

DOI: 10.51790/2712-9942-2023-4-1-03

**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ АНАЛИЗА ТРЕНДА
ТЕМПЕРАТУРЫ ПРИ ПРОВЕДЕНИИ ИНФРАКРАСНОЙ ТЕРМОГРАФИИ****М. И. Зимин^a**

2554620 ONTARIO LTD., г. Торонто, Канада

^a ✉ zimin7@yandex.ru

Аннотация: описаны математическое и программное обеспечение для анализа тренда температуры при проведении инфракрасной термографии. Используется метод структурной минимизации риска. Приводятся примеры расчёта.

Ключевые слова: математическое и программное обеспечение, тренд, температура, инфракрасная термография, анализ.

Для цитирования: Зимин М. И. Математическое и программное обеспечение для анализа тренда температуры при проведении инфракрасной термографии. *Успехи кибернетики*. 2023;4(1):21–23. DOI: 10.51790/2712-9942-2023-4-1-03.

Поступила в редакцию: 02.07.2022.*В окончательном варианте:* 21.12.2022.**MATHEMATICAL MODEL AND SOFTWARE FOR ANALYSING INFRARED
THERMOGRAPHY TEMPERATURE TRENDS****M. I. Zimin^a**

2554620 ONTARIO LTD., Toronto, Canada

^a ✉ zimin7@yandex.ru

Abstract: this paper presents a mathematical model and software for analyzing infrared thermography temperature trends. We used structural risk minimization. Examples of the estimations are given.

Keywords: software, trend, temperature, infrared thermography, analysis.

Cite this article: Zimin M. I. Mathematical Model and Software for Analysing Infrared Thermography Temperature Trends. *Russian Journal of Cybernetics*. 2023;4(1):21–23. DOI: 10.51790/2712-9942-2023-4-1-03.

Original article submitted: 02.07.2022.*Revision submitted:* 21.12.2022.**Введение**

Тепловидение нашло применение во многих сферах человеческой деятельности [1]. Распределение температуры по поверхности объекта является основным параметром в тепловом контроле, так как несёт информацию об особенностях процесса теплопередачи, режиме работы объекта, его внутренней структуре и наличии скрытых внутренних дефектов [1]. Однако важно не только текущее значение температуры, но и её изменение во времени. Причём важен также и вид функции $T(t)$, где T — температура, а t — время, то есть является ли она константой, возрастающей, убывающей или асимптотически стремящейся к какой-либо величине. При этом надо принимать во внимание и то, что измерения температуры выполняются с некоторой погрешностью.

Количество измерений в реальных условиях нередко достаточно ограничено. Поэтому программа должна выбирать наиболее подходящую зависимость в условиях малых выборок, сопоставляя объём данных и сложность получаемой функции.

В этом случае наиболее подходящим является метод структурной минимизации риска [2], в котором эта возможность предусмотрена. Кроме того, в [3] описано использование сложных функций в этом методе, что важно для оценки тренда температуры. Однако эта проблема применительно к задачам инфракрасной термометрии до сих пор не рассмотрена.

Цель настоящей работы — разработка математического и программного обеспечения для анализа тренда температуры при проведении обследования оборудования.

Методика расчёта

В результате серии измерений можно получить значения $T_1, T_2, \dots, T_\ell$, где ℓ — число измерений. По ним восстанавливается зависимость $T(t)$. Рассматриваются следующие варианты:

$$T = a, \quad (1)$$

где a — коэффициент,

$$T = b + at, \quad (2)$$

где b — коэффициент

$$T = c + a \cdot \text{th}(bt), \quad (3)$$

где c — коэффициент.

Если оптимальной оказывается зависимость (1), то можно сделать вывод о том, что температура не изменяется со временем; если наилучшее приближение обеспечивает функция (2), то температура либо возрастает, либо убывает; если лучше всего исходные данные аппроксимирует уравнение (3), то температура стремится к некоторому значению.

Для выбора оптимальной зависимости используется метод структурной минимизации риска. Задача восстановления регрессии сводится к минимизации следующей величины [4]:

$$J(k) = I_E(k)\Omega, \quad (4)$$

где $J(k)$ — средний риск, $I_E(k)$ — эмпирический риск, k — параметр, определяющий конкретную функцию определённого класса функций (при использовании полиномов Чебышёва это степень полинома), Ω — некоторая переменная.

С ростом объёма выборки величина Ω всегда стремится к единице [4], хотя в каждом конкретном случае её вид различен, но если выборка мала, то она может существенно отличаться от 1. Тогда функция, доставляющая малую величину эмпирическому риску, может не обеспечить небольшой средний риск.

Оценка качества приближения, справедливая для любой случайной выборки с вероятностью $1 - \eta$, даётся выражением [4]:

$$J(k) = \frac{I_M}{1 - \sqrt{\frac{(k+1)\left[\ln\left(\frac{l}{k+1}\right)+1\right] - \ln \eta}{l}}}, \quad (5)$$

где $1 - \eta$ — вероятность, с которой справедлива оценка (5).

Выражение (5) зависит от степени полинома k . Та степень, при которой $J(k)$ принимает наименьшее значение, является оптимальной степенью полиномиального приближения, а сама функция регрессии аппроксимируется полиномом этой степени, минимизирующим функционал эмпирического риска.

Поскольку полиномы Чебышёва ортогональны на отрезке $[-1, 1]$, то, если значения независимой переменной заданы не на этом отрезке, их надо привести к нему по формуле [4]:

$$t_i = \frac{(t_{gi} - c_1)}{c_2},$$

где t_i — значения независимой переменной, приведённые к отрезку $[-1, 1]$, t_{gi} — исходные значения независимой переменной,

$$c_1 = \frac{(t_{g \max} + t_{g \min})}{2},$$

$$c_2 = \frac{(t_{g \max} - t_{g \min})}{2},$$

где $t_{g \min}$ — минимальное из заданных значение независимой переменной, $t_{g \max}$ — максимальное из заданных значение независимой переменной.

При восстановлении зависимости (3) сначала вычисляются значения:

$$y_i = \text{th}(bt_i),$$

а затем строится функция $T(y)$. Если средний риск оказывается меньше, чем для зависимостей (1) и (2), то полученная функция рассматривается как наилучшее приближение. При этом оптимальное значение b определяется с помощью простейшего случайного поиска.

Описанный алгоритм был реализован в виде программы. В качестве исходных данных вводятся значения температуры. В результате выдаётся оптимальная зависимость $T(t)$ и её график. Объём исходной выборки ограничен только техническими характеристиками компьютера и устанавливается индивидуально для каждого конкретного случая. Возможно также подключение Excel.

Примеры расчёта

В качестве примера можно привести анализ тренда температуры редуктора по исходным данным, показанным в таблице 1.

Таблица 1

Значения температуры редуктора для первого примера

t , часы	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
T , °C	45,1	46,3	46,1	43,8	44,9	45,0	44,9	44,8	46,7	46,0	45,1	45,3

В этом случае оптимальной оказалась зависимость типа (1), что позволило сделать вывод о том, что состояние редуктора неопасно.

Другим примером является восстановление зависимости $T(t)$ по информации, приведённой в таблице 2.

Таблица 2

Значения температуры редуктора для второго примера

t , часы	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
T , °C	32,2	33,4	33,1	35,8	36,4	36,0	38,3	38,8	40,0	40,1	41,1	40,4

Тогда в качестве оптимальной была выбрана зависимость (3). И, хотя в этот момент состояние редуктора было признано безопасным, в дальнейшем ему уделялось повышенное внимание.

ЛИТЕРАТУРА

1. Коротаев В. В., Мельников Г. С., Михеев С. В., Солдатов Ю. И. *Основы тепловидения*. СПб.: НИУ ИТМО; 2012. 122 с.
2. Vapnik V. *Estimation of Dependences Based on Empirical Data*. New York: Springer Science + Business Media, Inc.; 2006. 505 p.
3. Zimin M. I., Kumukova O. A., Zimin M. M. Mathematical Model and Software for Avalanche Forecasting. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(1):68–86. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-1-9.
4. Вапник В. Н., Глазкова Т. Г., Кошечев В. А., Михальский А. И., Червоненкис А. Я. *Алгоритмы и программы восстановления зависимостей* / под ред. В. Н. Вапника. М.: Наука; 1984. 816 с.