TINDO представлена на рис. 7.

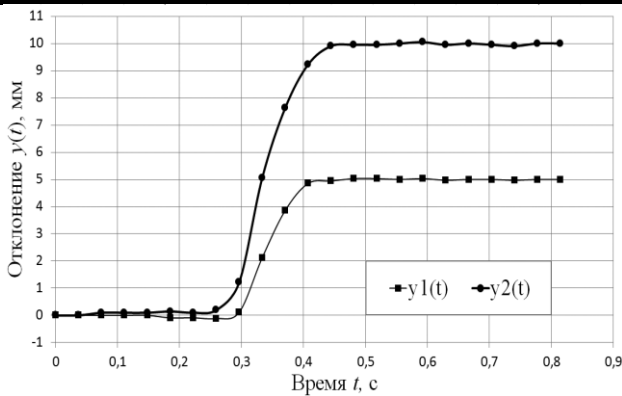


Рис. 3 – Отклики объекта  $y_1(t)$ ,  $y_2(t)$ .

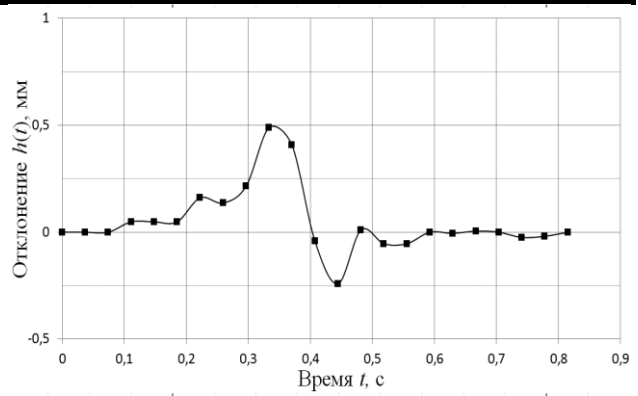


Рис. 5 – Переходная характеристика  $h_2(t, t)$ .

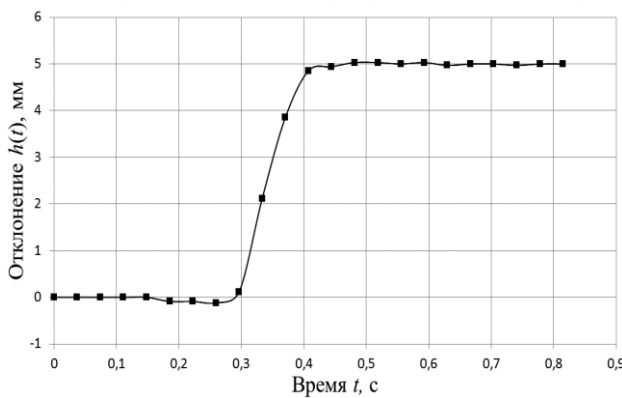


Рис. 4 – Переходная характеристика  $h_1(t)$ .

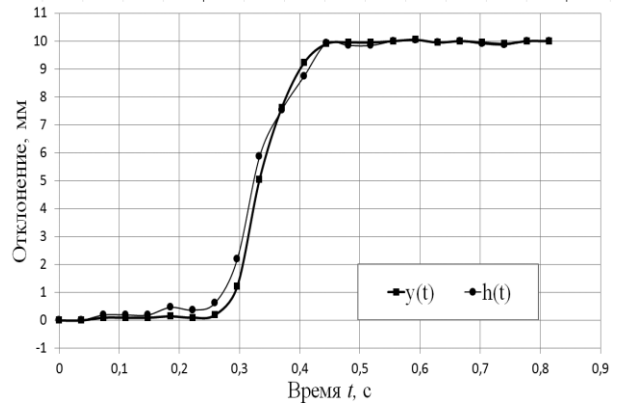


Рис. 6 – Сравнение откликов объекта идентификации  $y(t)$  и модели  $\hat{y}(t)$ .

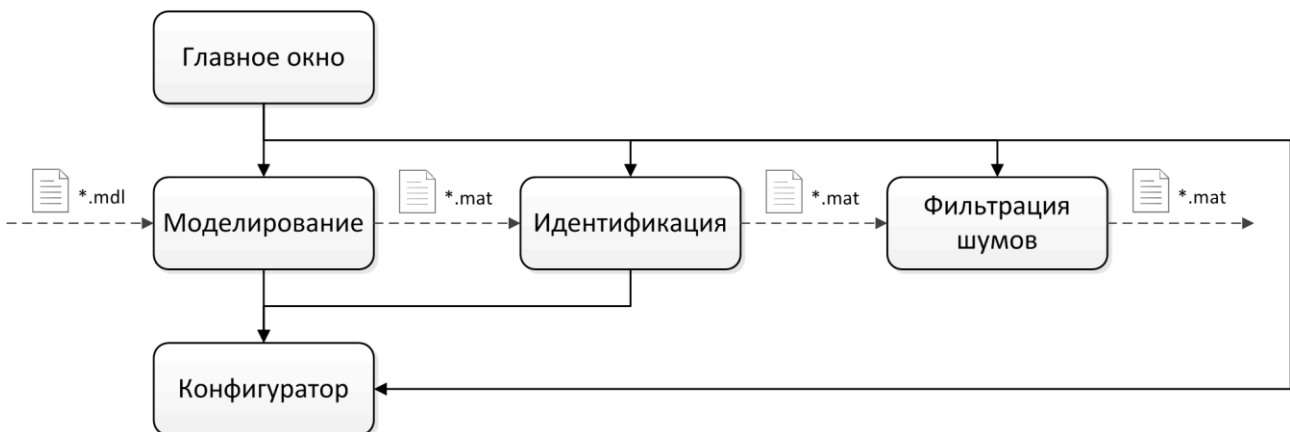


Рис. 7 – Структурная схема комплекса программ идентификации TINDO.

Интерфейс состоит из отдельных независимых модулей: модуля моделирования – Modeling; модуля идентификации – Identification; модуля управления параметрами процессов идентификации и моделирования – Configurator; модуля сглаживания шумов Denoise.

**Выводы.** Предложен метод построения непараметрической динамической модели ГДА человека с учётом его инерционных и

нелинейных свойств на основе данных экспериментов «вход–выход».

Получила дальнейшее развитие технология отслеживания поведения зрачка при помощи видеорегистрации, что позволило определять динамические характеристики глаза по данным наблюдений «вход–выход».

Предложенная технология отслеживания поведения зрачка не нуждается в специальном оборудовании и лабораторных условиях

проведения эксперимента и доступна для широкого применения.

Важной особенностью технологии является нетребовательность к аппаратному обеспечению, что открывает возможность её использования в приложениях современных мобильных устройств.

На основе экспериментальных данных с применением эффективных вычислительных алгоритмов и программных средств обработки данных получена непараметрическая динамическая модель ГДА человека в виде переходной и двумерной переходной характеристик.

#### Список использованной литературы

1. Kepler J. Biomechanical Modelling of the Human Eye / Johannes Kepler Universität Linz // Netzwerk für Forschung, Lehre und Praxis, Linz, März 2004.

2. Guestrin E. D., Eizenman M. General Theory of Remote Gaze Estimation Using the Pupil Center and Corneal Reflections // IEEE Transactions on biomedical engineering. V. 53. № 6. June 2006.

3. Westwick D.T. Methods for the Identification of Multiple-Input Nonlinear Systems, Departments of Electrical Engineering and Biomedical Engineering, McGill University, Montreal, Quebec, Canada, 1995.

4. Doyle F.J., Pearson R.K., Ogunnaike B.A. Identification and Control Using Volterra Models. Published Springer Technology & Industrial Arts, p. 314, 2001.

5. Данилов Л.В., Матханов П.Н., Филипов Е.С. Теория нелинейных электрических цепей. Энергоатомиздат, Ленинград, 256 с., 1990.

6. Giannakis G.B., Serpedin E. “A bibliography on nonlinear system identification and its applications in signal processing, communications and biomedical engineering”. Signal Processing – EURASIP, Elsevier Science B.V., 81(3), 2001, pp. 533–580.

7. Boyd S., Jang Y.S., Chua L.O. “Measuring Volterra Kernels”. IEEE Trans. on Circuits and Systems,” Vol. CAS-30, No.8, 1983, pp. 571–578.

8. Павленко В.Д., Павленко С.В. Методы детерминированной идентификации

нелинейных систем в виде моделей Вольтерра // XII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2014. Москва, 16-19 июня 2014: Труды. [Электронный ресурс]. – М.: Ин-т проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, 2014. – С.2830-2841.

9. Масри М.М. Построение аппроксимационной модели Вольтерра нелинейной системы с помощью многоступенчатых тестовых сигналов // Математичне та комп'ютерне моделювання Серія: Технічні науки: зб. наук. праць [Інститут кібернетики ім. В.М. Глушкова НАН України, Кам'янець-Подільський національний університет ім. Івана Огієнка]. – Кам'янець-Подільський: Кам'янець-Подільський національний університет ім. Івана Огієнка, 2014. – Вип. 11. – С. 107-116.

10. Павленко В.Д. Компенсационный метод идентификации нелинейных динамических систем в виде ядер Вольтерра // Труды Одесск. политехн. ун-та. – Одесса, 2009. – Вып. 2 (32). – С. 121–129.

11. Pavlenko V. & Fomin, A., Methods For Black-Box Diagnostics Using Volterra Kernels. Proc. of the 2<sup>nd</sup> Int. Conf. on Inductive Modelling (ICIM'2008), Kyiv, Ukraine, Sept. 15-19, pp.104-107, 2008.

12. Pavlenko V. & Fomin A. Method for Modeling and Fault Simulation using Volterra kernels. Proc. 6th IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'08), Lviv, Ukraine, October 9–12, 2008. – P. 204-207.

13. Павленко В.Д., Фомин А.А. Информационная технология модельной диагностики нелинейных объектов // Информатика и математические методы в моделировании.–2011.–№ 1, том 1.– С. 57–65.

14. Pavlenko V., Fomin A. Methods For Black-Box Diagnostics Using Volterra Kernels // ICIM 2008: Proceedings 2nd International Conference on Inductive Modelling, September 15–19, 2008, Kyiv, Ukraine, pp.104–107. – ISBN 978–966–02–4889–2.

#### References

1. Kepler J. Biomechanical Modelling of the Human Eye / Johannes Kepler Universität

Linz // *Netzwerkfür Forschung, Lehre und Praxis*, Linz, März 2004.

2. Guestrin E. D., Eizenman M. General Theory of Remote Gaze Estimation Using the Pupil Center and Corneal Reflections // *IEEE Transactions on biomedical engineering*. V. 53. № 6. June 2006.

3. Westwick D.T. Methods for the Identification of Multiple-Input Nonlinear Systems, Departments of Electrical Engineering and Biomedical Engineering, McGill University, Montreal, Quebec, Canada, 1995.

4. Doyle F.J, Pearson R.K., Ogunnaikie B.A. Identification and Control Using Volterra Models. Published Springer Technology & Industrial Arts, p. 314, 2001.

5. Danilov L.V., Mathanov P.N., Philipov E.S. The theory of nonlinear electrical circuits. Published Energoatomizdat, Leningrad, p. 256, 1990 [in Russian].

6. Giannakis G.B., Serpedin E. “A bibliography on nonlinear system identification and its applications in signal processing, communications and biomedical engineering”. *Signal Processing – EURASIP*, Elsevier Science B.V., 81(3), 2001, pp. 533–580.

7. Boyd S., Jang Y.S., Chua L.O. “Measuring Volterra Kernels”. *IEEE Trans. on Circuits and Systems*,” Vol. CAS-30, No.8, 1983, pp.571–578.

8. Pavlenko V., Pavlenko S. Methods of determinate identification of nonlinear systems as Volterra models // XII Russian meeting on problems of control VSPU-2014. Moscow, 16-19 June 2014: Proc.. [Electronic resource]. – Moscow.: Institute of Control Problems of V.A. Trapeznikov RAS, 2014. – pp. 2830-2841.

9. Masri M.M. Building of approximation Volterra model for nonlinear system using multi-stage test signals // *Mathematical and computer modeling Series: Technical sciences: proc. of Institute of Cybernetics of V.M. Glushkov NAS Ukraine, Kamenetz-Podolsk National University of I. Ogienko*. – Kamenetz-Podolsk: Kamenetz-Podolsk National University of I. Ogienko, 2014. – Series. 11. – pp. 107-116. [in Russian]

10. Pavlenko V. Compensatory method of Identification of Nonlinear Dynamic Systems as Volterra kernels // *Proceedings of the Odessa*

*polytechnical University Press*. – Odessa, 2009. – Series. 2 (32). – pp. 121–129.

11. Pavlenko V. & Fomin, A., Methods For Black-Box Diagnostics Using Volterra Kernels. Proc. of the 2<sup>nd</sup> Int. Conf. on Inductive Modelling (ICIM’2008), Kyiv, Ukraine, Sept. 15-19, pp.104-107, 2008.

12. Pavlenko V. & Fomin A. Method for Modeling and Fault Simulation using Volterra kernels. Proc. 6th IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS’08), Lviv, Ukraine, October 9–12, 2008. – P. 204-207.

13. Pavlenko V., Fomin A. Informational technology of model diagnostics for non-linear objects // *Informatics and mathematical methods in modeling*.– 2011.– № 1, value 1. – P. 57 – 65.

14. Pavlenko V., Fomin A. Methods For Black-Box Diagnostics Using Volterra Kernels // *ICIM 2008: Proceedings 2nd International Conference on Inductive Modelling*, September 15–19, 2008, Kyiv, Ukraine, pp.104–107. – ISBN 978–966–02–4889–2.



Фомин Александр Алексеевич, к.т.н., доцент кафедры компьютеризированных систем управления Одесского нац. политехн. ун-та, e-mail:aleksandr.fomin@gmail.com тел.: (048) 705–83–79.



Моханад Масри, магистр, аспирант кафедры компьютеризированных систем управления Одесского нац. политехн.ун-та, e-mail:mohannad\_massri@live.com.



Павленко Виталий Данилович, д-р техн. наук, проф. кафедры компьютеризированных систем управления Одесского нац. политехн. ун-та, e-mail:pavlenko\_vitalij@mail.ru, тел.: (048) 705–83–79.



Фёдорова Анна Николаевна, магистрант кафедры компьютеризированных систем управления Одесского нац. политехн. ун-та, e-mail:camomile763@gmail.com.