Особенности функциональных взаимосвязей параметров изменяющегося во времени диагностического сигнала при моделировании, распознавании состояний и мониторинге систем

А.В. Седов, О.О. Пушкарева, К.О. Жариков, Н.В. Вербин

Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова, Новочеркасск

Аннотация: При оперативной диагностике и распознавании состояний сложных технических систем важной является задача выявления малых детерминированных во времени изменений сложных измеряемых диагностических сигналов контролируемого объекта. Для этих целей сигнал преобразуют в малоразмерный образ в диагностическом признаковом пространстве, перемещающийся по разным по форме траекториям, в зависимости от характера и величины изменений. Были обнаружены аналитические функциональные зависимости, связывающие конкретный вид изменения сигнала с формой траектории движения образа в признаковом пространстве. Предложенный траекторный подход упрощает идентификацию, оперативную диагностику и мониторинг состояния объектов, в частности, при низкочастотной диагностике и дефектоскопии конструкций, вибродиагностике, контроле напряженного состояния объекта по анализу временных характеристик функций отклика на воздействие и т.п.
Ключевые слова: моделирование, траектории движения образов, функциональные зависимости, малозаметные изменения сложных сигналов, аналитическое описание траекторий.

Введение

Рассматриваемую задачу можно определить, как динамическую задачу моделирования, оценки состояния сложных систем [1], параметрической идентификации [2], которая может сводиться к подходам распознавания образов и кластеризации, состоящим в определении форм *траекторий перемещения* образа объекта в диагностическом пространстве состояния малой размерности в случае монотонного изменения состояния объекта во времени [3-5]. Форма траекторий перемещения образа, определяемых по изменениям измеряемых параметров объекта, позволяет распознавать в сложной динамике малые типовые изменения сигналов [5,6]. В качестве малых типовых изменений сигналов рассматриваются: масштабирование сложного сигнала по амплитуде, по времени и фазовые изменения. В работе акцент делается на случай масштабирования по времени, как наиболее интересный и сложно выявляемый. Подобное изменение проявляется, например, при низкочастотной диагностике статического напряжения конструкций, основанной на регистрации изменения поверхностных волновых свойств [7].

Принцип построения признакового пространства

Обучаемое ортонормированное диагностическое признаковое пространство строится на основе выборки $\{f_1, f_2, f_3, \ldots, f_n\} \in \mathbf{R}^{N \times n}$, состоящей из типовых векторов $f_i(t)$ измеренных сигналов, соответствующих основным состояниям контролируемого объекта, связанных причинно-следственными связями [5,6]. Изначально векторы f_i матрицы $\mathbf{f} = [f_1, f_2, f_3, \ldots, f_n]^T \in \mathbf{R}^{n \times N}$ линейно зависимые, то есть $\operatorname{rank}(\mathbf{f}) << n$.

Реализуемое признаковое пространство определяется ортогональным матричным преобразованием $\mathbf{A} = \mathbf{f}\,\Xi$ матрицы $\mathbf{f}$ в матрицу образов $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ с использованием матрицы преобразования $\Xi \in \mathbf{R}^{N \times m}$. Преобразование позволяет снизить избыточную размерность f_i из $\mathbf{f}$ как правило связанную со случайными малоинформативными вариациями векторов f_i. Матрица $\Xi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3, \ldots, \xi_m]$, составленная из векторов ξ_i при этом определяет линейное ортогональное подпространство $\mathbf{R}^m$ в $\mathbf{R}^N$.

Векторы ξ_i образуют ортонормированный базис, то есть $\Xi^T \Xi = I_m$. Матрица Ξ реализует ортогональное сжатие пространства $\mathbf{R}^N$ векторов f_i в пространство $\mathbf{R}^m$ малоразмерных образов $\boldsymbol{A}_i$ и при этом $m \ll N$. Обучающая матрица $\mathbf{f}$ преобразуется в матрицу образов $\mathbf{A} = [\boldsymbol{A}_1, \boldsymbol{A}_2, \boldsymbol{A}_3, \ldots \boldsymbol{A}_n]^T \in \mathbf{R}^{n \times m}$.

Ортогональное преобразование векторов $f_i \in \mathbf{R}^N$ по базису Ξ можно представить выражением $f_i = \Xi \boldsymbol{A}_i + \boldsymbol{A}_0$ с постоянной составляющей $\boldsymbol{A}_0$ векторов f_i .

Обучение или настройка базиса преобразования Ξ по выборке $\mathbf{f}$ осуществляется путем решения комплекса задач оптимизации со следующими критериями [5-7]:

$$\left\|\mathbf{f}-\mathbf{A}\Xi^{T}-\mathbf{A}_0\right\|_2 \to \min; \ \left\|\Xi^{T}\Xi-I_m\right\|_2 \to \min; \ \sum_{\substack{i,j=1\\ i\neq j}}^{n}\left\|\boldsymbol{A}_i-\boldsymbol{A}_j\right\|_2 \to \max.$$

В матрице Ξ вектора ξ_i упорядочиваются по убыванию дисперсии проекций образов $\boldsymbol{A}_j,\ j=\overline{1,n}$ выборки $\mathbf{A}$ на выбранную ось ξ_i.

Траектории перемещения образов $\boldsymbol{A}_i$ при последовательном во времени изменении сигналов $f_i, i=\overline{1,n}$ анализируют по двумерным проекциям на координатные плоскости: $(\xi_1,\xi_2),(\xi_1,\xi_3),\dots,(\xi_1,\xi_m)$. В начале выбирают координаты имеющие максимальные разбросы проекций образов, то есть плоскость (ξ_1,ξ_2) и далее в порядке убывания.

Аппарат построения малоразмерного признакового пространства близок к используемому в [5,6] и подобен каноническим разложениям, применяемым в факторном, кластерном и многомерном статистическом анализе.

Моделирование траекторий образов при масштабировании сигнала по времени

Сложный по форме измеряемый диагностический сигнал $f(t)$ представим разложением в ряд Фурье:

$$f(t)=a_0/2+\sum_{k=1}^{\infty}\left(a_k\cos\tfrac{2\pi k(t/\varepsilon)}{T}+b_k\sin\tfrac{2\pi k(t/\varepsilon)}{T}\right).$$

Масштабирование сигнала $f(t)$ по времени реализуем заменой переменной времени t на отношение t/ε. Изменение масштаба можно трактовать, как изменение частот гармонических составляющих $f(t)$ в соответствии с выражением $\omega'_k = 2\pi k/(\varepsilon T)$.

Для выявления траекторных закономерностей, не уменьшая общности подхода и с учетом принципа суперпозиции сигнал $f(t)$ можно упростить до одной гармонической составляющей:

$$f(t) = a_1 \cos\tfrac{2\pi(t/\varepsilon)}{T} + b_1 \sin\tfrac{2\pi(t/\varepsilon)}{T} = A_1 \sin\left(\tfrac{2\pi t}{\varepsilon T} + \varphi_0\right).$$

Реализуем выборку $\{f_i(t)\}, i = \overline{1,20}$ определив: $A_1 = 1$, $\varphi_0 = 0$, $T = 300$, $t = \overline{0, T-1}$, масштабируя по времени используя $\varepsilon = 1/(1 + 0{,}01 \cdot i)$.

Для выборки $\{f_i(t)\}$ построим ортонормированный базис $\Xi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3, \ldots, \xi_6]$ признакового пространства при этом зададимся m=6 с точки зрения наибольшей допустимой погрешностью воспроизведения $\tilde{f}(t)$ не большей 0.1%.

Важная функциональная зависимость была выявлена при получении проекций траекторий двумерных образов $\boldsymbol{A}_i$ в полученном признаковом пространстве на координатные плоскости: $(\xi_1, \xi_2), (\xi_1, \xi_3), \ldots, (\xi_1, \xi_m)$. Так, траектория проекций образов на плоскость (ξ_1, ξ_2) точно описывается полином второй степени – параболой $A_{2j} = \alpha_{12} A_{1j}^2 + \beta_{12} A_{1j} + \gamma_{12}$.

Траектория проекций образов $\boldsymbol{A}_i$ на плоскость (ξ_1, ξ_3) точно описывается алгебраическим полином третьей степени – кубической параболой $A_{3j} = \mu_{13} A_{1j}^3 + \alpha_{13} A_{1j}^2 + \beta_{13} A_{1j} + \gamma_{13}$.

Траектория проекций образов $\boldsymbol{A}_i$ на плоскость (ξ_1, ξ_4) - алгебраическим полином четвертой степени $A_{4j} = \nu_{14} A_{1j}^4 + \mu_{14} A_{1j}^3 + \alpha_{14} A_{1j}^2 + \beta_{14} A_{1j} + \gamma_{14}$.

Полиномиальная закономерность для траекторий образов $\boldsymbol{A}_i$ на плоскостях (ξ_1, ξ_k) была выявлена и для плоскостей при $k > 4$, но с увеличением k диапазон изменения координат A_{ik} образов достаточно быстро уменьшается и при определенных значениях k становится близким к погрешности расчета. В этом случае исследование траекторий образов теряет смысл.

Все m координат перемещаемого образа $\boldsymbol{A}_i = [A_{i1}, A_{i2}, \ldots A_{im}]^{\mathbf{T}}$ линейно независимы, но нелинейно полиномиально взаимосвязаны друг с другом. Координаты $A_{ik}, k = \overline{2,m}$ образов $\boldsymbol{A}_i$ полностью определяются алгебраической полиномиальной зависимостью k-го порядка и зависят только от первой координаты A_{i1}.

Исходя из принципа суперпозиции и возможности представления сложных измеряемых сигналов $f(t)$ в форме ряда Фурье, при масштабировании сигнала во времени описание динамики его изменения полностью определяется изменением только одной первой координаты A_{i1} его образа $\boldsymbol{A}_i$:

$$f_i = \Xi \boldsymbol{A}_i + \boldsymbol{A}_0 = \sum_{j=1}^{m} \xi_j A_{ji} + A_{0i} = \xi_1 A_{1i} + \xi_2 \left(\alpha_{12} A_{1i}^2 + \beta_{12} A_{1i} + \gamma_{12} \right) +$$
$$+ \xi_3 \left(\mu_{13} A_{1i}^3 + \alpha_{13} A_{1i}^2 + \beta_{13} A_{1i} + \gamma_{13} \right) + \xi_4 \left(\nu_{14} A_{1i}^4 + \mu_{14} A_{1i}^3 + \alpha_{14} A_{1i}^2 + \beta_{14} A_{1i} + \gamma_{14} \right) + \ldots + A_{0i}.$$

Эта теоретически выявленная закономерность была подтверждена и в экспериментальных исследованиях при оперативном контроле степени статического напряжения узлов и деталей механических конструкций, находящихся в рабочем состоянии [5,7].

Выводы

Выявлена закономерность, что при масштабировании сигнала $f(t)$ по оси времени его малоразмерный образ $\boldsymbol{A}_i$, полученный, как ортонормированная проекция на плоскость (ξ_1, ξ_k) по базису Ξ, осуществляет перемещение в этой плоскости по траектории описываемой алгебраическим полиномом k-го порядка.

Значения линейно независимых координат $A_{ik}, k = \overline{2,m}$ образов $\boldsymbol{A}_i$ полностью определяются алгебраической полиномиальной зависимостью k-го порядка и зависят только от первой координаты A_{i1}.

Выявленная взаимосвязь может практически использоваться для упрощения идентификации объектов контроля и управления [8,9]; повышения точности распознавания пространственно-временных изменений сигналов в системах управления, контроля, диагностики и дефектоскопии [10,11].

Литература

1. Хиеу В.Д., Файзрахманов Р.А. Методика и алгоритм экспресс оценки состояния сложных технических систем // Инженерный вестник Дона, 2024, №4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2024/9172.

2. Шумихин А.Г., Исламов Р.Р., Корнилицин Д.К. Пассивный метод параметрической идентификации в адаптивном управлении технологическим процессом с применением нейросетевой технологии // Инженерный вестник Дона, 2024, №9. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2024/9491.

3. Webb A.R. Statistical Pattern Recognition. New York, John Wiley & Sons, Ltd. 2002. 496 p.

4. Fukunaga K. Introduction to Statistical Pattern Recognition. London, Academic Press. 1990. 390 p.

5. Sedov A.V. The concept and the principle of the diagnostic observability of the object in problems of monitoring and non-destructive testing. IOP Conference, 2017. Vol. 177. # UNSP 012034. Pp. 115–120.

6. Седов А.В. Моделирование объектов с дискретно - распределенными параметрами: декомпозиционный подход. М.: Наука, 2010. 438 с.

7. Sedov A.V., Kalinchuk V.V., Bocharova O.V. Adaptive-spectral method of monitoring and diagnostic observability of static stresses of elements of mechanical constructions. IOP Conference Series, 2017, Vol. 87, No.8, # UNSP 082043. Pp. 1-6.

8. Dervilis N., Choi M., Taylor S.G., Barthorpe R.J., Park G., Farrar C.R., Worden K. On damage diagnosis for a wind turbine blade using pattern recognition. Journal of Sound and Vibration, 2014, Vol. 333, No 6, Pp. 1833-1850.

9. Salazar A., Vergara L., Llinares R. Learning material defect patterns by separating mixtures of independent component analyzers from NDT sonic signals. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, Vol. 24, No 6, Pp. 1870-1886.

10. Tondreau G., Deraemaeker A. Local modal filters for automated data-based damage localization using ambient vibrations. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, Vol. 39, No 1–2. Pp. 162-180.

11. Cogranne R., Retraint F. Statistical detection of defects in radiographic images using an adaptive parametric model. Signal Processing, 2014, Vol. 96, part B. Pp. 173-189.

References

1. Hieu V.D., Fajzrahmanov R.A. Inzhenernyj vestnik Dona, 2024, №4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2024/9172

2. Shumihin A.G., Islamov R.R., Kornilicin D.K. Inzhenernyj vestnik Dona, 2024, №9. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2024/9491

3. Webb A.R. Statistical Pattern Recognition. New York, John Wiley & Sons, Ltd. 2002. 496 p.

4. Fukunaga K. Introduction to Statistical Pattern Recognition. London, Academic Press. 1990. 390 p.

5. Sedov A.V. The concept and the principle of the diagnostic observability of the object in problems of monitoring and non-destructive testing. IOP Conference, 2017. Vol. 177. UNSP 012034. Pp. 115–120.

6. Sedov A.V. Modelirovanie ob"ektov s diskretno-raspredelennymi parametrami [Modeling of objects with discretely distributed parameters]. M.:Nauka, 2010. 438 p.

7. Sedov A.V., Kalinchuk V.V., Bocharova O.V. Adaptive-spectral method of monitoring and diagnostic observability of static stresses of elements of mechanical constructions. IOP Conference Series, 2017, Vol. 87, №8, # UNSP 082043. Pp. 1-6.

8. Dervilis N., Choi M., Taylor S.G., Barthorpe R.J., Park G., Farrar C.R., Worden K. On damage diagnosis for a wind turbine blade using pattern recognition. Journal of Sound and Vibration, 2014, Vol. 333, №6, Pp. 1833-1850.

9. Salazar A., Vergara L., Llinares R. Learning material defect patterns by separating mixtures of independent component analyzers from NDT sonic signals. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, Vol. 24, № 6, Pp. 1870-1886.

10. Tondreau G., Deraemaeker A. Local modal filters for automated data-based damage localization using ambient vibrations. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, Vol. 39, № 1–2. Pp. 162-180.

11. Cogranne R., Retraint F. Statistical detection of defects in radiographic images using an adaptive parametric model. Signal Processing, 2014, Vol. 96, part B. Pp. 173-189.

Дата поступления: 22.09.2024

Дата публикации: 2.11.2024