

УДК 681.5

ОЦЕНКА УСКОРЕНИЯ АВТОМОБИЛЯ ПРИ ЭКСПЛУАТАЦИОННЫХ ИСПЫТАНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОПТИМАЛЬНОГО НАБЛЮДАТЕЛЯ

О.Ю. Сергиенко, доцент, к.т.н, Институт Инженерии Автономного университета
Нижней Калифорнии, Мексика

Аннотация. Исследуется ускорение автомобиля во время эксплуатационных испытаний с использованием фильтра Калмана. Входом фильтра является вектор наблюдения, состоящий из результатов измерения скорости и продольного ускорения автомобиля. Выход фильтра – оценка вектора состояния, которая также содержит скорость и продольное ускорение автомобиля. Получена поверхность ошибки фильтра. Результаты эксперимента показывают улучшение коэффициента соотношения сигнал/помеха данной системы.

Ключевые слова: акселерометр, фильтр Калмана, соотношение сигнал/помехи.

ОЦІНКА ПРИСКОРЕННЯ АВТОМОБІЛЯ ПРИ ЕКСПЛУАТАЦІЙНОМУ ВИПРОБУВАННІ З ВИКОРИСТАННЯМ ОПТИМАЛЬНОГО СПОСТЕРІГАЧА

О.Ю. Сергієнко, доцент, к.т.н., Інститут Інженерії Автономного університету
Нижньої Каліфорнії, Мексика

Анотація. Досліджується прискорення автомобіля при експлуатаційних випробуваннях із використанням фільтра Калмана. Входом фільтра є вектор спостереження, що складається з результатів вимірювання швидкості і поздовжнього прискорення автомобіля. Вихід фільтра – оцінка вектора стану, яка також складається зі швидкості та поздовжнього прискорення автомобіля. Одержано поверхню похибки фільтра. Результати експерименту показують покращення коефіцієнта співвідношення сигнал/завади даної системи.

Ключові слова: акселерометр, фільтр Калмана, співвідношення сигнал/завади.

ESTIMATION OF VEHICLE ACCELERATION UNDER PERFORMANCE TESTS BY OPTIMAL OBSERVER APPLICATION

O. Sergiyenko, Associate Professor, Candidate of Technical Science,
Engineering Institute of Autonomous University of Baja California, Mexico

Abstract. In this paper, the acceleration of the vehicle under performance tests is estimated by using the Kalman filter. Here, the observation vector consists of the observation of both the velocity and the longitudinal acceleration of the vehicle. The output is the filtered estimate of the state vector, which consist of the velocity and longitudinal acceleration of the vehicle. The error-performance surface of the filter is obtained and the experimental results show satisfactory improvement in the signal-to-noise ratio of the system.

Key words: accelerometer, Kalman filter, signal-to-noise ratio.

Введение

В промышленности происходят постоянные положительные изменения в переходе от устарелых технологий измерения и определения физических величин к передовым тех-

нологиям, что позволяет использовать новшества в микропроцессорной технике. Как известно, датчик – это устройство, используемое для определения или измерения физической величины. В свою очередь интеллектуальным датчиком называется устройство,

являющееся основным элементом сенсорной системы с микроконтроллером, процессором цифровой обработки сигналов, или в технологиях создания специализированных измерительных систем на основе стандартных матриц логических элементов, содержащих определенные данные в самом датчике.

Анализ публикаций

На практике сигналы, производимые датчиками, искажаются помехами, что приводит к нежелательному уровню погрешности в измерениях, выполняемых датчиками. Поэтому для того чтобы сократить уровень помех, которые содержат релевантную информацию, поступающую от датчиков, необходимы дополнительные стадии преобразования и обработки сигнала.

С этой целью в последние десятилетия постепенно разрабатывались технологии оптимальной обработки сигнала при создании интеллектуальных датчиков, с целью их преобразования в системы, способные функционировать в неблагоприятной среде [1]. Примером такой неблагоприятной среды может служить среда эксплуатации автомобиля, в которой датчики должны выдерживать опасное химическое воздействие, нежелательные сильные вибрации, электромагнитные помехи, высокие температуры, высокую влажность, помехи от других электромеханических или механических элементов и т.д. Вследствие этого производительность и надежность датчиков были и остаются важными вопросами в современной промышленности.

При синтезе стохастических фильтров, как правило, считается, что неизвестные помехи представляют собой винеровский процесс [2–4]. В работе [5] акселерометр с фильтром Калмана использовался для измерения продольного и вертикального ускорения автомобиля при эксплуатационных испытаниях. Несмотря на это, количество помех, искажающих информацию, поступающую от датчика в работе [5], относительно невелико и по исследованиям, приведенным в [5], нельзя сделать вывод о том, что качество чувствительности фильтра не зависит от количества компонентов в корреляционной матрице рассматриваемого вектора помех и таких же компонентов корреляционной матрицы вектора помех при измерении.

В [6] адаптивный фильтр радиолокационной системы использовался для оценки угла разворота автомобиля при эксплуатационных испытаниях. Последние описания промышленного применения фильтра Калмана можно найти в [8–12].

Цель работы

Цель данной статьи – разработка блока наблюдения, основанного на фильтре Калмана, для выполнения оценки информации, поступающей от акселерометра автомобиля, установленного при эксплуатационных испытаниях. При этом вектор состояния содержит вектор скорости и продольного ускорения автомобиля, а акселерометр смоделирован как линейная динамическая система, в которой ускорение – это винеровский процесс.

Акселерометр

Согласно Монку [13] до настоящего времени акселерометры применялись для исследования состояния транспортных средств с большой массой. Поэтому ширина спектра сигнала при ударе не должна превышать 400 Гц и 50 Гц – в других случаях. В данной работе частота при измерении ускорения низкая (<50 Гц) [5, 6].

Учитывая соответствующий спектр для покрытия ожидаемых величин ускорения, собственная частота акселерометра будет более чем в два раза выше частоты, при которой происходит регистрация измеряемого ускорения с использованием аналоговых устройств, а именно двухкоординатного акселерометра *ADXL202*. Это недорогой датчик низкой мощности, полный двухкоординатный акселерометр с диапазоном измерений $\pm 2g$ и чувствительностью 312 мВ/г, где g – ускорение свободного падения ($9,81 \text{ м/с}^2$).

Также датчик *ADXL202* может измерить как динамическое ускорение (т.е. вибрацию), так и статическое ускорение (силу тяжести), ширина спектра может быть установлена от 0,01 Гц до 5кГц.

Минимальный уровень шума *ADXL202* – $500 \mu\text{г} / \sqrt{\text{Гц}}$, что позволяет принимать сигнал ниже 5мГц для ширины спектра ниже 60 Гц.

Задача использования фильтра Калмана

В соответствии с [5] рассмотрим линейную, дискретную, конечномерную динамическую систему, показанную на рис. 1, где $\mathbf{I}$ – единичная матрица, z^{-1} – задержка сигнала.

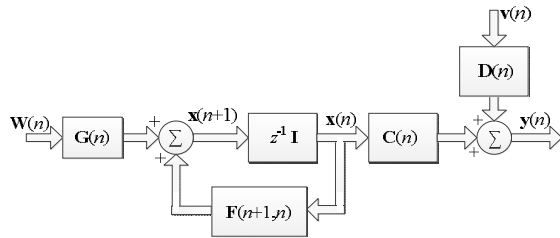


Рис. 1. Модель основного сигнала

Система, показанная на рис. 1, описывается следующими уравнениями в пространстве состояний

$$\mathbf{x}(n+1) = \mathbf{F}(n+1, n)\mathbf{x}(n) + \mathbf{G}(n)\mathbf{w}(n), \quad (1)$$

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{C}(n)\mathbf{x}(n) + \mathbf{D}(n)\mathbf{v}(n), \quad (2)$$

где (1) – это уравнение процесса; (2) – уравнение измерения; n – это временной аргумент ($n \geq 0$); $\mathbf{F}(n+1, n)$ – известная матрица размерности $M \times M$, относящаяся к структуре системы при времени $n+1$ и n ; $\mathbf{G}(n)$ – это матрица размерности $M \times U$, цель которой – выделить вектор помех $\mathbf{w}(n)$ размерности $U \times 1$; $\mathbf{x}(n+1)$ – $M \times 1$ вектор состояния при времени $n+1$; $\mathbf{x}(n)$ – это вектор состояния размерности $M \times 1$ при времени n ; $\mathbf{C}(n)$ – матрица измерения $N \times M$; $\mathbf{D}(n)$ – квадратная матрица N -го порядка, цель которой, выделить $N \times 1$ вектор помех при измерении $\mathbf{v}(n)$ и $\mathbf{y}(n)$ – $N \times 1$ вектор наблюдения.

Согласно Гайкину [7] векторы $\mathbf{w}(n)$ и $\mathbf{v}(n)$ смоделированы как независимые векторы с нулевым средним и представляют собой белый шум с ковариациями, выраженными в (3) и (4)

$$\mathbf{E}[\mathbf{w}(n)\mathbf{w}^H(n)] = \begin{cases} \mathbf{Q}_w(n), n=k \\ 0, n \neq k \end{cases} \quad (3)$$

$$\mathbf{E}[\mathbf{v}(n)\mathbf{v}^H(n)] = \begin{cases} \mathbf{Q}_v(n), n=k \\ 0, n \neq k \end{cases} \quad (4)$$

где показатель степени H обозначает эрмитову транспозицию (т.е. комплекс соединения и преобразования) вектора или матрицы; $\mathbf{Q}_w(n)$ – это корреляционная матрица вектора помех, а $\mathbf{Q}_v(n)$ – это корреляционная матрица вектора помех при измерении. $\mathbf{Q}_w(n)$ и $\mathbf{Q}_v(n)$ неотрицательно определенные для всех n .

Допустим, что исходное состояние $\mathbf{x}(0)$ некоррелированное с $\mathbf{w}(n)$ и $\mathbf{v}(n)$ для $n \geq 0$, гауссова случайная независимая переменная $\mathbf{w}(n)$ и $\mathbf{v}(n)$ [7]. Векторы помех $\mathbf{w}(n)$ и $\mathbf{v}(n)$ – статически независимые процессы. Таким образом, формулируется задача фильтрации Калмана: используя все полученные в результате наблюдения данные, состоящие из векторов $\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(n)$, найти для каждого $n \geq 1$ минимальные среднеквадратические оценки компонентов состояния $\mathbf{x}(i)$ [7].

Переменные Калмана

Выше было определено большинство переменных, используемых в фильтре Калмана, которые основывались на одношаговом алгоритме прогнозирования. Следует предоставить еще несколько необходимых элементов для переменных, которые еще не были определены и приводятся ниже [7]:

- $\hat{\mathbf{x}}(n+1/Y_n)$ – прогнозируемая оценка вектора состояния при времени n , векторы наблюдения размерности $M \times 1$ известны: $\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(n)$;
- $\hat{\mathbf{x}}(n/Y_n)$ – оценка фильтрации вектора состояния при времени n , векторы наблюдения размерности $M \times 1$ известны: $\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(n)$;
- $\hat{\mathbf{y}}(n/Y_{n-1})$ – минимальная среднеквадратическая оценка данных наблюдений $\mathbf{y}(n)$ при времени n , векторы наблюдения известны: $\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(n)$ (размерность $N \times 1$);
- $\alpha = \mathbf{y}(n) - \hat{\mathbf{y}}(n/Y_{n-1})$ – новые данные в данных наблюдения $\mathbf{y}(n)$, новый вектор при времени n ;
- $\mathbf{R}(n) = \mathbf{E}[\alpha(n)\alpha^H(n)]$ – корреляционная матрица нового вектора $\alpha(n)$, $N \times N$;
- $\varepsilon(n) = \mathbf{x}(n) - \hat{\mathbf{x}}(n/Y_n)$ – отфильтрованный вектор погрешности;
- $\mathbf{\Pi}(n+1, n) = \mathbf{E}[\varepsilon(n+1, n)\varepsilon^H(n+1, n)]$ – корреляционная матрица погрешности в $\hat{\mathbf{x}}(n+1/Y_n)$ размерности $M \times M$;

- $\Pi(n, n) = E[\varepsilon(n, n)\varepsilon^H(n, n)]$ – корреляционная матрица погрешности в $\hat{x}(n/Y_n)$ размерности $M \times M$;
- $K_G(n)$ – коэффициент усиления Калмана размерности $M \times N$ при времени n .

Фильтр Калмана, основанный на одностадийном прогнозировании [7]

В распоряжении имеются данные наблюдения $y(1), y(2), \dots, y(n)$. Кроме того, известны следующие параметры: матрица переходов состояний $F(n, n+1) = F^{-1}(n+1, n)$, матрица измерений $C(n)$, матрица, выделяющая вектор помех $G(n)$, матрица, выделяющая вектор помех при измерении $D(n)$, корреляционная матрица вектора помех $Q_w(n)$, корреляционная матрица вектора помех при измерении $Q_v(n)$.

В моменты времени $n = 1, 2, 3, \dots$ производятся следующие вычисления

$$Q_2(n) = D(n)Q_v(n)D^H(n),$$

$$K_G(n) = F(n+1, n)\Pi(n, n-1)C^H(n) \times [C(n)\Pi(n, n-1)C^H(n) + Q_2(n)]^{-1},$$

$$\alpha(n) = y(n) - C(n)\hat{x}(n/Y_{n-1}),$$

$$\hat{x}(n+1/Y_n) = F(n+1, n)\hat{x}(n/Y_{n-1}) + G(n)\alpha(n)$$

$$\Pi(n) = \Pi(n, n-1) - F(n, n+1)G(n)C(n)K(n, n-1),$$

$$Q_1(n) = G(n)Q_w(n)G^H(n),$$

$$\Pi(n+1, n)F(n+1, n)\Pi(n)F^H(n+1, n) + Q_1(n).$$

Начальные условия

$$\hat{x}(1/Y_0) = E[x(1)],$$

$$\Pi(1, 0) = E[x(1 - E[x(1)])(x(1) - E[x(1)])^H] = \Pi_0.$$

Результаты эксперимента

Рис. 2 показывает общую структуру процесса измерения. Акселерометр ADXL202 установлен в центре тяжести автомобиля для из-

мерения продольного ускорения (a_x). Для определения продольного ускорения (v_x) использовался высокоточный бесконтактный измеритель скорости

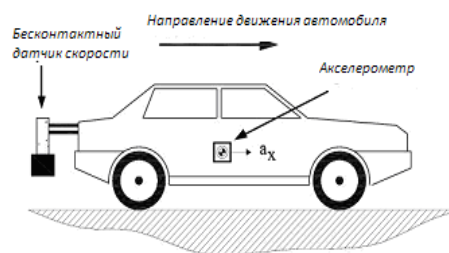


Рис. 2. Изображение мест, где установлены акселерометр и бесконтактный датчик

При этом обработка сигнала была произведена с помощью компьютера и 12-битной информационной карты сбора данных DAQCard-700. Частота дискретизации – 500 Гц. Данные о скорости автомобиля при эксплуатационных испытаниях показаны на рис. 3, а его продольное ускорение представлено на рис. 4. Следует обратить внимание на высокий уровень помех сигнала.

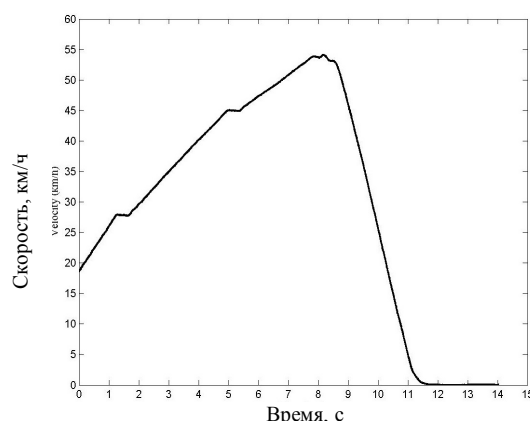


Рис. 3. Скорость (км/час) в зависимости от времени (с)

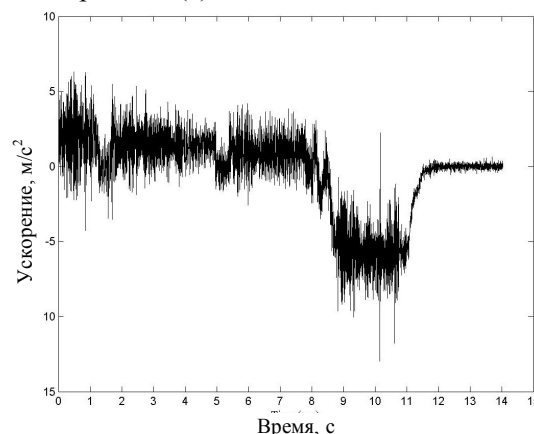


Рис. 4. Ускорение (м/с^2) в зависимости от времени (с)

Оптимальная фильтрация

Предполагалось, что акселерометр имеет разные уравнения

$$\begin{aligned}\dot{x}_1(t) &= x_2(t), \\ \dot{x}_2(t) &= w(t),\end{aligned}$$

и модель в пространстве состояний будет выражена как,

$$x(t) = Ax(t) + Ew(n), \quad (5)$$

$$y(t) = Cx(t) + Dv(t), \quad (6)$$

где составляющими вектора состояния $x(t)$ являются скорость и ускорение и

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad E = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad C = D = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Поэтому матрицы **F** и **G** дискретных во времени уравнений пространства состояний (1) и (2) будут следующими

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} \frac{T_s^2}{2} \\ T_s \end{bmatrix},$$

где T_s – это время замера.

Кроме того, для определения поверхности погрешностей фильтра были созданы следующие матрицы Q_w и Q_v :

$$Q_w = 10^{r_1} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q_v = 10^{r_2} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

где r_1 и r_2 были целыми числами, выбранными от 0 до 10. Затем функция потерь

$$J = E[\varepsilon(n)^H \varepsilon(n)].$$

Рис. 5 показывает нормализованную поверхность погрешностей фильтра. Для исследуемого примера оптимальным значением r_1 и r_2 будут соответственно 1 и 5.

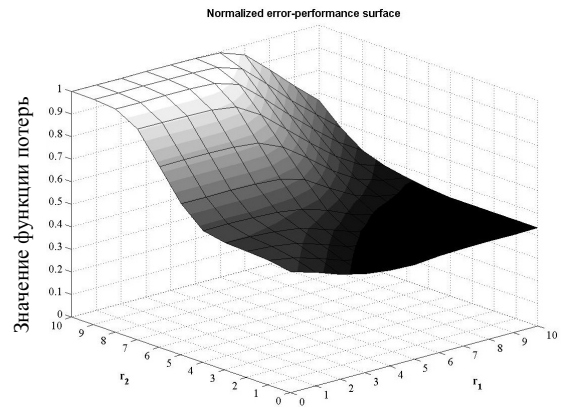


Рис. 5. Нормализованная поверхность погрешностей фильтра

Рис. 5 показывает отличие от [5], т.е. можно сделать вывод, что чувствительность фильтра не зависит от величины компонентов матриц Q_w и Q_v .

Рис. 6 показывает нормализованную кривую прогнозируемой корреляционной матрицы состояния $\Pi(n+1, n)$, а рис. 7 отображает предполагаемое ускорение.

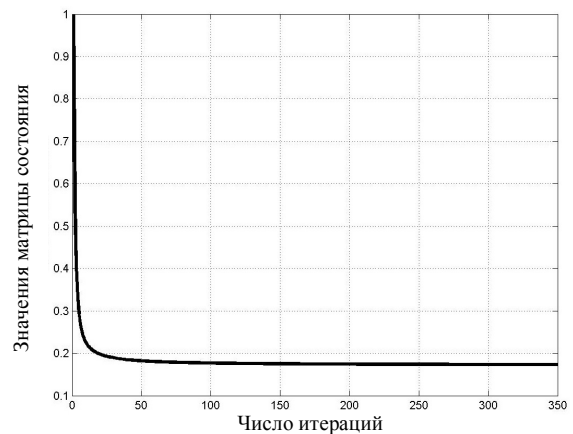


Рис. 6. Нормализованная кривая $\Pi(n+1, n)$

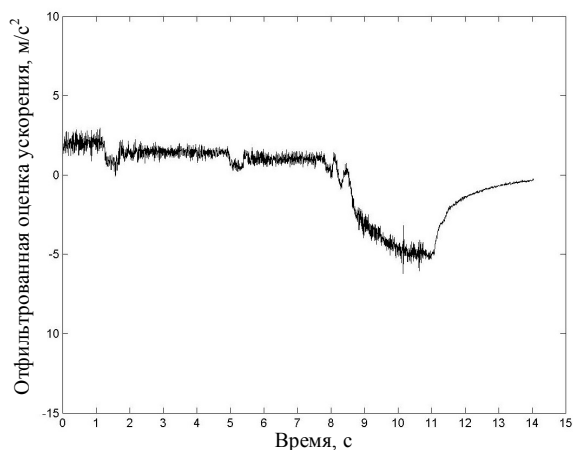


Рис. 7. Предполагаемое ускорение (м/с²) в зависимости от времени (с)

Рис. 8 показывает спектральную плотность мощности (СПМ) в дБ [14] для ускорения и для фильтрованного предполагаемого ускорения.

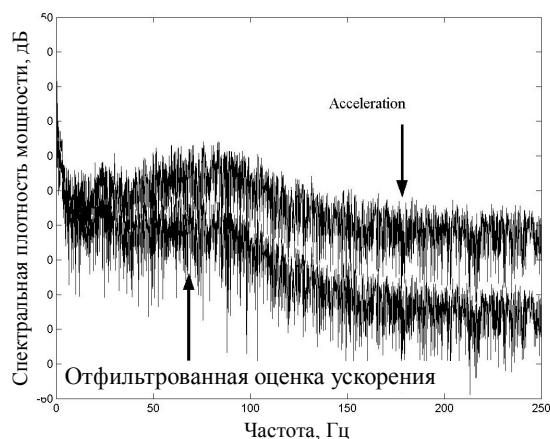


Рис. 8. СПМ ускорения и фильтрованного оценочного ускорения

Следует принять во внимание разницу между СПМ данных двух сигналов. Рис. 8 демонстрирует улучшение отношения сигнал/помеха (ОСП) для каждой определяемой частоты. Используя предложенный блок наблюдения, можно достичь улучшения ОСП около 20 дБ для частот выше 100 Гц, 16 дБ – для частот в диапазоне от 60 до 100 Гц и около 16 дБ – для более низких частот.

В результате проведенного эксперимента [15, 16] было доказано, что статическое ускорение не влияет на выходную мощность оптимизированного наблюдателя. Тем не менее, для применения в проблемных условиях рекомендуется сначала фильтровать сигнал, используя определенный фильтр верхних частот, а затем применять фильтр Калмана.

Выводы

В данной работе, как и в [15], для определения оптимальной оценки ускорения автомобиля в эксплуатационных условиях использовался фильтр Калмана.

Экспериментальные результаты показывают достаточное улучшение отношения сигнал/помеха для рассмотренной полосы частот фильтра.

Использование данного метода смогло преодолеть несоответствия в разработке опти-

мизирующих фильтров и интеллектуальных датчиков для применения в автомобильной промышленности.

Литература

1. Hernandez W. A survey on optimal signal processing techniques applied to improve the performance of mechanical sensors in automotive applications. / W. Hernandez // *Sensors*. – 2007. – Vol. 7. – P. 84–102.
2. Doob J.L. Stochastic processes / J.L. Doob. – John Wiley & Sons, 1953. – 458 p.
3. Dynkin E.B. Markov processes / E.B. Dynkin. – Springer-Verlag, 1965. – 623 p.
4. Papoulis A. Probability, random variables, and stochastic processes, 4th edn. / A. Papoulis. – NY: McGraw-Hill, 2001. – 571 p.
5. Hernandez W. Improving the responses of several accelerometers used in a car under performance tests by using Kalman filtering / W. Hernandez // *Sensors*. – 2001. – Vol. 1. – P. 38–52.
6. Hernandez W. Improving the response of a rollover sensor placed in a car under performance tests by using optimal signal processing techniques / W. Hernandez // *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Montreal, Quebec, Canada. – July 9–12, 2006. – P. 2803–2808.
7. Haykin S., Adaptive filter theory / S. Haykin. – Prentice-Hall, 2002. – 939 p.
8. Seong-hoon P. A Kalman / particle filter-based position and orientation estimation method using a position sensor / inertial measurement unit hybrid system / S.-h.P. Won, W.W. Melek, F. Golnaraghi // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – May 2010. – Vol. 57. – P. 1787–1798.
9. Salvatore N. Optimization of delayed-state Kalman-filter-based algorithm via differential evolution for sensorless control of induction motors/ N. Salvatore, A. Caponio, F. Neri, S. Stasi, G.L. Cascella // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – January 2010. – Vol. 57. – P. 385–394.
10. Mitsantisuk C. Kalman-filter-based sensor integration of variable power assist control based on human stiffness estimation / C. Mitsantisuk, S. Katsura, K. Ohishi // *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. – October 2009. – Vol. 56. – P. 3897–3905.
11. Szabat K. Indirect adaptive control of induction motor drive system with an elastic

- coupling / K. Szabat, T. Orłowska-Kowalska, M. Dybkowski // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – October. 2009. – Vol. 56. – P. 4038–4042.
12. Geng C. Direct yaw-moment control of an in-wheel-motored electric vehicle based on body slip angle fuzzy observer / C. Geng, V. Mostefai, M. Denai, Y. Hori // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2009. – Vol. 56. – P. 1411–1419.
13. Monk D. Accelerometers for Automotive Applications / D. Monk, D. Mladenovic, M. Skaw // Sensors for Automotive Technology. – WILEY-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA: Weinheim, Germany, 2003. – Vol. 4. – P. 269–296.
14. Oppenheim A.V. Discrete-time signal processing, 2nd edn. / A.V. Oppenheim, R.W. Schaffer, J.R. Buck. // Prentice-Hall. – 1999. – 322 p.
15. Hernández W. Estimation of the acceleration of a car under performance tests by using an optimal observer / W. Hernández, J. de Vicente, O.Yu. Sergiyenko, V.V. Tyrsa // Proceedings of IEEE-36th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics (IECON-2010). – Glendale-Phoenix, Arizona, USA, 7–10 November, 2010. – P. 2828–2832.
16. Hernández W. Improving the Performance of an Accelerometer by Using a BLMS Adaptive Filter / W. Hernández, J. de Vicente, O. Sergiyenko, E. Fernández // Proceedings of 2010 First International Conference on Sensor Devices, Technologies and Applications. – July 18–July 25. – Venice, Italy, 2010. – P.221–225.
- Рецензент: В.П. Волков, профессор, д.т.н., ХНАДУ.
- Статья поступила в редакцию 27 декабря 2011 г.
-