В модуле **ПРАВИЛА** содержатся условия, по которым происходит отбор приемлемых результатов. К таким условиям относятся булевы функции, точные значения, а также интервалы соответствия. В результате формируется множество бинарных записей, соединенных операцией "**AND**".

Единица соответствует тому, что запись $b \in K$ удовлетворяет заданным условиям, ноль — в противном случае.

Далее определяется вес каждой бинарной записи. Вес i-й записи вычисляется путём сложения весов каждого атрибута этой записи.

Запись с максимальным весом и является оптимальным результатом.

В заключение можно отметить, что предложенная в настоящей работе система экспертного моделирования позволяет вырабатывать решения и практические рекомендации для задач параметрического оценивания.

Поступила в редколлегию 12.04.98

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Панасенко А.А.

Аксак Наталия Георгиевна, канд. техн. наук, старший научный сотрудник кафедры ЭВМ ХТУРЭ. Научные интересы: системы и процессы управления. Хобби: плавание. Адрес: 310726, Украина, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-93-54, 21-29-76.

Агаджанов Семен Грантович, аспирант кафедры ЭВМ ХТУРЭ. Научные интересы: создание систем экспертного моделирования алгоритмов параметрической идентификации. Хобби: программирование. Адрес: 310726, Украина, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-93-54.

УДК 681.517.8

ОБ ОДНОМ АЛГОРИТМЕ ТЕХНИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ НА ОСНОВЕ МНОЖЕСТВЕННОГО ИДЕНТИФИКАЦИОННОГО ПОДХОДА

АРЧАКОВА А.В., БОДЯНСКИЙ Е.В., СУХАРЕВ С.А.

Предложен алгоритм технической диагностики объекта управления, описываемого уравнением типа псевдолинейной регрессии, основанный на идеях рекуррентной идентификации при ограниченном шуме, методе эллипсоидов и анализе контрольных уровней (limit checking). Вычислительная простота и некритичность к статистическим характеристикам возмущений обеспечивают достаточную эффективность данного подхода.

Основной задачей технической диагностики является распознавание состояния технической системы (объекта управления) в условиях дефицита априорной и текущей информации [1, 2].

В задачах текущей (ранней) диагностики широкое распространение получил идентификационный подход к обнаружению разладок (model-based approach to fault detection) [2], в основе которого лежат процедуры рекуррентной идентификации и контроля над изменениями параметров настраиваемой диагностирующей модели. В подавляющем большинстве случаев это рекуррентные алгоритмы точечного оценивания [3], структура и параметры которых достаточно жестко определяются статистическими предположениями о характеристиках возмущений, действующих на объект контроля. Предположение о статистическом характере возмущений на практике приводит к тому, что диагностирующая система зачастую не в состоянии распознать, что же вызвало недопустимую вариацию параметров настраиваемой модели: возникшая разладка в объекте или случайный выброс в данных.

Последнее десятилетие характеризуется всплеском исследований в области рекуррентной идентификации, в которых практически не используется никаких предположений о характере возмущений (более того, возмущения могут иметь регулярный детерминированный характер), кроме их принадлежности некоторому ограниченному интервалу [4-12]. Поскольку единая терминология в этой области еще окончательно не сложилась, в данной статье будет использован термин "множественный подход к оцениванию параметров" (set-membership approach to parameter estimation), как наиболее полно описывающий его суть.

Итак, пусть

$$y_t = \theta^T x_t + w_t, \qquad (1)$$

где y_t, $w_t \in R$ — выходной сигнал и возмущение, действующее на входе объекта в t-й текущий дискретный момент времени; $t = 1,2,\dots$; x_t, $\theta \in R^n$ — векторы обобщенных входов и неизвестных параметров объекта соответственно.

Относительно возмущений предполагается лишь

$$|w_t| \le r_t, \qquad (2)$$

где ограничения r_t известны для каждого текущего момента времени.

Переписав (1) и (2) в виде

$$y_t - r_t \le \theta^T x_t \le y_t + r_t, \qquad (3)$$

или, что то же самое,

$$\left(y_t - \theta^T x_t\right)^2 \le r_t^2, \qquad (4)$$

можно заметить, что эти неравенства задают пару гиперплоскостей в пространстве R^n, между которыми находится искомый вектор параметров θ. Последовательность наблюдений $x_0, y_0, x_1, y_1, \dots, x_t, y_t$ порождает $(t+1)$ пару гиперплоскостей, "высекающих" в R^n некоторую область $D_t = \bigcap_{i=0}^{t} F_i$, где $F_i = \{\theta : (y_i - \theta x_i)^2 \le r_i^2\}$.

Это и есть область оценок $\hat{\theta}_t$, причем все точки, принадлежащие D_t, равноправны в том смысле, что среди них нельзя выделить одну наилучшую оценку.

Результатом решения задачи будет не традиционная точечная оценка, а множественная, что гораздо удобнее в реальных задачах.

Очевидный путь решения задачи состоит в нахождении решения системы из $2(t+1)$ линейных неравенств (3), однако, поскольку число вершин политопа D_t растет гораздо быстрее, чем t, с вычислительной точки зрения этот подход в задачах текущей диагностики представляется малоэффективным.

Альтернативный подход состоит в аппроксимации политопа D_t эллипсоидом

$$E_t = \left\{\theta : \left(\theta - \hat{\theta}_t\right)^T P_t^{-1}\left(\theta - \hat{\theta}_t\right) \le 1\right\}, \quad P_t = P_t^T > 0, \qquad (5)$$

чьи центр $\hat{\theta}_t$ и симметрическая положительно определенная матрица P_t уточняются так, чтобы E_t как можно лучше аппроксимировал D_t. Поскольку $\hat{\theta}_t$ и P_t содержат всего $n + 0{,}5n(n+1)$ неизвестных параметров, данный подход явно предпочтительней. Идея подхода, сформулированная Швеппе [13], состоит в том, что эллипсоид E_t должен содержать все оценки, принадлежащие пересечению E_{t-1} с областью F_t, лежащей между двумя гиперплоскостями последнего наблюдения (3), т.е. если

$$D_t = D_{t-1} \cap F_t, \text{ то } \{E_{t-1} \cap F_t\} \subset E_t.$$

При этом на каждом такте уточнения t должно выполняться условие $f(E_t) < f(E_{t-1})$, , где $f(E_t)$ — некоторая неотрицательная скалярная функция, характеризующая качество процесса идентификации (обычно матричная норма P_t). Объединив (4) и (5), несложно видеть, что искомые параметры E_t определяются системой неравенств

$$\begin{cases} \left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right)^T P_{t-1}^{-1}\left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right) \le 1, \\ r_t^{-2}\left(y_t - \theta^T x_t\right)^2 \le 1, \end{cases} \qquad (6)$$

или для любого неотрицательного ρ_t [5]:

$$\left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right)^T P_{t-1}^{-1}\left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right) + \rho_t r_t^{-2}\left(y_t - \theta^T x_t\right)^2 \le 1 + \rho_t. \quad (7)$$

Проводя цепочку несложных, но громоздких преобразований, получаем решение (7) в виде алгоритма Фогеля-Хуанга [4, 5]:

$$\begin{cases} \tilde{P}_t = P_{t-1} - \gamma_t \dfrac{P_{t-1}x_t x_t^T P_{t-1}}{1 + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t}, \\ \hat{\theta}_t = \hat{\theta}_{t-1} + \gamma \tilde{P}_t \theta_t x_t, \\ P_t = \left(1 + \gamma_t r_t^2 - \dfrac{\gamma_t v_t^2}{1 + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t}\right)\tilde{P}_t, \end{cases} \qquad (8)$$

где $v_t = y_t - \hat{\theta}_{t-1}^T x_t$, а $\gamma_t = \rho_t r_t^{-2}$ и определяется путем минимизации на каждом такте времени t функции;

$$y(\gamma_t) = \left(1 + \gamma_t r_t^2 - \frac{\gamma_t v_t^2}{1 + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t}\right)^n \left(1 - \gamma_t \frac{x_t^T P_{t-1} x_t}{1 + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t}\right). \quad (9)$$

В [12] введена модификация (8) в виде

$$\begin{cases} \hat{\theta}_t = \hat{\theta}_{t-1} + \gamma_t \dfrac{P_{t-1} v_t x_t}{1 + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t}, \\ P_t = \left(1 + \gamma_t r_t^2 - \dfrac{\gamma_t v_t^2}{1 + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t}\right)\left(P_{t-1}^{-1} + \gamma_t x_t x_t^T\right)^{-1} = \\ = \left(1 + \gamma_t r_t^2 - \dfrac{\gamma_t v_t^2}{1 + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t}\right)\left(P_{t-1}^{-1} - \gamma_t \dfrac{P_{t-1} x_t x_t^T P_{t-1}}{1 + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t}\right), \end{cases} \qquad (10)$$

структурно совпадающая со взвешенным алгоритмом Калмана-Мейна. Однако необходимость решения задачи минимизации функции (9), как здесь, так и в (8), затрудняет применение этих алгоритмов в процедурах текущей диагностики. Введем в рассмотрение скалярную переменную α_t такую, что

$$D_t^{-1} = \alpha_t P_t^{-1}, \; D_t = \alpha_t^{-1} P_t, \; \alpha_t > 0,$$

после чего перепишем (6) и (7) в форме:

$$\begin{cases} \left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right)^T D_{t-1}^{-1}\left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right) \le \alpha_{t-1}, \\ r_t^{-2}\left(y_t - \theta^T x_t\right)^2 \le 1, \end{cases} \qquad (11)$$

$$\left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right)^T D_{t-1}^{-1}\left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right) + \rho_t r_t^{-2}\left(y_t - \theta^T x_t\right)^2 \le \alpha_{t-1} + \rho_t. \quad (12)$$

Далее без дополнительных комментариев преобразуя к виду:

$$\left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right)^T D_{t-1}^{-1}\left(\theta - \hat{\theta}_{t-1}\right) + \gamma_t\left(y_t - \theta^T x_t\right)^2 \le \alpha_{t-1} + \gamma_t r_t^2,$$

$$\tilde{\theta}_{t-1}^T D_{t-1}^{-1} \tilde{\theta}_{t-1} + \gamma_t\left(v_t - \tilde{\theta}_{t-1}^T x_t\right)^2 \le \alpha_{t-1} + \gamma_t r_t^2,$$

(здесь $\tilde{\theta}_{t-1} = \theta - \hat{\theta}_{t-1}$)

$$\tilde{\theta}_{t-1}^T D_{t-1}^{-1} \tilde{\theta}_{t-1} + \gamma_t v_t^2 - 2\gamma_t v_t \tilde{\theta}_{t-1}^T x_t + $$
$$+ \gamma_t \tilde{\theta}_{t-1}^T x_t x_t^T \tilde{\theta}_{t-1} \le \alpha_{t-1} + \gamma_t r_t^2,$$

$$\tilde{\theta}_{t-1}^T\left(D_{t-1}^{-1} + \gamma_t x_t x_t^T\right)\tilde{\theta}_{t-1}^T + \gamma_t v_t^2 - 2\gamma_t v_t \tilde{\theta}_{t-1}^T x_t \le$$
$$\le \alpha_{t-1} + \gamma_t r_t^2,$$

$$D_t^{-1} = D_{t-1}^{-1} + \gamma_t x_t x_t^T,$$

$$\left(\tilde{\theta}_{t-1} - \gamma_t v_t D_t x_t\right)^T D_t^{-1}\left(\tilde{\theta} - \gamma_t v_t D_t x_t\right) + \gamma_t v_t^2 -$$
$$- \gamma_t^2 v_t^2 x_t^T D_t x_t \le \alpha_{t-1} + \gamma_t r_t^2,$$

получаем

$$\begin{cases} \hat{\theta}_t = \hat{\theta}_{t-1} - \gamma_t v_t D_t x_t, \\ D_t^{-1} = D_{t-1}^{-1} + \gamma_t x_t x_t^T, \end{cases} \qquad (13)$$

или

$$\begin{cases} \hat{\theta}_t = \hat{\theta}_{t-1} - \gamma_t v_t D_t x_t, \\ D_t^{-1} = D_{t-1}^{-1} + \gamma_t \dfrac{D_{t-1} x_t x_t^T D_{t-1}}{1 + \gamma_t x_t^T D_{t-1} x_t}, \end{cases} \qquad (14)$$

что структурно совпадает с алгоритмом Хагглунда [14], минимизирующим критерий идентификации

$$J\left(\hat{\theta}_t\right)=\sum_{i=0}^{t}\gamma_i\left(y_i-\hat{\theta}_t^T x_i\right)^2$$

и имеющим также нерекуррентную форму

$$\hat{\theta}_t=\left(X_t^T\Gamma_t X_t\right)^{-1}X_t^T\Gamma_t Y_t=D_t X_t^T\Gamma_t Y_t,$$

где

$$X_t=\begin{pmatrix}x_0^T\\ x_1^T\\ \vdots\\ x_t^T\end{pmatrix},\ Y_t=\begin{pmatrix}y_0\\ y_1\\ \vdots\\ y_t\end{pmatrix},\ \Gamma_t=\mathrm{diag}\{\gamma_i\}$$

и $\hat{\theta}_t=\hat{\theta}_{t-1}+\gamma_t\left(\sum_{i=0}^{t}\gamma_i x_i x_i^T\right)^{-1}v_t x_t.$

Отличием (14) от алгоритма Хагглунда является наличие двух неопределенных параметров α_t и γ_t, полностью определяющих его свойства.

Для нахождения запишем очевидное неравенство

$$\tilde{\theta}_t^T D_t^{-1}\tilde{\theta}_t+\gamma_t v_t^2-\gamma_t^2 v_t^2 x_t^T D_t x_t=$$
$$=\tilde{\theta}_t^T D_t^{-1}\tilde{\theta}_t+\gamma_t v_t^2\left(1-\gamma_t x_t^T D_t x_t\right)=$$
$$=\tilde{\theta}_t^T D_t^{-1}\tilde{\theta}_t+\frac{\gamma_t v_t^2}{1+\gamma_t x_t^T D_{t-1}x_t}\le\alpha_{t-1}+\gamma_t r_t^2,\text{ откуда}$$

$$\tilde{\theta}_t^T D_t^{-1}\tilde{\theta}_t\le\alpha_{t-1}+\gamma_t r_t^2-\frac{\gamma_t v_t^2}{1+\gamma_t x_t^T D_{t-1}x_t},$$

после чего алгоритм множественной идентификации может быть записан с помощью рекуррентных соотношений

$$\begin{cases}\hat{\theta}_t=\hat{\theta}_{t-1}+\gamma_t v_t D_t x_t,\\ D_t=D_{t-1}-\gamma_t\dfrac{D_{t-1}x_t x_t^T D_{t-1}}{1+\gamma_t x_t^T D_{t-1}x_t},\\ \alpha_t=\alpha_{t-1}+\gamma_t r_t^2-\dfrac{\gamma_t v_t^2}{1+\gamma_t x_t^T D_{t-1}x_t},\end{cases}\tag{15}$$

эволюция эллипсоидов задается неравенствами

$$\begin{cases}E_{t-1}=\left\{\theta:\left(\theta-\hat{\theta}_{t-1}\right)^T\dfrac{D_{t-1}^{-1}}{\alpha_{t-1}}\left(\theta-\hat{\theta}_{t-1}\right)\le 1\right\},\\ E_t=\left\{\theta:\left(\theta-\hat{\theta}_t\right)^T\dfrac{D_t^{-1}}{\alpha_t}\left(\theta-\hat{\theta}_{t-1}\right)\le 1\right\}.\end{cases}\tag{16}$$

Чтобы найти значение параметра γ_t, обеспечивающего сходимость алгоритма (15), введем в рассмотрение функцию, характеризующую убывание ошибок оценивания $\left\|\tilde{\theta}_t\right\|_{D_t^{-1}}^2$, и с учетом того, что $\tilde{\theta}_{t-1}^T x_t=v_t-w_t$, проведем преобразования:

$$\left\|\tilde{\theta}_t\right\|_{D_t^{-1}}^2=\left(\tilde{\theta}_{t-1}-\gamma_t v_t D_t x_t\right)^T D_t^{-1}\left(\tilde{\theta}_{t-1}-\gamma_t v_t D_t x_t\right)=$$
$$=\tilde{\theta}_{t-1}^T D_t^{-1}\tilde{\theta}_{t-1}-2\gamma_t v_t\tilde{\theta}_{t-1}^T x_t+\gamma_t^2 v_t^2 x_t^T D_t x_t=$$
$$=\left\|\tilde{\theta}_t\right\|_{D_t^{-1}}^2+\gamma_t w_t^2-\gamma_t\frac{v_t^2}{1+\gamma_t x_t^T D_{t-1}x_t}\le$$
$$\le\left\|\tilde{\theta}_t\right\|_{D_t^{-1}}^2+\gamma_t r_t^2-\gamma_t\frac{v_t^2}{1+\gamma_t x_t^T D_{t-1}x_t}.$$

Таким образом,

$\left\|\tilde{\theta}_t\right\|_{D_t^{-1}}^2\le\left\|\tilde{\theta}_{t-1}\right\|_{D_{t-1}^{-1}}^2$, если

$$\gamma_t r_t^2-\gamma_t\frac{v_t^2}{1+\gamma_t x_t^T D_{t-1}x_t}\le 0\tag{17}$$

но поскольку

$$\alpha_t=\alpha_{t-1}+\gamma_t r_t^2-\gamma_t\frac{v_t^2}{1+\gamma_t x_t^T D_{t-1}x_t},$$

выполнение условия

$$\alpha_t\le\alpha_{t-1}\tag{18}$$

обеспечивает убывание расстояния между центрами эллипсоидов $\hat{\theta}_t$ и истинными значениями θ. Из (17) несложно получить оценку параметра γ_t в виде

$$0<\gamma_t\le\frac{\dfrac{v_t^2}{r_t^2}-1}{x_t^T D_{t-1}x_t},\tag{19}$$

откуда следует, что алгоритм (15) уточняет оценки $\hat{\theta}_t$, пока выполняется условие

$$v_t^2\ge r_t^2,\tag{20}$$

т.е. обеспечивается сходимость в область, определяемую ограничениями r_t. При нарушении условия (20) алгоритм игнорирует поступающие наблюдения, что аналогично введению зоны нечувствительности так, как это предлагается, например, в [7, 9, 10].

Заметим, что при $\gamma_t=1$ получаем форму стандартного рекуррентного метода наименьших квадратов

$$\begin{cases}\hat{\theta}_t=\hat{\theta}_{t-1}+\dfrac{D_{t-1}v_t x_t}{1+x_t^T D_{t-1}x_t},\\ D_t=D_{t-1}-\dfrac{D_{t-1}x_t x_t^T D_{t-1}}{1+x_t^T D_{t-1}x_t},\end{cases}$$

дополненную процедурой настройки

$$\alpha_t=\alpha_{t-1}+r_t^2-\frac{v_t^2}{1+x_t^T D_{t-1}x_t}$$

и обеспечивающую сходимость в область

$$\frac{v_t^2}{1+x_t^T D_{t-1}x_t}\ge r_t^2.$$

Выполнение условия (17) обеспечивает сходимость центров эллипсоидов E_t к θ, но из него явно не следует, что выполняется условие уменьшения объемов последовательности этих эллипсоидов, являющееся общепринятым в задачах множественной идентификации.

С учетом (15), (16) можно записать

$$\alpha_t D_t = \alpha_t \left(D_{t-1} - \gamma_t \frac{D_{t-1} x_t x_t^T D_{t-1}}{1 + \gamma_t x_t^T D_{t-1} x_t} \right),$$

$$\det(\alpha_t D_t) = \frac{\det \alpha_t D_{t-1}}{1 + \gamma_t x_t^T D_{t-1} x_t},$$

$$\det P_t = \frac{1}{1 + \gamma_t x_t^T D_{t-1} x_t} \det\left(\frac{\alpha_t}{\alpha_{t-1}} P_{t-1} \right) =$$

$$= \frac{1}{1 + \gamma_t x_t^T D_{t-1} x_t} \left(\frac{\alpha_t}{\alpha_{t-1}} \right)^n \det P_{t-1}.$$

Поскольку из (18) следует, что

$$\left(\frac{\alpha_t}{\alpha_{t-1}} \right)^n \le 1,$$

то условием уменьшения объемов последовательности эллипсоидов является $\gamma_t x_t^T D_{t-1} x_t \ge 0$, что с учетом (19) выполняется автоматически.

В практических задачах может оказаться более удобным в алгоритме (15) вместо матрицы D_t использовать матрицу P_t, имеющую ясный физический смысл. Тогда объединяя (15) и (16), можно записать окончательную форму рекуррентного алгоритма множественной идентификации в виде

$$\begin{cases} \hat{\theta}_t = \hat{\theta}_{t-1} + \alpha_t \gamma_t v_t P_t x_t, \\ P_t = \dfrac{\alpha_t}{\alpha_{t-1}} \left(P_{t-1} - \gamma_t \dfrac{P_{t-1} x_t x_t^T P_{t-1}}{\alpha_{t-1} + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t} \right), \\ \alpha_t = \alpha_{t-1} + \gamma_t r_t^2 - \dfrac{\alpha_{t-1} \gamma_t \sigma_t^2}{\alpha_{t-1} + \gamma_t x_t^T P_{t-1} x_t}, \\ 0 < \gamma_t \le \alpha_{t-1} \dfrac{\dfrac{v_t^2}{r_t^2} - 1}{x_t^T P_{t-1} x_t}. \end{cases} \qquad (21)$$

Вычислительная простота и некритичность к статистическим характеристикам возмущений обеспечивают достаточную эффективность предлагаемого подхода.

Литература: 1. *Биргер И.А.* Техническая диагностика. М.:Машиностроение, 1978. 240 с. 2. *Pouliezos A.D., Stavrakakis G.S.* Real Time Fault Monitoring of Industrial Processes. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1994. 542 p. 3. *Льюнг Л.* Идентификация систем. Теория для пользователя. М.: Наука, 1991. 432 с. 4. *Fogel E., Huang Y.F.* On the value of information in system identification — bounded noise case // Automatica. 1982. 18, №2. P. 229—238. 5. *NortonJ.P.* An Introduction to Identification. London: Academic Press Inc., 1986. 310 p. 6. *NortonJ.P.* Identification and application of bounded parameter models // Automatica. 1987. 23, №4. P. 497—507. 7. *Halwass M.* “List-Squares”-Modifikationen in Yegenwart begenzter Stцrungen // MSR. 1990. 33, №8. P. 351—355. 8. *NortonJ.P., Mo S.H.* Parameter bounding for time varying systems // Math. And Computers in Simul. 1990. 32. P. 537-534. 9. *Canudas de WitC., Carrillo J.* A modified EW-RLS algorithm for systems with bounded disturbances // Automatica. 1990. 26, №3. P. 599—606. 10. *Arruda L.V.R., Favier Y.* A review and comparison of robust estimation methods // Preprints 9th IFAC/IFORS Symp. on Identification and System Parameter Estimation. Budapest, Hungary, 1991. P. 1027-1032. 11.*Maksarov D.Y., Norton J.P.* State bounding with ellipsoidal set description of the uncertainty // Int. J. Control. 1996. 65, №5. P. 847—866. 12. *Арчакова А.В., Бодянский Е.В., Сухарев С.А.* Об одном алгоритме рекуррентного оценивания с использованием метода эллипсоидов // Радиоэлектроника и информатика. 1997. №1. С. 77—79. 13. *Schweppe F.C.* Uncertain Dynamic Systems. Englewood Cliffs, N.Y.: Prentice Hall, 1973. 563р. 14. *Hdgglund T.* Recursive estimation of slowly time-varying parameters // Proc. IFAC/IFORS Symp. on Identification and System Parameter Estimation. York, UK. 1985. P.1137-1142.

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Руденко О.Г.

Арчакова Александра Викторовна, аспирантка кафедры технической кибернетики ХТУРЭ. Научные интересы: идентификация и прогнозирование случайных процессов, адаптивные системы управления, моделирование и оптимизация. Адрес: 310726, Украина, Харьков, пр. Ленина, 14.

Бодянский Евгений Владимирович, д-р техн. наук, профессор кафедры технической кибернетики ХТУРЭ. Научные интересы: теория адаптивных систем, искусственные нейронные сети, техническая диагностика. Увлечения: фелинология, восточные учения, японская поэзия. Адрес: 310726, Украина, Харьков, пр. Ленина, 14.

Сухарев Сергей Анатольевич, аспирант кафедры технической кибернетики ХТУРЭ. Научные интересы: фильтрация и прогнозирование случайных процессов, адаптивные системы управления, моделирование и оптимизация. Увлечения: программирование, шахматы, публицистика. Адрес: 310726,Украина, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 64-44-42.