УДК 621.77

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВОЗМУЩЕНИЙ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ТРАНСПОРТНЫМИ СРЕДСТВАМИ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Л.М. Любчик, профессор, д.т.н., В.А. Колбасин, ассистент, НТУ «ХПИ»

Аннотация. *Рассмотрена задача прогнозирования возмущений в системах управления транспортными средствами. На основе ядерного похода получены рекуррентные алгоритмы идентификации и прогнозирования временных рядов возмущений.*

Ключевые слова: *автомобиль, активная подвеска, возмущения, идентификация, временные ряды, ядерные методы.*

ПРОГНОЗУВАННЯ ЗБУРЕНЬ У СИСТЕМАХ УПРАВЛІННЯ ТРАНСПОРТНИМИ ЗАСОБАМИ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Л.М. Любчик, професор, д.т.н., В.А. Колбасін, асистент, НТУ «ХПІ»

Анотація. *Розглянуто задачу прогнозування збурень у системах управління транспортними засобами. На основі ядерного походу отримані рекурентні алгоритми ідентифікації і прогнозування тимчасових рядів збурень.*

Ключові слова: *автомобіль, активна підвіска, збурення, ідентифікація, тимчасові ряди, ядерні методи.*

PREDICTION OF DISTURBANCES IN VEHICLE CONTROL SYSTEMS BASED ON THE METHODS OF COMPUTATIONAL INTELLIGENCE

L. Lyubchik, professor, dr. eng. sc., V. Kolbasin, asistent, NTU «KhPI»

Abstract. *The problem of disturbances forecasting in vehicles control systems is considered in the given article. On the basis of nuclear campaign recurrence there have been obtained algorithms of identification and prediction of disturbances time series.*

Key words: *car, active suspension, indignation, identification, time series, nuclear techniques.*

Введение

Проблема защиты транспортных средств от внешних воздействий является весьма актуальной, поскольку в значительной мере определяет надежность, эффективность и конкурентоспособность перспективных автомобилей и транспорта специального назначения. Современные средства мехатроники позволяют создавать системы управления активными подвесками, обеспечивающие существенное снижение уровня колебаний корпуса, вызванных воздействием дорожного профиля [1].

Анализ публикаций

Перспективным методом подавления возмущений представляется метод селективно-инвариантного управления [2]. В этом случае необходимо прогнозирование возмущений, воздействующих на систему управления.

Сложность задачи обусловлена сложным характером дорожного профиля, особенно для транспортных средств, предназначенных для движения по пересеченной местности. Возникает необходимость создания алгоритмов, обеспечивающих качественное предсказание, что возможно на основе методов машинного обучения и вычислительного интеллекта [4]. Одним из эффективных подходов теории вычислительного интеллекта являются ядерные методы прогнозирования временных рядов [3]. Указанный поход позволяет устранить противоречие между сложностью и качеством аппроксимации моделей нелинейных временных рядов.

Цель и постановка задачи

Решение задачи прогнозирования возмущений включает в себя предварительную идентификацию модели возмущений в виде временного ряда. Рассмотрим задачу идентификации временного ряда, порожденного дискретной динамической системой

$$x_{k+1} = f(x_k) + e_k, \; k = 0, \ldots \tag{1}$$

где $f(\cdot)$ – неизвестная нелинейная функция и ε_k – дискретный шум $\mathrm{E}\{\varepsilon_k\} = 0, \; \mathrm{E}\{\varepsilon_k^2\} = \sigma^2$.

В современных методах непараметрической идентификации, основанных на ядерных функциях, используется прогнозирующая модель временного ряда вида

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{f}(x_n) = \varphi^{\mathrm{T}}(x_n)\Phi_{n-1}\mathrm{w}_n = \mathrm{k}_{n-1}^{\mathrm{T}}(x_n)\lambda_n, \tag{2}$$

где w_n – вектор настроечных параметров, оцениваемых по измерениям $\{y_k, x_k\}_{k=0}^{n-1}$, $y_k = x_{k+1}$; $k_{n-1}^T(x_n) = (\kappa(x_n, x_0) \; \ldots \; \kappa(x_n, x_{n-1}))$ – вектор, построенный на ядрах $\kappa(x, x')$; λ_n – вектор вспомогательных (двойственных) переменных. Обычно используются полиномиальные ядра $\kappa(x, x') = (\mu + x \cdot x')^p$ или гауссовы ядра $\kappa(x, x') = \exp\{-\mu(x - x')^2\}$. Таким образом, задача идентификации временного ряда сводится к оцениванию неизвестных параметров w_n или λ_n.

Рекуррентный алгоритм идентификации

Для оценки вектора настроечных параметров, в соответствии с методом опорных векторов, [4] используется следующий показатель качества идентификации

$$\begin{aligned} &J_n(\mathrm{w}) = \frac{1}{2}\mathrm{w}^{\mathrm{T}}\mathrm{w} + \frac{1}{2}\gamma \cdot \varepsilon^{\mathrm{T}}\varepsilon \to \min_{\mathrm{w},\varepsilon}, \\ &\mathrm{y}_n = \Phi_{n-1}^{\mathrm{T}}\mathrm{w} + \varepsilon_n, \end{aligned} \tag{3}$$

минимизация которого приводит к оценке двойственного вектора λ_n в виде

$$\lambda_n = \left(\gamma^{-1}\mathrm{I}_n + \mathrm{K}_{n-1}\right)^{-1}\mathrm{y}_n = \mathrm{K}_{n-1}^{-1}(\gamma)\mathrm{y}_n, \tag{4}$$

где $\mathrm{K}_{n-1} = \left\| k_{i,j} \right\|, \; k_{i,j} = \kappa(x_i, x_j), \; i, j = \overline{1, n-1}$ – матрица Грамма; γ – параметр регуляризации.

Для реализации алгоритма идентификации в цифровой системе управления подвеской необходимо представление алгоритма идентификации в рекуррентной форме, обеспечивающей получение оценок в реальном масштабе времени [5].

Рекуррентный алгоритм приобретает вид

$$\lambda_{n+1} = \begin{pmatrix} \lambda_n - \delta_n^{-1}[y_{n+1} - \omega_n(\lambda_n)]\mathrm{K}_{n-1}^{-1}(\gamma)\mathrm{k}_{n-1}(x_n) \\ \hdashline \delta_n^{-1}[y_{n+1} - \omega_n(\lambda_n)] \end{pmatrix},$$

$$\mathrm{K}_n(\gamma) = \left(\begin{array}{c:c} \mathrm{K}_{n-1}(\gamma) & \mathrm{k}_{n-1}(x_n) \\ \hdashline \mathrm{k}_{n-1}^{\mathrm{T}}(x_n) & \gamma^{-1} + k_{n,n} \end{array}\right), \tag{5}$$

$$\mathrm{K}_n^{-1}(\gamma) = \left(\begin{array}{c:c} \mathrm{K}_{n-1}^{-1}(\gamma) + \delta_n^{-1}\mathrm{K}_{n-1}^{-1}(\gamma)\mathrm{k}_{n-1}(x_n)\mathrm{k}_{n-1}^{\mathrm{T}}(x_n)\mathrm{K}_{n-1}^{-1}(\gamma) & \ldots \\ \hdashline -\delta_n^{-1}\mathrm{k}_{n-1}^{\mathrm{T}}(x_n)\mathrm{K}_{n-1}^{-1}(\gamma) & \ldots \end{array}\right.$$

$$\left.\begin{array}{c:c} \ldots & -\delta_n^{-1}\mathrm{K}_{n-1}^{-1}(\gamma)\mathrm{k}_{n-1}(x_n) \\ \hdashline \ldots & \delta_n^{-1} \end{array}\right),$$

$$\delta_n = \gamma^{-1} + k_{n,n} - \mathrm{k}_{n-1}^{\mathrm{T}}(x_n)\mathrm{K}_{n-1}^{-1}(\gamma)\mathrm{k}_{n-1}(x_n).$$

Очевидным недостатком алгоритма (5) является то, что с ростом объема выборки растет сложность модели временного ряда – увеличивается размерность вектора весовых коэффициентов λ_n. Для использования в цифровых системах управления желательно ограничить рост сложности модели.

Рекуррентная идентификация с использованием скользящего окна

В этом случае для оценки параметров модели используются только последние s наблюдений временного ряда. Усеченная матрица Грамма в задаче идентификации для этого случая приобретает следующий вид:

$$\mathrm{K}_{n,s} = \left\| k_{i,j} \right\|,\ k_{i,j} = \kappa(x_i, x_j),\ i, j = \overline{n-s+1, n}\,. \quad (6)$$

Тогда показатель качеств идентификации со скользящим окном можно выбрать как

$$\begin{aligned} J_{n,s} &= \left\| \mathrm{y}_{n+1,s} - \mathrm{K}_{n,s}\bar{\lambda} \right\|^2 \\ &+ \gamma^{-1}(\bar{\lambda} - \bar{\lambda}_n)^{\mathrm{T}} \mathrm{K}_{n,s} (\bar{\lambda} - \bar{\lambda}_n) \to \min_{\bar{\lambda}} \end{aligned} \quad (7)$$

где второе слагаемое имеет смысл регуляризующей составляющей, выбранной в предположении медленного изменения параметров модели временного ряда.

В результате решения оптимизационной задачи (7) получаем рекуррентную оценку вектора настроечных параметров в виде

$$\bar{\lambda}_{n+1} = \left(\gamma^{-1}\mathrm{I}_s + \bar{\mathrm{K}}_{n,s} \right)^{-1} \left(\gamma^{-1}\bar{\lambda}_n + \mathrm{y}_{n+1} \right). \quad (8)$$

Для реализации предложенного алгоритма рекуррентного оценивания вектора $\bar{\lambda}_{n+1}$ необходимо также построить алгоритм для вычисления $\bar{\mathrm{K}}_{n,s}^{-1}(\gamma) = (\gamma^{-1}\mathrm{I}_s + \bar{\mathrm{K}}_{n,s})^{-1}$. Для этого целесообразно использовать подход, предложенный в [5]. Идея данного подхода состоит в применении двухшагового алгоритма, выполняющего преобразования регуляризованной ядерной матрицы Грамма

$$\bar{\mathrm{K}}_{n-1,s}^{-1}(\gamma) \to \bar{\mathrm{K}}_{n-1,s-1}^{-1}(\gamma) \to \bar{\mathrm{K}}_{n,s}^{-1}(\gamma)\,. \quad (9)$$

Для выполнения последовательности преобразований (9) в предложенном алгоритме используются следующие представления ядерной матрицы Грамма

$$\bar{\mathrm{K}}_{n-1,s}(\gamma) = \left(\begin{array}{c|c} \gamma^{-1} + k_{n-s,n-s} & \mathrm{k}_{n-1,s-1}^{\mathrm{T}}(x_{n-s}) \\ \hline \mathrm{k}_{n-1,s-1}(x_{n-s}) & \bar{\mathrm{K}}_{n-1,s-1}(\gamma) \end{array} \right), \quad (10)$$

$$\bar{\mathrm{K}}_{n,s}(\gamma) = \left(\begin{array}{c|c} \bar{\mathrm{K}}_{n-1,s-1}(\gamma) & \mathrm{k}_{n-1,s-1}(x_n) \\ \hline \mathrm{k}_{n-1,s-1}^{\mathrm{T}}(x_n) & \gamma^{-1} + k_{n,n} \end{array} \right). \quad (11)$$

Тогда двухшаговый алгоритм пересчета матрицы Грамма имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} &\bar{\mathrm{K}}_{n-1,s-1}^{-1} = \mathrm{R}_s \bar{\mathrm{K}}_{n-1,s}^{-1} \mathrm{R}_s^{\mathrm{T}} - \\ &-(\mathrm{e}_s^{\mathrm{T}} \bar{\mathrm{K}}_{n-1,s}^{-1} \mathrm{e}_s)^{-1} \mathrm{R}_s \bar{\mathrm{K}}_{n-1,s}^{-1} \mathrm{e}_s \mathrm{e}_s^{\mathrm{T}} \bar{\mathrm{K}}_{n-1,s}^{-1} \mathrm{R}_s^{\mathrm{T}} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\mathrm{K}_{n,s}^{-1} = \left(\begin{array}{c|c} \mathrm{K}_{n-1,s-1}^{-1}(\gamma) + \delta_n^{-1} \mathrm{K}_{n-1,s-1}^{-1}(\gamma) \mathrm{k}_{n-1}(x_n) \mathrm{k}_{n-1}^{\mathrm{T}}(x_n) \mathrm{K}_{n-1,s-1}^{-1}(\gamma) & -\delta_n^{-1} \mathrm{K}_{n-1,s-1}^{-1}(\gamma) \mathrm{k}_{n-1,s-1}^{\mathrm{T}}(x_n) \\ \hline -\delta_n^{-1} \mathrm{K}_{n-1,s-1}^{-1}(\gamma) \mathrm{k}_{n-1,s-1}^{\mathrm{T}}(x_n) & \delta_n^{-1} \end{array} \right)$$

где $R_s = \left(0_{s-1} \vdots \mathrm{I}_{s-1}\right)$, $\mathrm{e}_s = (1 \ldots 0)^{\mathrm{T}}$,

$$\delta_n = \gamma^{-1} + k_{n,n} - \mathrm{k}_{n-1,s-1}^{\mathrm{T}}(x_n) \bar{\mathrm{K}}_{n-1,s-1}^{-1}(\gamma) \mathrm{k}_{n-1,s-1}(x_n)\,.$$

Таким образом формулы (12) описывают рекуррентный алгоритм идентификации нелинейного временного ряда возмущений с использованием скользящего окна.

Моделирование рекуррентных алгоритмов идентификации

Предложенные алгоритмы исследовались методом компьютерного моделирования. На рис. 1 представлены результаты оценивания и прогнозирования возмущений.

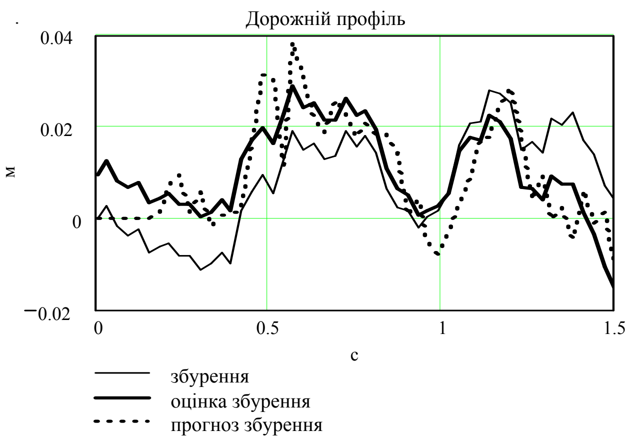

Рис. 1. Прогнозирование возмущений

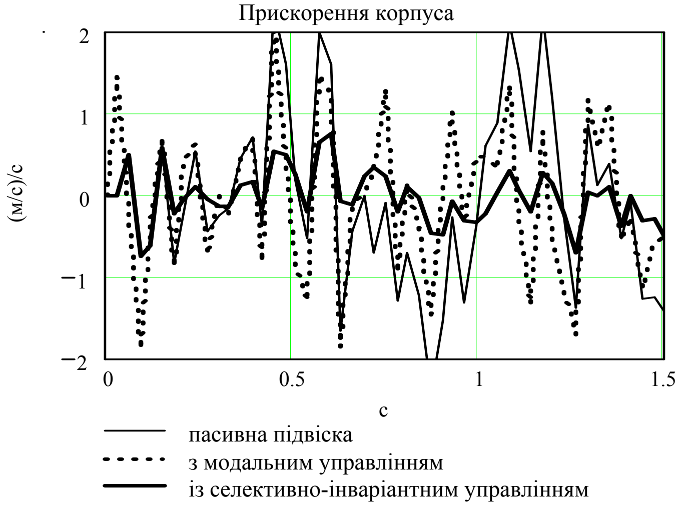

Рис. 2. Результаты моделирования системы компенсации возмущений

На рис. 2 представлены результаты моделирования цифровой селективно-инвариантной системы управления подвеской с алгоритмами прогнозирования возмущений в контуре управления.

Выводы

Предложенные алгоритмы идентификации и прогнозирования временных рядов возмущений обеспечивают достаточно высокое качество идентификации, сравнительно просты в вычислительном отношении и могут использоваться в интеллектуальных мехатронных системах гашения колебаний транспортных средств.

Литература

1. Jung-Shan Lin, Kanellakopoulos I. Nonlinear design of active car suspensions. IEEE Control Systems. – 1997. – V. 17. – № 3. – P. 45–59.
2. Костюк О.В., Любчик Л.М. Селективно-инвариантное управление гашением вибраций транспортных средств // Автомобильный транспорт. – Харьков: ХНАДУ. – 2003. – Вып. 12. – С. 59–61.
3. Scholkopf B., Smola A. Learning with kernels. Cambridge, MA: MIT Press. – 2002.
4. Vapnik V. Statistical Learning Theory. Wiley, – New-York, 1998.
5. Kivinen J., Smola A., Wiliamson R. Online learning with kernels // IEEE Transactions on Signal Processing. – 2004. – Vol. 52. – P. 2165–2176.
5. Van Vaerenbergh S., Javier V., Santamar I. Nonlinear System Identification using a New Sliding Window Kernel RLS Algorithm // Journal of Communications. – 2007. – Vol. 2. – № 3.

Рецензент: О.П. Алексеев, профессор, д.т.н., ХНАДУ.

Статья поступила в редакцию 1 сентября 2009 г.