

# СУРРОГАТНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ХАРАКТЕРИСТИК ТЕПЛОВЫХ ДЕТЕКТОРОВ НА ОСНОВЕ ОГРАНИЧЕННЫХ ДАННЫХ

Лабуть А.М.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь

Новиков П.Э.

В работе рассматривается проблема проектирования неохлаждаемых тепловых детекторов болометрического типа в интегральном исполнении (микроболометров), характеризующаяся многопараметричностью и высокой вычислительной сложностью физико-математических моделей. Традиционные аналитические подходы не позволяют с высокой точностью учесть все особенности конструкции. Для решения данной задачи предлагается подход на основе построения суррогатных моделей с использованием гауссовских процессов (англ. Gaussian Processes) и метода латинского гиперкуба (англ. Latin Hypercube Sampling) для планирования эксперимента. Данный метод позволяет прогнозировать ключевые характеристики микроболометра, на основе ограниченных наборов данных, что существенно снижает вычислительные затраты при разработке.

Разработка современных тепловых детекторов болометрического типа в интегральном исполнении (микроболометров) является сложной научно-технической задачей, требующей поиска компромисса между чувствительностью детектора, его быстродействием и уровнем собственных шумов. В условиях постоянной тенденции к миниатюризации пикселя (до 12 мкм и менее) вопросы оптимизации геометрии опорных ножек и выбора материалов становятся критически важными. Микроболометр представляет собой микроэлектромеханическую систему, функционирование которой рассматривается как последовательность оптических, тепловых и электрических процессов [1].

Традиционный подход к оценке характеристик проектируемого прибора базируется на использовании аналитических уравнений теплового баланса. Фундаментальным параметром, определяющим быстродействие детектора, является тепловая постоянная времени  $\tau$ :

$$\tau = C / G, \quad (1)$$

где  $C$  – полная теплоемкость чувствительного элемента, Дж/К;  $G$  – суммарная тепловая проводимость связи пикселя с подложкой, Вт/К.

Чувствительность измерительной системы описывается уравнением вольт-ваттной чувствительности:

$$R_v = \frac{I_b \alpha R \eta F_f}{G_{th} \sqrt{1 + \omega^2 \tau^2}}, \quad (2)$$

где  $I_b$  – ток смещения, А;  $\alpha$  – температурный коэффициент сопротивления термочувствительного материала,  $K^{-1}$ ;  $R$  – электрическое сопротивление, Ом;  $F_f$  – коэффициент заполнения, который напрямую зависит от топологии пикселя, б/р;  $\omega$  – угловая частота модуляции излучения, Гц.

Несмотря на физическую наглядность, представленные аналитические модели обладают существенными ограничениями при практической реализации. Прямой аналитический расчет параметров  $C$  и  $G$  требует учета сложной многослойной топологии, состоящей из слоев диэлектриков (например, нитрида кремния), термочувствительных материалов (например, оксида ванадия) и металлических слоев (например, опор на основе титана и алюминия).

Применение методов прямого численного моделирования для оценки каждой конфигурации пикселя влечет за собой неприемлемо высокие вычислительные затраты. В связи с этим возникает необходимость разработки подхода, позволяющего предсказывать характеристики микроболометра на основе ограниченного набора высокоточных данных. Для решения данной задачи предлагается использование суррогатных моделей.

Суррогатная модель представляет собой математическую аппроксимацию сложной системы. В отличие от ресурсоемких физико-математических симуляций, суррогатная модель формируется на небольшой выборке известных данных и выявляет скрытые закономерности, что позволяет ей быстро предсказывать результаты для новых, еще не исследованных конфигураций.

Формирование оптимальной выборки предлагается осуществлять с применением метода латинского гиперкуба (англ. Latin Hypercube Sampling, LHS) [2]. В отличие от стандартных методов, например, метода Монте-Карло, LHS обеспечивает стратифицированное и равномерное покрытие многомерного пространства параметров. Пространство  $N$  варьируемых геометрических признаков (например, толщины слоев мембраны, длины и ширины ножек) разделяется на  $M$  равновероятных интервалов. Из каждого интервала случайным образом выбирается по одному значению для каждого

параметра. Это позволяет на основе минимального объема данных сформировать план эксперимента, учитывающий особенности поведения системы на границах диапазонов изменения параметров.

В качестве математического ядра суррогатной модели предлагается использовать регрессию на основе гауссовских процессов (англ. Gaussian Processes, GP) [3]. Гауссовский процесс задает распределение вероятностей над функциями и определяется функцией среднего значения  $\mu(x)$  и ковариационной функцией  $k(x, x')$ :

$$f(x) \sim \text{GP}(\mu(x), k(x, x')), \quad (3)$$

где  $x$  – вектор входных геометрических параметров микроболометра, компоненты которого имеют размерность длины (или других варьируемых параметров);  $x'$  – вектор параметров другой точки пространства, для которой вычисляется ковариация.  $\mu(x)$  – функция среднего значения.

В качестве ковариационной функции целесообразно применение радиальной базисной функции (RBF) или ядра Матерна, которые эффективно описывают гладкие нелинейные зависимости теплофизических характеристик от геометрии структур. Предсказание математического ожидания целевой характеристики  $\mu_*$  (например, расчетной тепловой постоянной  $\tau$ ) для нового тестового набора параметров  $x_*$  вычисляется как:

$$\mu_* = K_*^T K^{-1} y, \quad (4)$$

где  $K$  – ковариационная матрица обучающей выборки LHS;  $K_*$  – вектор ковариации между обучающими и тестовыми примерами;  $y$  – вектор известных значений целевой характеристики из обучающего набора.

Фундаментальным преимуществом гауссовских процессов перед искусственными нейронными сетями в условиях малых данных является способность математически строго оценивать неопределенность (дисперсию) своего предсказания  $\varepsilon_*$ :

$$\varepsilon_* = K_{**} - K_*^T K^{-1} K_*, \quad (5)$$

где  $K_{**}$  – дисперсия тестовой точки.

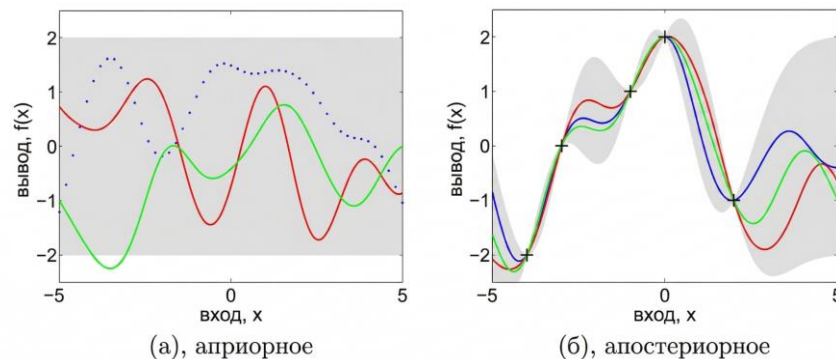


Рисунок 1 – Пример априорного (а) и апостериорного (б) распределений функций в задаче регрессии на основе гауссовских процессов. Заштрихованная область отображает уровень дисперсии (неопределенности) предсказаний [3]

Использование традиционных методов расчета при проектировании микроболометров требует значительных вычислительных ресурсов. Суррогатное моделирование решает эту проблему. Применяя метод латинского гиперкуба, формируется минимально необходимый, но репрезентативный набор данных о конструкции прибора. Затем, с помощью гауссовских процессов, эти данные используются для обучения модели, которая способна быстро и точно предсказывать изменение характеристик. Такой подход не только существенно снижает затраты времени на вычисления, но и позволяет эффективно оптимизировать геометрию детектора.

**Список использованных источников:**

1. Rogalski, A. *Infrared detectors: status and trends* // *Progress in Quantum Electronics*. – 2003. – Vol. 27. – P. 59–171.
2. McKay, M. D. *A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code* / M. D. McKay, R. J. Beckman, W. J. Conover // *Technometrics*. – 1979. – Vol. 21, No. 2. – P. 239–245.
3. Rasmussen, C. E. *Gaussian Processes for Machine Learning* / C. E. Rasmussen, C. K. I. Williams. – MIT Press, 2006. – 248 p.