ОСОБЕННОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МЕТОДА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ ПРИ ОПЕРАЦИОННОЙ МОДАЛЬНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ

Козлов А.С.[1], Дудник С.В.[2], Култазин Н.М.[3], Ангапов В.Д.[4], Гринер В.[5]
Email: Kozlov17152@scientifictext.ru

[1]Козлов Александр Сергеевич - старший системный администратор,
филиал
Корпорация "Алайн Текнолоджи Ресерч энд Девелопмент, Инк";
[2]Дудник Сергей Викторович - ведущий эксперт,
департамент инфраструктурных решений,
Сбербанк,
г. Москва;
[3]Култазин Нурлан Муратович - инженер инфраструктуры,
Astana International Exchange,
г. Нур-Султан, Республика Казахстан;
[4]Ангапов Василий Данилович - старший системный архитектор,
Digital IQ, г. Улан-Удэ;
[5]Гринер Вадим - главный инженер по качеству,
Red Hat, г. Модиин-Маккабим-Реут, Израиль

Аннотация: *рассмотрены методы построения алгоритмов операционного модального анализа для моделей с линейным изменением параметров во времени в системах виртуальных сенсоров архитектуры Sensor-Cloud. Показано, что алгоритмы операционного модального анализа для моделей с линейным изменением параметров во времени могут быть разделены на методы анализа во временной области и методы частотно-временного анализа. Разработан алгоритм обновления скользящего окна в рамках метода рекурсивного анализа главных компонент собственного вектора на базе метода ограничения памяти. В результате предложена схема построения алгоритмов определения переходных модальных параметров при помощи метода рекурсивного анализа главных компонент собственного вектора на базе метода ограничения памяти.*
Ключевые слова: *алгоритм операционного модального анализа, линейное изменение параметров во времени, архитектура Sensor-Cloud, скользящее окно, рекурсивный анализ главных компонент собственного вектора, виртуальный сенсор.*

PECULIARITIES OF APPLICATION OF THE PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS METHOD FOR ADAPTIVE OPERATIONAL MODAL IDENTIFICATION

Kozlov A.S.[1], Dudnik S.V.[2], Kultazin N.M.[3], Angapov V.D.[4], Griner V.[5]

[1]Kozlov Aleksandr Sergeevich - Sr. System Administrator,
BRANCH
"ALIGN TECHNOLOGY RESEARCH AND DEVELOPMENT INCORPORATED", EMEA RUSSIAN REGION;
[2]Dudnik Sergei Victorovich - Leading Expert,
DEPARTMENT OF INFRASTRUCTURE SOLUTIONS,
SBERBANK,
MOSCOW;
[3]Kultazin Nurlan Muratovich - Infrastructure Engineer,
ASTANA INTERNATIONAL EXCHANGE,
NUR-SULTAN, REPUBLIC OF KAZAKHSTAN;
[4]Angapov Vasilii Danilovich - Senior systems Architect,
DIGITAL IQ, ULAN – UDE;
[5]Griner Vadim - Senior Quality Engineer,
RED HAT, MODIIN MACCABIM REUT, ISRAEL

Abstract: *the methods of constructing operational modal analysis algorithms for models with linear time-varying parameters at the virtual sensor systems of the Sensor-Cloud architecture are considered. It is shown that operational modal analysis algorithms for models with linear time-varying parameters can be divided into methods in the time domain and methods of time-frequency analysis. An algorithm for updating a moving window has been developed within the framework of the method of recursive analysis of the main components of the eigenvector based on the method of memory limitation. As a result, a scheme is proposed for constructing algorithms for determining transient modal parameters using the method of recursive analysis of the main components of the eigenvector based on the method of memory limitation.*

Keywords: *operational modal analysis algorithm, linear time-varying, Sensor-Cloud architecture, moving window, limited memory eigenvector recursive principal component analysis, virtual sensor.*

УДК 004.021

Введение

На сегодняшний день использование алгоритмов операционного модального анализа (OPA, Operational Modal Analysis) в рамках методологии оценки модального поведения модели, которая базируется на основе статистических исследований (преднапряженный модальный анализ), широко внедряются в системы организации виртуальных сенсоров по серверам системы. В особенности это характерно для моделей с линейным изменением параметров во времени (LTV, Linear Time-Varying), а также плавным линейным изменением параметров во времени (SLTV, Slow Linear Time-Varying) в связи с относительной простотой математического моделирования. В данном исследовании предлагается разработать математический аппарат построения алгоритмов LTV-OPA для архитектуры Sensor-Cloud, как наиболее продуктивной схемы организации виртуальных сенсоров, что определяет ***актуальность*** данного исследования.

Анализ последних исследований и публикаций в данной области позволил классифицировать методы LTV-OMA как методы анализа во временной области и методы частотно-временного анализа [1-4]. Методы анализа во временной области включает в себя алгоритмы на базе TSS (Time-dependent State Space) и TARMA (Time-Dependent Autoregressive Moving Average), в частности алгоритмы идентификации с подавлением шумов [5] и рекурсивные методы TSS на базе статистических данных нескольких экспериментов [6]. В отношении подходов на базе частотно-временного анализа показан приоритет вейвлет-метода частотной характеристики для оценки изменяющихся во времени параметров [7]. Также рассмотрены алгоритмы скользящего окна (moving window) для SLTV и OMA-алгоритмы на основе анализа основных компонентов ограниченной памяти (LMPCA, Limited Memory Principal Component Analysis), которые были в дальнейшем использованы при построении соответствующих компонент математического аппарата [8]. Также анализ включал в себя оценку параметров систем виртуальных сенсоров, таких как оценка доверия [9, 10], безопасность, конфиденциальность [11] и надежность хранения данных [12]. Система датчиков, которая может быть организована в соответствии с концепцией архитектуры Sensor-Cloud, обеспечивает сбор данных [13, 14] на уровне моделирования систем различного типа [15 - 18] с большим числом датчиков и соответствующих потоков данных, которые от них поступают.

Разработанные алгоритмы характеризуются высокими требованиями к использованию памяти и времени обработки запроса, что не подходит для оперативного мониторинга состояния системы в режиме реального времени и соответствующей диагностики, что было выделено как ***нерешенную часть общей проблемы***.

Целью работы является разработка комплексной методологии построения OPA-алгоритмов организации виртуальных сенсоров в рамках архитектуры Sensor-Cloud при помощи методов скользящего окна и LMPCA-методов.

1. Построение алгоритмов на базе метода рекурсивного анализа главных компонент собственного вектора

Стандартный подход подразумевает выполнение процедуры обновления образцов экспериментальных данных на базе метода ограничения памяти в рамках которого добавлению нового образца предшествует удаление самого старого образца из матрицы данных. Но в то же время более перспективным методом представляется рекурсивный анализ главных компонент собственного вектора (ERPCA, Eigenvector Recursive Principal Component Analysis), который включает в себя обновление главных компоненты и собственных векторов через значения собственных векторов, которые были получены на предыдущей итерации. При этом модель может быть рассчитана с помощью рекурсивного подхода, что соответствует рекурсивному анализу главных компонент собственного вектора на базе метода ограничения памяти (LMERPCA, Limited Memory Eigenvector Recursive Principal Component Analysis) — таким образом, существенно уменьшается ресурсоемкость соответствующих алгоритмов. В данном исследовании предлагается объединить LMERPCA и метод скользящего окна, рекурсивно обновляя при этом выбранную часть данных для каждой выборки.

Базовая схема обновления скользящего окна, которое характеризуется длиной l, представлена на рис. 1-3. Пусть полный набор данных, поступающих от виртуальных сенсоров в различные моменты времени может быть выражен математически через матрицу временных функций $\mathbf{X}(t)$ размерности $M \times N$:

$$
\mathbf{X}(t)=\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \cdots \\ x_m(t) \\ \cdots \\ x_M(t) \end{bmatrix}, \mathbf{X}(t)\in\mathbb{R}^{M\times N}, \qquad (1)
$$

которая, в свою очередь, может быть расписана как:

$$
\mathbf{X}(t)=
$$
$$
\begin{bmatrix}
x_1(1) & x_1(2) & \dots & x_1(n) & x_1(n+1) & \dots & x_1(n+l-1) & x_1(n+l) & \dots & x_1(N-1) & x_1(N) \\
x_2(1) & x_2(2) & \dots & x_2(n) & x_2(n+1) & \dots & x_2(n+l-1) & x_2(n+l) & \dots & x_2(N-1) & x_2(N) \\
 & & & & & & \vdots & & & & \\
x_m(1) & x_m(2) & \dots & x_m(n) & x_m(n+1) & \dots & x_m(n+l-1) & x_m(n+l) & \dots & x_m(N-1) & x_m(N) \\
 & & & & & & \vdots & & & & \\
x_M(1) & x_M(2) & \dots & x_M(n) & x_M(n+1) & \dots & x_M(n+l-1) & x_M(n+l) & \dots & x_M(N-1) & x_M(N)
\end{bmatrix}. \qquad (2)
$$

Пусть в данный момент времени скользящее окно представляет собой матрицу $\mathbf{X}_l^n$. Переход к матрице $\mathbf{X}_l^{n+1}$ осуществляется через удаление образца $\bar{x}_1^n$ и добавление образца $\bar{x}_1^{(n+l)}$ (рис. 1-2).

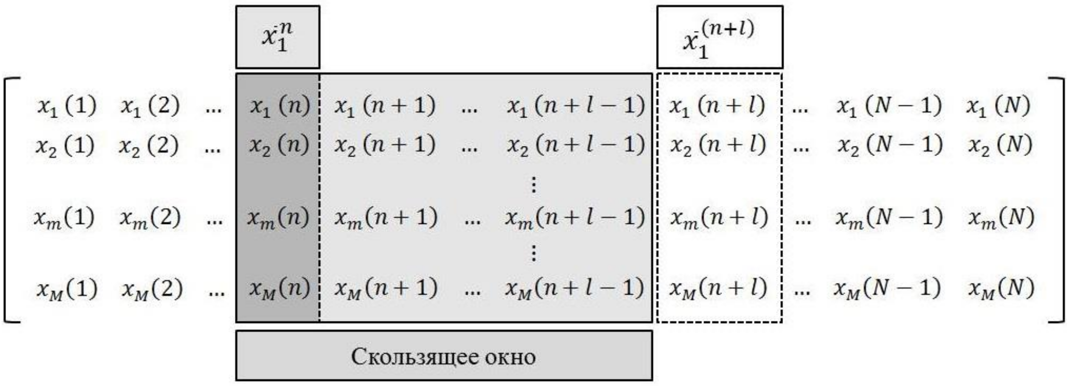

Рис. 1. Схема выделения старого и нового образца матрицы

Рис. 2. Схема перехода скользящего окна между состояниями $\mathbf{X}_l^n \rightarrow \mathbf{X}_l^{n+1}$

В соответствии с данных алгоритмом происходит анализ всей матрицы данных, поступающих от виртуальных сенсоров в различные моменты времени, при этом промежуточное окно используется в качестве переходной матрицы (рис. 3).

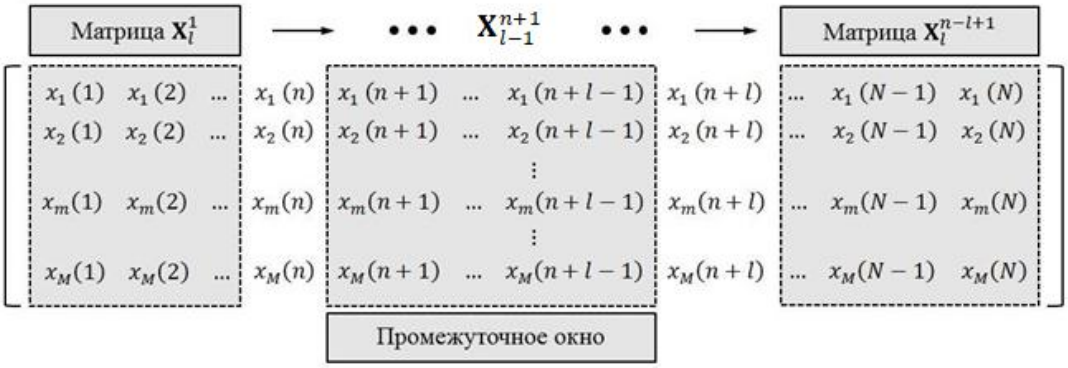

Рис. 3. Базовая схема обновления скользящего окна в рамках метода LMERPCA

2. Разработка алгоритмов на основе метода LMERPCA

Представим базовую схему обновления скользящего окна в рамках метода LMERPCA, представленную на рис. 1-3 на математическом уровне. Для стека памяти, ограниченного длиной l, она включает в себя анализ образца $\mathbf{X}_l^n$ размерности $M \times N$ в момент времени $t(n)$ и, соответственно, образца $\mathbf{X}_l^{n+1}$ размерности $M \times N$ в момент времени $t(n+1)$. Матрица общих данных для $\mathbf{X}_l^n$ и $\mathbf{X}_l^{n+1}$ (промежуточная матрица) может быть записана как $\mathbf{X}_{l-1}^{n+1}$ (рис. 3) размерности $M \times (N-1)$.

Введем понятия вектора средних значений $\bar{b}_{X_l^n}$ размерности $M \times 1$ и автокорреляционной матрицы $\mathbf{C}_{X_l^n}$ размерности $M \times M$ для $\mathbf{X}_l^n$. При переходе к матрице $\mathbf{X}_{l-1}^{n+1}$ мы соответственно получаем вектора средних значений $\bar{b}_{X_{l-1}^{n+1}}$ размерности $M \times 1$ и автокорреляционную матрицу $\mathbf{C}_{X_{l-1}^{n+1}}$ размерности $M \times M$ для $\mathbf{X}_l^n$ для промежуточной матрицы $\mathbf{X}_{l-1}^{n+1}$ размерности $M \times (N-1)$, которые могут быть определены как:

$$\bar{b}_{X_{l-1}^{n+1}} = \frac{l \cdot \bar{b}_{X_l^n} - \bar{x}_1^n}{l-1}, \tag{3}$$

$$\mathbf{C}_{X_{l-1}^{n+1}} = \frac{(l-1) \cdot \mathbf{A}_{S1}}{l-2} + \mathbf{A}_{S2} + \frac{\bar{x}_1^n \cdot (\bar{x}_1^n)^{\mathrm{T}}}{l-2}, \tag{4}$$

где:

$$\begin{cases} \mathbf{A}_{\Sigma 1} = \left(\mathbf{S}_{\mathbf{C}_{X_l^n}}\right)^{-1} \cdot \mathbf{S}_{\mathbf{C}_{X_{l-1}^{n+1}}} \cdot \mathbf{C}_{X_{l-1}^{n+1}} \cdot \mathbf{S}_{\mathbf{C}_{X_{l-1}^{n+1}}} \cdot \left(\mathbf{S}_{\mathbf{C}_{X_l^n}}\right)^{-1} \\ \mathbf{A}_{\Sigma 2} = \left(\mathbf{S}_{\mathbf{C}_{X_l^n}}\right)^{-1} \cdot \Delta\bar{b}_{X_l^n} \cdot \left(\Delta\bar{b}_{X_l^n}\right)^{\mathrm{T}} \cdot \left(\mathbf{S}_{\mathbf{C}_{X_l^n}}\right)^{-1} \end{cases}, \tag{5}$$

причем $\Delta\bar{b}_{X_l^n}$ представляет собой диагональную матрицу среднеквадратичного отклонения скользящего окна до обновления, а $\mathbf{S}_{\mathbf{C}_{X_{l-1}^{n+1}}}$ — диагональную матрицу среднеквадратичного отклонения промежуточного окна:

$$\begin{cases} \Delta\bar{b}_{X_l^n} = \bar{b}_{X_l^n} - \bar{b}_{X_{l-1}^{n+1}} \\ \mathbf{S}_{\mathbf{C}_{X_{l-1}^{n+1}}} \in \mathbb{R}^{M \times M} \end{cases} \tag{6}$$

В рамках модели LMERPCA процедура обновления происходит при каждом добавлении каждого нового элемента массива данных, поэтому такие показатели как общая дисперсия и среднее значение изменяются постепенно, что может быть использовано для модификации и упрощения алгоритма расчета $\mathbf{C}_{X_{l-1}^{n+1}}$:

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}_l^{n+1}(\mathbf{X}_l^{n+1})^{\mathrm{T}}} \approx \mathbf{C}_{\mathbf{X}_l^n(\mathbf{X}_l^n)^{\mathrm{T}}} + \frac{\bar{x}_1^{n+1} \cdot (\bar{x}_1^{n+1})^{\mathrm{T}}}{l-1} - \frac{\bar{x}_1^n \cdot (\bar{x}_1^n)^{\mathrm{T}}}{l-1}, \tag{7}$$

где $\bar{x}_1^{n+1} \cdot (\bar{x}_1^{n+1})^{\mathrm{T}}$ и $\bar{x}_1^n \cdot (\bar{x}_1^n)^{\mathrm{T}}$ являются матрицами первого ранга, представляя собо результат произведения двух векторов. В соответствии с определением поправки ранга автокорреляционная матрица $\mathbf{C}_{\mathbf{x}_l^{n+1}(\mathbf{x}_l^{n+1})^{\mathrm{T}}}$ на этапе $t(n+1)$ может быть рассчитана через собственные векторы и векторы главных компонент.

Ортогональное разложение автокорреляционной матрицы $\mathbf{C}_{\mathbf{x}_l^{n}(\mathbf{x}_l^{n})^{\mathrm{T}}}$ может быть представлено как $\mathbf{V}^n \cdot \mathbf{\Lambda}^n \cdot (\mathbf{V}^n)^{\mathrm{T}}$, где $\mathbf{V}^n$ — единичная ортогональная матрица и $\mathbf{\Lambda}^n$ — диагональная матрица, построенная на базе собственных векторов автокорреляционной функции. Таким образом, если представить уравнение (7) как:

$$\mathbf{C}_{\mathbf{x}_l^{n+1}(\mathbf{x}_l^{n+1})^{\mathrm{T}}} = \mathbf{V}^n \cdot (\mathbf{F} + \mu \cdot \bar{v} \cdot (\bar{v})^{\mathrm{T}}) + \frac{\bar{x}_1^{n+1} \cdot (\bar{x}_1^{n+1})^{\mathrm{T}}}{l-1}, \qquad (8)$$

где $\mathbf{F}$, μ и $\bar{v}$ может быть определено как:

$$\begin{cases} \mathbf{F} = \mathbf{\Lambda}^n \\ \mu = \dfrac{1}{1-l} \\ \bar{v} = (\mathbf{P}^n)^{\mathrm{T}} \end{cases}, \qquad (9)$$

то после применения поправки ранга может быть получено следующее уравнение:

$$(\mathbf{V}^n)' \cdot (\mathbf{\Lambda}^n)' \cdot \left((\mathbf{V}^n)'\right)^{\mathrm{T}} = \mathbf{\Lambda}^n - \frac{((\mathbf{V}^n)^{\mathrm{T}} \cdot \bar{x}_1^n) \cdot ((\mathbf{V}^n)^{\mathrm{T}} \cdot \bar{x}_1^n)^{\mathrm{T}}}{l-1}, \qquad (10)$$

что позволяет рассчитать $\mathbf{C}_{\mathbf{x}_l^{n+1}(\mathbf{x}_l^{n+1})^{\mathrm{T}}}$ как

$$\mathbf{C}_{\mathbf{x}_l^{n+1}(\mathbf{x}_l^{n+1})^{\mathrm{T}}} = \frac{\bar{x}_1^n \cdot (\bar{x}_1^n)^{\mathrm{T}}}{l-1} + \mathbf{V}^n \cdot \left((\mathbf{V}^n)' \cdot (\mathbf{\Lambda}^n)' \cdot \left((\mathbf{V}^n)'\right)^{\mathrm{T}}\right) \cdot \left((\mathbf{V}^n)'\right)^{\mathrm{T}}. \qquad (11)$$

Полученное уравнение можно записать как:

$$\mathbf{C}_{\mathbf{x}_l^{n+1}(\mathbf{x}_l^{n+1})^{\mathrm{T}}} = \mathbf{V}^n \cdot (\mathbf{V}^n)' \cdot (\mathbf{F} + \mu' \cdot \bar{v}' \cdot (\bar{v}')^{\mathrm{T}}) \cdot (\mathbf{V}^n \cdot (\mathbf{V}^n)')^{\mathrm{T}}. \qquad (12)$$

где

$$\begin{cases} \mathbf{F}' = (\mathbf{\Lambda}^n)' \\ \mu' = \dfrac{1}{1-l} \\ \bar{v}' = ((\mathbf{V}^n)')^{\mathrm{T}} \cdot (\mathbf{V}^n)^{\mathrm{T}} \cdot \bar{x}_1^{n+1} \end{cases}, \qquad (13)$$

т.е., после второй поправки ранга уравнению (10) соответствует следующее уравнение:

$$(\mathbf{V}^n)'' \cdot (\mathbf{\Lambda}^n)'' \cdot ((\mathbf{V}^n)'')^{\mathrm{T}} = (\mathbf{\Lambda}^n)' - \frac{\left(\left((\mathbf{V}^n)'\right)^{\mathrm{T}} \cdot \bar{x}_1^n\right) \cdot \left(\left((\mathbf{V}^n)'\right)^{\mathrm{T}} \cdot \bar{x}_1^n\right)^{\mathrm{T}}}{l-1}, \qquad (14)$$

соответсвенно автокорреляционная матрица рассчитывается как:

$$\mathbf{C}_{\mathbf{x}_l^{n+1}(\mathbf{x}_l^{n+1})^{\mathrm{T}}} = (\mathbf{V}^n \cdot (\mathbf{V}^n)' \cdot (\mathbf{V}^n)'') \cdot (\mathbf{\Lambda}^n)'' \cdot (\mathbf{V}^n \cdot (\mathbf{V}^n)' \cdot (\mathbf{V}^n)'')^{\mathrm{T}}. \qquad (15)$$

На основе проведенного выше анализа обновленное значение собственного вектора $\mathbf{V}^{n+1}$ и главных компонент $\mathbf{Z}_l^{n+1}$ может быть рассчитано следующим образом:

$$\mathbf{V}^{n+1} = \mathbf{V}^n \cdot (\mathbf{V}^n)' \cdot (\mathbf{V}^n)'' \qquad (16)$$

$$\mathbf{Z}_l^{n+1} = (\mathbf{V}^{n+1})^{\mathrm{T}} \cdot \mathbf{X}_l^{N+1} \qquad (17)$$

Соответственно в рамках данной математической модели показан алгоритм обновления собственных векторов и главных компонент, который может быть использован для построения методологии определения переходных модальных параметров на базе метода LMERPCA. В рамках данного подхода метод LMERPCA используется для обновления собственных векторов и собственных значений рекурсивного анализа, а также главных компонент в условиях ограниченного объема памяти.

Выводы

В результате проведенного исследования были рассмотрены методы построения алгоритмов операционного модального анализа для моделей с линейным изменением параметров во времени в системах виртуальных сенсоров архитектуры Sensor-Cloud. Было показано, что алгоритмы операционного модального анализа для моделей с линейным изменением параметров во времени могут быть разделены на методы анализа во временной области и методы частотно-временного анализа, что в дальнейшем было положено в основу классификации и систематизации составляющих элементов задачи. Был разработан алгоритм обновления скользящего окна в рамках метода рекурсивного анализа главных компонент собственного вектора на базе метода ограничения памяти и предложена схема построения алгоритмов определения переходных модальных параметров при помощи метода рекурсивного анализа главных компонент собственного вектора на базе метода ограничения памяти.

Список литературы / References

1. *Brandt A.* A signal processing framework for operational modal analysis in time and frequency domain. Mech. Syst. Signal Process. 115, 380–393, 2019.
2. *Kedadouche M., Liu Z., Vu V.H.* A new approach based on OMA-empirical wavelet transforms for bearing fault diagnosis. Measurement 90, 292–308, 2016.
3. *Mcclure G.*, 2019. Using Ambient Vibration Measurements (AVM) and Operational Modal Analysis (OMA) to Characterize Telecommunication Monopoles. Current Trends in Civil & Structural Engineering, 3 (5). doi: 10.33552/ctcse.2019.03.000571.
4. *Grittner L., Kleiner C. & Kadenbach D.,* 2007. Implementing OMA DRM Using Web Services: An Approach to Integrate OMA DRM and Web Services on Mobile Units, 2007. International Conference on Mobile Data Management. doi: 10.1109/mdm.2007.84
5. *Liu K., Deng L.* Identification of pseudo-natural frequencies of an axially moving cantilever beam using a subspace-based algorithm. Mech. Syst. Signal Process. 20 (1). 94–113, 2006.
6. *Ma Z.S., Liu L. et al.* Parametric output-only identification of time-varying structures using a kernel recursive extended least squares TARMA approach. Mech. Syst. Signal Process, 2018. 98, 684–701.
7. *Dziedziech K., Staszewski W.J., Uhl T*. Wavelet-based modal analysis for time-variant systems. Mech. Syst. Signal Process, 2018. 50–51, 323–337.
8. *Yoshida T., Yamaguchi A. & Wake T.,* 2004. Visual Search for Change Is Memory-Limited, But Tactile Search for Change Is Process-Limited. PsycEXTRA Dataset. doi: 10.1037/e537052012-571.
9. *Wang T., Zhang G. et al.* A novel trust mechanism based on fog computing in sensor-cloud system. Future Gener. Comput. Syst., 2018.
10. *Zhang G., Wang T. et al.* Detection of hidden data attacks combined fog computing and trust evaluation method in sensor-cloud system. Concur, 2018. Comput. Pract. Exp. e5109.
11. *Wang T., Zhang G. et al*. A secure IoT service architecture with an efficient balance dynamics based on cloud and edge computing. IEEE Internet Things J., 2018. 128 C.
12. *Wang T., Zhou J. et al*. Fog-based computing and storage offloading for data synchronization in IoT. IEEE Internet Things J., 2018. doi.org/10.1109/jiot.2018. 2875915.
13. *Wang T., Zeng J. et al.* Data collection from WSNs to the cloud based on mobile Fog elements. Future Gener. Comput. Syst., 2017.
14. *Oteafy S.M. & Hassanein H.S.,* 2014. Cloud-Centric WSNs. Dynamic Wireless Sensor Networks, 39–50. doi: 10.1002/9781118761977.ch5.
15. *Ren Y., Liu W. et al.* A collaboration platform for effective task and data reporter selection in crowdsourcing network, 2019. IEEE Access 7, 19238–19257.
16. *Teng H., Liu W. et al.* A cost-efficient greedy code dissemination scheme through vehicle to sensing devices (V2SD) communication in smart city, 2019. IEEE Access 7, 16675–16694.
17. *Huang B., Liu W. et al.* Deployment optimization of data centers in vehicular networks, 2019. IEEE Access 7, 20644–20663.
18. *Li J., Liu W. et al*. Battery-friendly relay selection scheme for prolonging the lifetimes of sensor nodes in the internet of things, 2019. IEEE Access.