

УДК 33

DOI: 10.34670/AR.2023.66.80.109

## Прогностическая модель стохастического процесса освещенного видеонаблюдения объектов

**Новиков Олег Пантелеевич**

Доктор технических наук, профессор, профессор,  
кафедра «Прикладная математика и программирование»,  
Российский государственный университет им. А.Н. Косыгина,  
115035, Российская Федерация, Москва, ул. Садовническая, 33с1;  
e-mail: novikovop55@rambler.ru

**Новиков Максим Олегович**

Кандидат технических наук, доцент,  
кафедра «Автоматизированных систем обработки информации и управления»,  
Российский государственный университет им. А.Н. Косыгина,  
115035, Российская Федерация, Москва, ул. Садовническая, 33с1;  
e-mail: 89168830747@yandex.ru

### Аннотация

В статье рассматривается прогностическая модель построения системы наблюдений на основе применения детализированной освещенности объекта видеонаблюдения. Отмечается, что одним из важнейших параметров математической модели прогнозирования является интервал проведения оценок видеонаблюдения объекта и определение соотношения величины интервала прогнозирования. Модель учитывает достоинства и недостатки долгосрочного и краткосрочного прогнозирования состояния параметров в сегменте освещенного видеонаблюдения в математической модели на основе фреймового подхода для интеллектуальной системы освещенного видеонаблюдения.

### Для цитирования в научных исследованиях

Новиков О.П., Новиков М.О. Прогностическая модель стохастического процесса освещенного видеонаблюдения объектов // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2023. Том 13. № 5А. С. 764-770. DOI: 10.34670/AR.2023.66.80.109

### Ключевые слова

Прогностическая модель, система наблюдений, объект видеонаблюдения, математическая модель, параметр, фреймовый подход.

## Введение

Современные системы учета и контроля состояния параметров объекта часто не используют априорную и апостериорную информацию о состоянии параметров объекта наблюдения. Во-первых, потому что имеется в избытке информации о текущем состоянии объекта, во-вторых, скорость вычисления всегда может максимально быстро показать состояние, по которому прогнозируется апостериорное состояние объекта. Эти рассуждения хороши для вероятностных прогностических моделей, которые при всех положительных решениях не дают точного состояния видимости объекта. В таких случаях лучше использовать детерминированный подход, который наиболее близок к точному решению.

## Основное содержание

Одним из важнейших параметров математической модели прогнозирования является интервал проведения оценок видеонаблюдения объекта и определение соотношения величины интервала прогнозирования. Из известных на сегодняшний день точек зрения о соотношении интервала упреждения прогнозирования ( $\Delta t_{\text{упр}}$ ) и ретроспективного интервала ( $T_p$ ) большинство авторов [Гуткин, 1975; Ермольев, 1976] утверждают, что при практическом использовании математической модели целесообразно соотношение

$$T_p = (1 \div 3) \Delta t_{\text{упр}} ; \quad (1)$$

Которое представляет величину интервала между видеонаблюдения за прогнозируемым процессом.

Необходимая точность представления исследуемого процесса может быть решена после его частичного анализа и определяется исходя из верхней граничной частоты в спектре:

$$\Delta t = \frac{1}{2} f_a ; \quad (2)$$

Очень важно, чтобы данные, полученные при статистическом анализе видеонаблюдения, были тщательно проверены и отредактированы до начала более сложного и углубленного анализа.

Отбраковка аномальных наблюдений (отсчетов) [Гуткин, 1975; Ермольев, 1976; Орловский, 1981] выполнена согласно t-критерию Стьюдента: пусть  $t_0, t_1, t_2, \dots, t_n$  – совокупность результатов наблюдений, причем видеонаблюдение  $t_0$  резко выделяется. Для ряда наблюдений  $t_1, t_2, \dots, t_n$  рассчитывают  $\bar{t}$  и  $\hat{S}$  (выборочное среднее и выборочное среднеквадратическое отклонение, соответственно). При справедливости гипотезы о принадлежности к остальным отсчетам статистика  $t = (t_0 - \bar{t}) / \hat{S}$  имеет t-распределение Стьюдента с числом степеней свободы  $k = n - 1$ . Если  $t_0$  признано «аномальным» видеонаблюдением, оно должно быть отброшено. Если «аномальность» повторяется ( $l$ ) раз подряд, то это служит признаком изменения прогнозируемого процесса. При этом должен быть осуществлен рестарт прогнозирующей системы с началом в точке повторяющейся «аномальности».

Очередным этапом прогнозного анализа видеонаблюдения является выбор модели прогнозируемого процесса и составление алгоритма.

Следует отметить, что при решении задачи одним из методов моделирования и прогнозирования будущих точек временного ряда на языке программирования в Python [Материалы (рисунки) из публикаций сайта «Безопасный город», www] является SARIMAX. Данное руководство сосредоточено на модели ARIMA, которая используется для обработки данных временных рядов, что позволяет лучше понять и спрогнозировать будущие точки временного ряда.

Далее введем определение. Прогностическая модель – это модель объекта прогнозирования, исследование которой позволяет получить информацию о возможных состояниях освещенного видеонаблюдения объекта в будущем и (или) путях достижения этих состояний.

В указанных условиях рассмотрим несколько математических моделей прогнозирования состояния видеонаблюдения, учитывающих специфику функционирования:

1. Для целей долгосрочного прогнозирования работоспособности сети целесообразно использовать регрессионные модели [Гуткин, 1975; Ермольев, 1976; Орловский, 1981; Грешилов, Стакун, Стакун, 1997]. При этом стохастическая зависимость некоторого технического параметра освещенного видеонаблюдения или нагрузки  $y$  от вектора случайных величин  $X$  размерностью  $n$  (среди которых есть время) априорно задается с помощью уравнения регрессии

$$\tilde{y} = \bar{a}^T X = \sum_i^n a_i x_i ; \quad (3)$$

где  $\tilde{y} = M[Y/X = x]$  – изменение математического ожидания  $Y$  при изменении  $\bar{X}$ , т.е. регрессия  $Y$  на  $X$ .

Текущее значение  $Y$  может быть представлено в виде

$$y = \bar{a}^T \bar{x} + \eta ; \quad (4)$$

где  $\eta$  – случайная величина с нулевым математическим ожиданием и постоянной, в общем случае, неизвестной дисперсией  $D(\eta) = -\sigma^2(\eta)$  и независимыми при каждом видеонаблюдении значениями.

Допустим, что проведено  $N$  независимых измерений величины видеонаблюдения  $Y (y_1, y_2, \dots, y_N)$  при значениях  $(\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_N)$  вектора  $X$ . Предположим также, что количество видеонаблюдения значительно превышает количество неизвестных коэффициентов ( $N \gg n$ ). Обозначим через  $\bar{y}^T$  вектор – строку размером  $(1 \times N)$  измерений случайной величины  $y$ ,  $\beta = \|x_{ij}\|$  – матрицу размерности  $n \times N$  значений элементов вектора  $\bar{x}$  при различных измерениях (элемент  $x_{ij}$ , стоящий на пересечении  $i$ -той строки и  $j$ -го столбца, означает  $i$ -ю составляющую вектора  $\bar{x}$  при  $j$  – видеонаблюдении),  $\hat{y}^T = \hat{a}^T \beta$  – вектор строку прогнозируемых с помощью модели (7) значений случайной величины

$$C = \beta \cdot \beta^T = \sum_{j=1}^N \bar{x} \bar{x}^T ; \quad (5)$$

В [Гуткин, 1975; Гуткин, 1975; Орловский, 1981; Грешилов, Стакун, Стакун, 1997] показано, что несмещенная оценка неизвестных коэффициентов регрессионной модели прогнозирования освещенного видеонаблюдения может быть получена из следующего соотношения

$$\hat{a} = (C^t)^{-1} \beta \bar{y} = C^{-1} \beta \bar{y}; \quad (6)$$

где символ “-1” означает операцию обращения матрицы.

Ошибка прогноза в  $k$ -й точке запишется в виде

$$S_k = y_k - \hat{y}_k = \bar{a}^T x_k + \eta_k - \hat{a}^T x_k; \quad (7)$$

а дисперсия ошибки прогноза –

$$D(\delta_k) = D(y_k) + D(\hat{y}_k) = \delta^2 + D(\hat{y}_k). \quad (8)$$

Оценка этой дисперсии равна:

$$D(\delta_k) = (1 + \bar{x}_k^T C^{-1} \bar{x}_k). \quad (9)$$

Прогнозируемое значение видеонаблюдения можно оценить с помощью доверительного интервала

$$\hat{y}_k - t_{g, N-n} \cdot \hat{\delta}_{\delta k} \leq y_k \leq \hat{y}_k + t_{g, N-n} \cdot \hat{\delta}_{\delta k}; \quad (10)$$

где  $t_{g, N-n}$  – табулированный  $g$  %-ный предел для распределения Стьюдента.

В [Гуткин, 1975; Ермольев, 1976; Орловский, 1981; Грешилов, Стакун, Стакун, 1997] можно найти выражение и для оценки значимости коэффициентов уравнения регрессии в целом. Исключение незначимых коэффициентов позволит упростить уравнение регрессии.

Для целей краткосрочного прогнозирования видеонаблюдения предлагается использовать метод экспоненциального сглаживания [Прогнозирование временных рядов с помощью ARIMA в PYTHON 3, www; Гуткин, 1975; Ермольев, 1976; Орловский, 1981], разработанный Р. Брауном. Эта модель носит интеллектуальный характер, распознавания изменения в динамике процесса освещенного видеонаблюдения.

Предполагается, что детерминированная основа прогнозируемого процесса может быть представлена полиномом степени  $n$

$$y(\bar{a}, t) = a_0 + a_1 t + \frac{1}{2} a_2 t^2 + \dots + \frac{1}{n!} a_n t^n; \quad (11)$$

где  $\bar{a}$  – вектор неизвестных параметров модели видеонаблюдения.

Оценка неизвестных коэффициентов  $\hat{a}_{it}$  позволяет прогнозировать (точный прогноз) с помощью полинома  $n$ -й степени.

Введем понятие «сглаженной функции отсчетов наблюдений»:

$$St = \beta y_t + (1 - \beta) St - 1 \quad (12)$$

где  $y_t$  – некоторое текущее видеонаблюдение;

$\beta$  – постоянная сглаживания.

Операция расчета, выполняемая с каждым новым видеонаблюдением, называется «экспоненциальным сглаживанием».

Введем также понятие экспоненциального сглаживания порядка

$$St(p) = \beta St(p) + (1 - \beta) St-1(p) \quad (13)$$

которое представляет собой операцию экспоненциального сглаживания 1-го порядка, примененную к данным, полученным в результате экспоненциального сглаживания  $(p-1)$ -го порядка.

Доказанная Р. Брауном и Р. Майером теорема утверждает, что  $n+1$  неизвестных коэффициентов полинома  $n$ -го порядка могут быть оценены с помощью линейных комбинаций  $(n+1)$  значений  $S^{(i)}(i=1, 2, \dots, n+1)$ . На практике для экстраполяции трендов обычно используются полиномы не выше второго порядка. Выражения для определения неизвестных параметров модели прогнозирования 0-го, 1-го и 2-го порядка наблюдений можно найти в [Прогнозирование временных рядов с помощью ARIMA в PYTHON 3, www; Гуткин, 1975; Ермольев, 1976; Орловский, 1981].

Метод Р. Брауна отличается достаточно ясной концепцией, гибкостью и простотой расчетов. Однако его точность не всегда удовлетворительна. Положение здесь может быть улучшено созданием на основе моделей Брауна адаптивных комбинированных моделей [Гуткин, 1975; Ермольев, 1976]. При этом комбинированные свойства достигаются за счет возможности варьировать выбор одной из набора полиномиальных моделей разного порядка, что хорошо подходит к моделям фреймовой интеллектуальной системы освещенного видеонаблюдения.

Заметим, что с помощью данного метода можно производить прогнозирование одномерных стационарных и нестационарных процессов освещенного видеонаблюдения. В случае нестационарных процессов метод предполагает их кусочно-линейную интерпретацию.

## Заключение

С помощью рассмотренных выше моделей прогнозирования освещенного видеонаблюдения может быть найдено математическое ожидание некоторого определяющего параметра  $\hat{y}_i(t + \Delta t_{\text{гип}})$ .

Модель учитывает достоинства и недостатки долгосрочного и краткосрочного прогнозирования состояния параметров в сегменте освещенного видеонаблюдения в математической модели на основе фреймового подхода для интеллектуальной системы освещенного видеонаблюдения.

## Библиография

1. Грешилов А.А., Стакун В.А., Стакун А.А. Математические методы построения прогнозов. М.: Радио и связь, 1997. 112 с.
2. Гуткин Л.С. Оптимизация радиоэлектронных устройств по совокупности показателей качества. М.: Советское радио, 1975. 367 с.
3. Ермольев Ю.М. Методы стохастического программирования. М.: Наука, 1976. 239 с.
4. Материалы (рисунки) из публикаций сайта «Безопасный город». URL: videogorod.ru.

5. Новиков О.П. Обоснование актуальности разработки требований к построению системы освещения объектов. М.: Элерон, 2022.
6. Орловский С.А. Проблемы принятия решений при нечёткой исходной информации. М.: Наука, 1981. 208 с.
7. Прогнозирование временных рядов с помощью ARIMA в PYTHON 3. URL: <https://www.8host.com/blog>.
8. Pesotskaya E., Selyutina L., Egorova L. Actual aspects of modeling method application in organization of construction management //IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing, 2019. – Т. 687. – №. 4. – С. 044005.
9. Hajirahimi Z., Khashei M. Hybrid structures in time series modeling and forecasting: A review //Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2019. – Т. 86. – С. 83-106.
10. Heydari A. et al. A novel composite neural network based method for wind and solar power forecasting in microgrids //Applied Energy. – 2019. – Т. 251. – С. 113353.

## Predictive model of stochastic contextual video surveillance of objects

**Oleg P. Novikov**

Doctor of Technical Sciences, Professor,  
Kosygin Russian State University,  
115035, 1, 33, Sadovnicheskaya str., Moscow, Russian Federation;  
e-mail: novikovop55@rambler.ru

**Maksim O. Novikov**

PhD in Technical Sciences,  
Kosygin Russian State University,  
115035, 1, 33, Sadovnicheskaya str., Moscow, Russian Federation;  
e-mail: 89168830747@yandex.ru

### Abstract

The article considers a predictive model for building an observation system based on the use of detailed illumination of a video surveillance object. It is noted that one of the most important parameters of the mathematical forecasting model is the interval for assessing the object's video surveillance and determining the ratio of the prediction interval. The model takes into account the advantages and disadvantages of long-term and short-term forecasting of the state of parameters in the segment of illuminated video surveillance in a mathematical model based on a frame approach for an intelligent system of illuminated video surveillance.

### For citation

Novikov O.P., Novikov M.O. (2023) Prognosticheskaya model' stokhasticheskogo protsesssa osveshchennogo videonablyudeniya ob"ektov [Predictive model of stochastic contextual video surveillance of objects]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 13 (5A), pp. 764-770. DOI: 10.34670/AR.2023.66.80.109

### Keywords

Prognostic model, observation system, video surveillance object, mathematical model, parameter, frame approach.

## References

1. Ermol'ev Yu.M. (1976) *Metody stokhasticheskogo programmirovaniya* [Methods of stochastic programming]. Moscow: Nauka Publ.
2. Greshilov A.A., Stakun V.A., Stakun A.A. (1997) *Matematicheskie metody postroeniya prognozov* [Mathematical methods for constructing forecasts]. Moscow: Radio i svyaz' Publ.
3. Gutkin L.S. (1975) *Optimizatsiya radioelektronnykh ustroystv po sovokupnosti pokazatelei kachestva* [Optimization of radio electronic devices in terms of a set of quality indicators]. Moscow: Sovetskoe radio Publ.
4. *Materialy (risunki) iz publikatsii saita «Bezopasnyi gorod»* [Materials (drawings) from the publications of the Safe City website]. Available at: videogorod.ru [Accessed 16/03/2023].
5. Novikov O.P. (2022) *Obosnovanie aktual'nosti razrabotki trebovaniy k postroeniyu sistemy osveshcheniya ob"ektov* [Substantiation of the relevance of the development of requirements for the construction of an object lighting system]. Moscow: Eleron Publ.
6. Orlovskii S.A. (1981) *Problemy prinyatiya reshenii pri nechetkoi iskhodnoi informatsii* [Decision-making problems with fuzzy initial information]. Moscow: Nauka Publ.
7. *Prognozirovanie vremennykh ryadov s pomoshch'yu ARIMA v PYTHON 3* [Time Series Forecasting with ARIMA in PYTHON 3]. Available at: <https://www.8host.com/blog> [Accessed 18/03/2023].
8. Pesotskaya, E., Selyutina, L., & Egorova, L. (2019, December). Actual aspects of modeling method application in organization of construction management. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering (Vol. 687, No. 4, p. 044005). IOP Publishing.
9. Hajirahimi, Z., & Khashei, M. (2019). Hybrid structures in time series modeling and forecasting: A review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 86, 83-106.
10. Heydari, A., Garcia, D. A., Keynia, F., Bisegna, F., & De Santoli, L. (2019). A novel composite neural network based method for wind and solar power forecasting in microgrids. *Applied Energy*, 251, 113353.