УДК 004.93::004.942

С. М. Захаров, М. А. Митрохин, А. Е. Климов

АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ДЛЯ АДАПТАЦИИ РЕШАЮЩИХ ПРАВИЛ СРЕДСТВ ОБНАРУЖЕНИЯ СИСТЕМ БЕЗОПАСНОСТИ ОБЪЕКТОВ

Аннотация.

Актуальность и цели. Объектом исследования являются способы адаптации решающих правил средств обнаружения систем безопасности объектов. Предметом исследования являются методы прогнозирования временных рядов. Целью работы является проведение анализа возможности использования методов прогнозирования временных рядов для адаптации решающих правил средств обнаружения систем безопасности объектов.

Материалы и методы. Исследования выполнены с использованием методов прогнозирования временных рядов и распознавания образов.

Результаты. Рассмотрены методы прогнозирования временных рядов. Проведен анализ возможности использования методов прогнозирования временных рядов к задаче адаптации решающих правил алгоритмов средств обнаружения охранных систем.

Выводы. В результате анализа методов прогнозирования временных рядов определены возможности их использования для адаптации средств обнаружения систем безопасности объектов на различных этапах разработки и эксплуатации.

Ключевые слова: средства обнаружения, решающие правила, предсказание, временные ряды.

S. M. Zakharov, M. A. Mitrokhin, A. E. Klimov

ANALYSIS OF APPLICATION POSSIBILITY OF TIME SERIES FORECASTING METHODS FOR ADAPTATION OF DECISION RULES FOR OBJECT SECURITY SYSTEMS' DETECTORS

Abstract.

Background. The research object is the methods of adaptation of decision rules for object security systems' detectors. The research subject is the methods of time series forecasting. The aim of the work is to analyze application possibilities of time series forecasting methods for adaptation of decision rules for object security systems' detectors.

Materials and methods. The research was conducted through using the methods of time series forecasting and image recognition.

Results. The authors considered the methods of time series forecasting and analyzed the application possibilities of time series forecasting methods for adaptation of decision rules for algorithms of object security systems' detectors.

Conclusions. As a result of the analysis of time series forecasting methods the authors determined the possibilities of application thereof for adaptation of object security systems' detectors at various stages of development and operation.

Key words: detector, crucial rule, forecasting, time series.

Введение

Средства обнаружения (СО) являются одной из важных составляющих систем охраны периметров объектов и разведывательных систем. На СО возложена задача определения факта наличия объекта обнаружения в охраняемой зоне или зоне ответственности системы. Для установления факта наличия или отсутствия объекта обнаружения СО непрерывно анализирует информативные параметры сигналов и на их основе формирует соответствующее решение. Как правило, информативные характеристики в системе обнаружения представляют собой последовательность значений, получаемую в дискретные моменты времени. Каждое из получаемых значений состоит из двух составляющих: информативной и шумовой. Шумовая составляющая может представлять собой характеристики фоновых сигналов, воздействующих помех или их сумму. Особенностью СО систем охраны периметров объектов и разведывательных систем является их функционирование в течение длительного времени в условиях воздействующих внешних факторов. Особенно заметно влияние метеорологических факторов, таких как изменение температуры окружающей среды, воздействие ветра и атмосферных осадков, которые могут ухудшать характеристики СО, вызывая ложные срабатывания и уменьшая зону обнаружения. За период функционирования СО (от нескольких месяцев до нескольких лет) характеристики внешней среды и воздействующих помеховых факторов могут изменяться в значительных пределах как на коротких (в течение суток), так и длинных (сезонные изменения в течение года) интервалах времени.

Снижение влияния изменения характеристик помех и фоновых сигналов возможно при адаптивном функционировании СО. Одним из возможных методов адаптации является изменение заложенного в алгоритме функционирования средства обнаружения решающего правила на основе прогноза будущих значений характеристик помех и фоновых сигналов. Так как информативные характеристики в системе обнаружения как правило представляют собой временные ряды, то возникает задача прогнозирования значений временных рядов.

На сегодня существует довольно много методов прогнозирования значений временных рядов. Среди них можно выделить:

– регрессионные и авторегрессионные;

– адаптивные модели предсказания (экспоненциальное сглаживание, модель Тригга – Лича и пр.);

– основанные на анализе внутренней структуры сигналов (сингулярный спектральный анализ, локальная аппроксимация);

– использующие метод группового учета аргументов (МГУА);

– основанные на восстановлении уравнений эволюции выборочной функции распределения значений ряда.

1. Регрессионные модели временных рядов

Основой регрессионного подхода является восстановление зависимости между значениями временного ряда (исходной переменной) и множеством значений воздействующих факторов (регрессоров) [1, 2]. При этом задача регрессионного анализа состоит в установлении вида зависимости (линейная, полиномиальная, криволинейная) и коэффициентов регрессии.

Наиболее простой вид регрессионной модели – линейная регрессия. В основу линейной регрессионной модели положено предположение, что внешние факторы $x_1(t), ..., x_n(t)$ влияют на моделируемый ряд $s(t)$ линейно (здесь и далее время предполагается заданным дискретной последовательность $t = 1, 2, 3, ..., n$):

$$s(t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{n} \alpha_i x_i(t) + e(t),$$

где $\alpha_0, \alpha_1 ... \alpha_n$ – коэффициенты регрессии; $e(t)$ – ошибка предсказания.

Использование регрессионной модели предполагает, что для получения прогнозных значений $s(t)$ в момент времени t доступны значения регрессоров $x_1(t) ... x_n(t)$, что на практике приводит к необходимости создания каналов получения информации о наиболее влияющих факторах.

В основе использования авторегрессионных моделей лежат предположения о том, что значения временного ряда $s(t)$ линейно зависят от конечного числа предшествующих отсчетов (модель авторегрессии), отсчетов белого шума (модель скользящего среднего) либо предшествующих отсчетов и отсчетов белого шума (модель авторегрессии–скользящего среднего). Модели авторегрессии (*AR*) и скользящего среднего (*MA*) являются частными случаями модели авторегрессии–скользящего среднего (*ARMA*) [3], которая имеет вид

$$s(t) = \sum_{i=0}^{p} a_i s(t-i) + \sum_{j=0}^{q} b_j e(t-j),$$

где a_i – коэффициенты модели авторегрессии; b_j – коэффициенты модели скользящего среднего; p и q – порядок модели авторегрессии и скользящего среднего соответственно.

Данный класс моделей достаточно часто применяется на практике, однако для идентификации некоторых параметров модели могут потребоваться дополнительные процедуры исследования исходного временного ряда (анализ автокорреляционной и частной автокорреляционной функций) [4].

2. Адаптивные модели временных рядов

Характерной чертой адаптивных моделей прогнозирования [5] является наличие механизма самонастройки, позволяющего непрерывно учитывать изменения характеристик временного ряда. Одной из простейших моделей адаптивного прогнозирования является модель экспоненциального сглаживания (модель Брауна) [6]. В модели Брауна присваиваются экспоненциально убывающие веса наблюдениям по мере их удаления от текущего момента времени. Таким образом, последние значения ряда имеют большее влияние на прогнозное значение, чем ранние. Данная модель представляется в виде

$$s(t) = (1-\lambda) \sum_{j=0}^{\infty} \lambda^j s(t-j),$$

где $s(t)$ – предсказываемый отсчет сигнала; λ – параметр сглаживания, $\lambda = \text{const}$, $0 < \lambda < 1$.

Существуют другие модификации модели экспоненциального сглаживания, например: модель Хольта, которая применяется для моделирования рядов, имеющих тренд; модель Хольта – Винтерса описывающая поведение рядов, которые имеют тренд и сезонную составляющую; модель Тригга – Лича, в которой изменяется скорость реакции модели (параметр λ) в зависимости от ошибки прогнозирования.

Безусловными достоинствами адаптивных моделей являются их относительная простота и небольшое количество параметров.

Общим недостатком авторегрессионных и адаптивных моделей является ограниченность их применения к нестационарным временным рядам. Для прогнозирования нестационарных временных рядов используется интегрированная модель авторегрессии–скользящего среднего (*ARIMA*) – расширение моделей *ARMA* на класс так называемых интегрированных временных рядов, которые можно сделать стационарными путем взятия разностей определенного порядка.

3. Методы прогнозирования, основанные на сингулярном спектральном разложении и локальной аппроксимации временных рядов

Метод прогнозирования на основе сингулярного спектрального анализа (SSA) использует для определения прогнозных значений основные составляющие временного ряда, получаемые как собственные вектора ковариационной матрицы многомерного представления исходного ряда [7, 8].

Переход от исходного одномерного временного ряда к многомерному осуществляется посредством метода задержек, в котором каждый столбец многомерного вектора образуется из последовательности значений исходного ряда длиной $\tau \le (N+1)/2$:

$$\mathbf{S} = \left(\begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_\tau \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_2 \\ s_3 \\ \vdots \\ s_{\tau+1} \end{bmatrix} \cdots \begin{bmatrix} s_n \\ s_{n+1} \\ \vdots \\ s_N \end{bmatrix} \right). \tag{1}$$

Разложив матрицу $\mathbf{C} = \frac{1}{n}\mathbf{S}\mathbf{S}^T$ по собственным векторам $\mathbf{C} = \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^T$, получаем ортогональный базис $\mathbf{V}$ и диагональную матрицу собственных чисел [9]. Матрица $\mathbf{Y} = \mathbf{V}^T\mathbf{S}$ является представлением исходной матрицы $\mathbf{S}$ в этом базисе, а собственные числа можно интерпретировать как вес каждой из компонент вектора $\mathbf{Y}$ в исходном временном ряду.

Прогнозное значение s_{N+1} вычисляется в предположении [10], что ряд $s_1, s_2, ..., s_{N+1}$ порождает матрицу задержек, лежащую в гиперплоскости, порожденной набором собственных векторов $\mathbf{V}$. Поверхность $\mathbf{Z}$, содержащую значения матрицы $\mathbf{S}$ в пространстве базисных векторов, можно описать параметрическим уравнением

$$\mathbf{Z} = \sum_{i=1}^{\tau} p_i \mathbf{V}^i .$$

Рассматривая далее систему уравнений

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{\tau} p_i v_1^i = s_{n-\tau+1}, \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{\tau} p_i v_{\tau-1}^i = s_n \end{cases}$$

и введя обозначения

$$\mathbf{V}_* = \begin{pmatrix} v_1^1 & v_1^2 & \dots & v_1^\tau \\ v_2^1 & v_2^2 & \dots & v_2^\tau \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{\tau-1}^1 & v_{\tau-1}^2 & \dots & v_{\tau-1}^\tau \end{pmatrix}, \ \mathbf{v} = \begin{pmatrix} v_\tau^1, & v_\tau^2, & \dots & v_\tau^\tau \end{pmatrix}, \ \mathbf{s} = \begin{pmatrix} s_{N-\tau+2} \\ s_{N-\tau+3} \\ \vdots \\ s_N \end{pmatrix}, \ \mathbf{p} = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_\tau \end{pmatrix},$$

перепишем ее в виде

$$\mathbf{V}_* \mathbf{p} = \mathbf{s} . \tag{2}$$

Решение системы (2) позволяет найти вектор параметров $\mathbf{p} = (\mathbf{V}_*^T \mathbf{V}_*)^{-1} \mathbf{V}_*^T \mathbf{s}$, тогда прогнозное значение примет вид

$$s_{N+1} = \mathbf{vp} = \mathbf{v}(\mathbf{V}_*^T \mathbf{V}_*)^{-1} \mathbf{V}_*^T \mathbf{s} .$$

Для построения дальнейших прогнозов необходимо преобразовывать вектор **s** и умножать его на вектор параметров **p**.

Прогнозирование можно осуществлять, используя не всю матрицу **V**, а только те столбцы, которые соответствуют наибольшим собственным числам матрицы **C**.

При описании метода локальной аппроксимации (*LA*) [11] удобно пользоваться терминологией теории распознавания образов. Имеющийся временной ряд $s_1, s_2, ..., s_N$ с использованием метода задержек преобразуется в многомерный вектор, аналогичный (1), каждый столбец которого будем считать объектом, описываемым τ признаками $\mathbf{s}^1 = (s_1, s_2, ..., s_\tau)$. Последний столбец $\mathbf{s}^{N-\tau+1} = (s_{N-\tau+1}, s_{N-\tau+2}, ..., s_N)^T$ многомерного вектора является непосредственной предысторией, по которой будет вычисляться прогнозное значение s_{N+1}. Метод состоит из нескольких шагов:

– нахождение наиболее близких к предыстории $\mathbf{s}^{N-\tau+1}$ объектов **s** в выбранной метрике;

– определение для каждого из найденных «ближайших соседей» параметров a локального представления $s_n = f(\mathbf{s}, a)$;

– вычисление прогнозного значения $s_{n+1} = f(\mathbf{s}^{N-\tau+1}, \overline{a})$, где $\overline{a}$ – усредненные параметры локальных представлений «ближайших соседей».

Таким образом, построение прогноза осуществляется в предположении, что новые значения ряда изменяются по тому же закону и с теми же параметрами, что и значения в наиболее похожих областях предыстории ряда.

Методы прогнозирования на основе сингулярного спектрального анализа и локальной аппроксимации достаточно эффективны, однако требуют выполнения трудоемких в вычислительном плане операций, а процедуры выбора некоторых параметров этих методов неоднозначны и интерактивны.

4. Метод группового учета аргументов

Метод группового учета аргументов [12, 13] представляет собой семейство алгоритмов, направленных на генерацию и отбор моделей оптимальной сложности в смысле количества параметров. Такие алгоритмы не решают задачу построения прогноза, но позволяют выбрать оптимальную по сложности модель временного ряда в заданном классе моделей.

В МГУА для порождения моделей могут использоваться различные опорные функции: полиномиальные, гармонические или логистические. Сложность модели оценивается по числу членов опорной функции. Процедура выбора модели состоит в переборе возможных вариантов ее структуры. Для настройки параметров конкретного варианта модели используется внутренний критерий эффективности, который рассчитывается по обучающей выборке данных. При сравнении вариантов друг с другом используется внешний критерий, рассчитываемый по тестовой выборке данных.

Применение МГУА в прогнозировании позволяет формализовать процедуру выбора порядка сложности модели и может применяться в регрессионном анализе, в методе локальной аппроксимации и т.д.

5. Прогнозирование выборочной функции распределения значений ряда

В методах, основанных на восстановлении уравнений эволюции выборочной функции распределения значений ряда [14, 15], предполагается, что для прогноза значений временного ряда в момент времени t должна быть известна плотность распределения вероятности $P(x, t)$. Тогда прогнозное значение может определяться как мода, математическое ожидание, медиана или другая характеристика, которую возможно вычислить по $P(x, t)$.

Для перехода от одной $P(x, t)$ к другой, полученной в некоторый момент времени $t + \tau$, используются решения дискретных уравнений, аналогичных уравнениям Лиувилля или Фокера – Планка, построенные на основе выборочных данных временного ряда.

Такой подход обладает некоторыми преимуществами при прогнозировании нестационарных временных рядов, поскольку его применение предполагает выполнение процедур, направленных на оптимизацию объема выборки для обеспечения минимальной ошибки прогноза.

Заключение

Таким образом, исходя из анализа описанных методов и подходов в прогнозировании временных рядов, можно сделать вывод, что применение каждого из них для адаптации СО возможно на различных этапах создания и функционирования СО. Так, например, для адаптации в процессе функционирования в реальном времени применимы адаптивные модели, регрессионные и авторегрессионные модели невысоких порядков, так как вычислительные затраты для вычисления прогноза и определения параметров таких моделей относительно невелики. Применение регрессионных моделей возможно также в комплексированных системах. Установление регрессионных зависимостей между информативными параметрами сигналов, полученных с датчиков различной физической природы, позволяет адаптировать решающее правило одного канала обработки информации по данным о наличии и характеристиках помех, получаемым с другого канала. Например, на основе информации, получаемой с акустического датчика, можно судить о воздействии дождя, ветра или грома, что может оказаться полезным для изменения работы сейсмического или магнитометрического каналов обработки информации.

Применение методов *SSA*, *LA*, МГУА и прогнозирования выборочной функции распределения позволяет разрабатывать модели, обладающие более широкими возможностями (ниже ошибки прогнозирования, выше горизонт прогнозирования, возможность прогнозирования нестационарных рядов и т.д.). Однако идентификация моделей прогнозирования при использовании этих методов требует интерактивности, высокой вычислительной сложности и значительных объемов априорных данных. Поэтому процедура идентификации должна проводиться либо на этапе проектирования СО, либо на этапе настройки (перенастройки) СО на конкретной местности при наличии достаточной вычислительной мощности.

Список литературы

1. **Айвазян, С. А.** Прикладная статистика: Исследование зависимостей : справ. изд. / С. А. Айвазян, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин ; под ред. С. А. Айвазяна. – М. : Финансы и статистика, 1985. – 487 с.
2. **Draper, N.** Applied regression analysis / N. Draper, H. Smith. : New York : Wiley, In press, 1981. – 693 p.
3. **Айвазян, С. А.** Прикладная статистика. Основы эконометрики : учебник для вузов. Т. 2. Основы эконометрики / С. А. Айвазян. – М. : ЮНИТИ-ДАНА, 2001. – 432 с.
4. **Носко, В. П.** Экономика / В. П. Носко. – М. : Дело, 2011. – 672 с.
5. **Лукашин, Ю. П.** Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов : учеб. пособие / Ю. П. Лукашин. – М. : Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
6. **Brown, R. G.** Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time-Series / R. G. Brown. – New Jersey, Prentice-Hall, 1962. – С. 228–238.
7. **Голяндина, Н. Э.** Метод «Гусеница»-SSA: прогноз временных рядов : учеб. пособие / Н. Э. Голяндина. – СПб., 2004. – 52 с.
8. Главные компоненты временных рядов: метод «Гусеница» / под. ред. Д. Л. Данилова, А. А. Жиглявского. – СПб. : Изд-во СПбГУ, 1997. – 307 с.
9. **Стренг, Г.** Линейная алгебра и ее применения / Г. Стренг. – М. : МИР, 1980. – 446 с.
10. **Леонтьева, Л. Н.** Многомерная гусеница, выбор длины и числа компонент / Л. Н. Леонтьева // Машинное обучение и анализ данных. – 2011. – Т. 1, № 1. – С. 5–15.
11. **Лоскутов, А. Ю.** Применение метода локальной аппроксимации для прогноза экономических показателей / А. Ю. Лоскутов, Д. И. Журавлев, О. Л. Котляров // Вопросы анализа и управления риском. – 2003. – Т. 1, № 1. – С. 21–31.
12. **Ивахненко, А. Г.** Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем / А. Г. Ивахненко. – Киев : Наукова думка, 1981. – 296 с.
13. **Ивахненко, А. Г.** Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский. – М. : Радио и связь, 1987. – 120 с.

14. **Орлов, Ю. Н.** Построение выборочной функции распределения для прогнозирования нестационарного временного ряда / Ю. Н. Орлов, К. П. Осмиинин // Математическое моделирование. – 2008. – Т. 20, № 9. – С. 23–33.
15. **Орлов, Ю. Н.** Кинетико-гидродинамический подход к прогнозированию нестационарных временных рядов на основе уравнения Фоккера – Планка / Ю. Н. Орлов, А. Д. Босов // ТРУДЫ МФТИ. – 2012. – Т. 4, № 4. – С. 134–140.

References

1. Ayvazyan S. A., Enyukov I. S., Meshalkin L. D. *Prikladnaya statistika: Issledovanie zavisimostey: sprav. izd.* [Applied statistics: Research of dependencies: reference book]. Moscow: Finansy i statistika, 1985, 487 p.
2. Draper N., Smith H. *Applied regression analysis*. New York: Wiley, In press, 1981, 693 p.
3. Ayvazyan S. A. *Prikladnaya statistika. Osnovy ekonometriki: uchebnik dlya vuzov. T. 2. Osnovy ekonometriki* [Applied statistics. Fundamentals of econometrics: textbook for universities. Vol. 2. Fundamentals of econometrics]. Moscow: YuNITI-DANA, 2001, 432 p.
4. Nosko V. P. *Ekonomika* [Economics]. Moscow: Delo, 2011, 672 p.
5. Lukashin Yu. P. *Adaptivnye metody kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennykh ryadov: ucheb. posobie* [Adaptive methods short-term forecasting of time series: tutorial]. Moscow: Finansy i statistika, 2003, 416 p.
6. Brown R. G. *Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time-Series*. New Jersey, Prentice-Hall, 1962, pp. 228–238.
7. Golyandina N. E. *Metod «Gusenitsa»-SSA: prognoz vremennykh ryadov: ucheb. posobie* [SSA method: time series forecasting: tutorial]. Saint-Petersburg, 2004, 52 p.
8. *Glavnye komponenty vremennykh ryadov: metod «Gusenitsa»* [Main components of time series: SSA mathod]. Eds. D. L. Danilov, A. A. Zhiglyavskiy. Saint-Petersburg: Izd-vo SPbGU, 1997, 307 p.
9. Streng G. *Lineynaya algebra i ee primeneniya* [Linear algebra and application thereof]. Moscow: MIR, 1980, 446 p.
10. Leont'eva L. N. *Mashinnoe obuchenie i analiz dannykh* [Machine learning and data nalaysis]. 2011, vol. 1, no. 1, pp. 5–15.
11. Loskutov A. Yu., Zhuravlev D. I., Kotlyarov O. L. *Voprosy analiza i upravleniya riskom* [Problem of risk analysis and management]. 2003, vol. 1, no. 1, pp. 21–31.
12. Ivakhnenko A. G. *Induktivnyy metod samoorganizatsii modeley slozhnykh sistem* [Inductive method of self-organization of complex system models]. Kiev: Naukova dumka, 1981, 296 p.
13. Ivakhnenko A. G., Yurachkovskiy Yu. P. *Modelirovanie slozhnykh sistem po eksperimental'nym dannym* [Complex system modeling by experimental data]. Moscow: Radio i svyaz', 1987, 120 p.
14. Orlov Yu. N., Osmiinin K. P. *Matematicheskoe modelirovanie* [Mathematical modeling]. 2008, vol. 20, no. 9, pp. 23–33.
15. Orlov Yu. N., Bosov A. D. *TRUDY MFTI* [Proceedings of MIPT]. 2012, vol. 4, no. 4, pp. 134–140.

Захаров Сергей Михайлович
кандидат технических наук, доцент, кафедра автономных информационных и управляющих систем, Пензенский государственный университет (Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)

Zakharov Sergey Mikhaylovich
Candidate of engineering sciences, associate professor, sub-department of autonomous information and control systems, Penza State University (40 Krasnaya street, Penza, Russia).

E-mail: aius@pnzgu.ru

Митрохин Максим Александрович
кандидат технических наук, доцент, кафедра автономных информационных и управляющих систем, Пензенский государственный университет (Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)

E-mail: aius@pnzgu.ru

Mitrokhin Maksim Aleksandrovich
Candidate of engineering sciences, associate professor, sub-department of autonomous information and control systems, Penza State University (40 Krasnaya street, Penza, Russia).

Климов Андрей Евгеньевич
аспирант, Пензенский государственный университет (Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)

E-mail: Klimov8541@mail.ru

Klimov Andrey Evgen'evich
Postgraduate student, Penza State University (40 Krasnaya street, Penza, Russia)

УДК 004.93::004.942

Захаров, С. М.

Анализ возможности использования методов прогнозирования временных рядов для адаптации решающих правил средств обнаружения систем безопасности объектов / С. М. Захаров, М. А. Митрохин, А. Е. Климов // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2015. – № 2 (34). – С. 36–44.