

Моделирование частотных сканов

Богачёв А.М.

10 октября 2022 г.

Аннотация

В отчёте приведены результаты исследований...

Содержание

1	Введение	3
2	Математические модели частотных сканов	5
2.1	Модель сигнала релаксации ёмкости	5
2.2	Модель идеального частотного скана	6
2.3	Модель, учитывающая нелинейность и неэкспоненциальность	7
2.4	Модель многоэкспоненциального частотного скана	8
3	Реализация моделей	9
3.1	Интерфейс и функционал	9
3.2	Алгоритм идентификации параметров моделей	11
3.3	Оценка качества модели	12
	Список литературы	13

1 Введение

Релаксационная спектроскопия глубоких уровней (РСГУ) – метод исследования электрически активных дефектов в полупроводниковых материалах. Данный метод обладает высокой чувствительностью к малым концентрациям ловушек носителей зарядов и является спектроскопическим. Существуют различные вариации РСГУ, например токовая и емкостная, так метод емкостной релаксационной спектроскопии глубоких уровней основан на исследовании процесса (сигнала) релаксации ёмкости барьерной структуры. Определив значения постоянной времени сигнала релаксации для разных температур образца, исследователь может определить энергию активации дефекта, вызывающего релаксацию.

В идеальном случае релаксация ёмкости носит экспоненциальный характер, однако так бывает не всегда. Согласно обзору [3] сигналы релаксации ёмкости барьерных структур можно условно разделить на три группы:

1. Моноэкспоненциальный сигнал релаксации, обусловленный одним единственным энергетическим уровнем в запрещённой зоне полупроводника.
2. Сигнал релаксации, состоящий из суммы нескольких моноэкспоненциальных сигналов релаксации.
3. Сигнал релаксации, характеризуемый непрерывным распределением скоростей эмиссии, представленным спектральной функцией $g(\lambda)$.

В последних двух случаях сигнал не является экспоненциальным.

Задача определения постоянной времени одной или нескольких экспоненциальных составляющих процесса релаксации ёмкости или спектральной функции $g(\lambda)$ относится к задачам экспоненциального анализа. Подходы к решению таких задач, а также фундаментальные ограничения и особенности сбора и обработки экспериментальных данных рассмотрены в исчерпывающем обзоре [3].

Во Владимирском Государственном университете создан измерительно-вычислительный комплекс релаксационной спектроскопии глубоких уровней, основным измерительным прибором которого служит спектрометр DLS-82E фирмы Semilab. Измерительно-вычислительный комплекс реализует метод емкостной РСГУ с частотным сканированием при постоянной температуре. В спектрометре аппаратно реализована корреляционная обработка сигнала релаксации с опорной функцией lock-in.

Технические решения, заложенные в названном измерительном оборудовании, требуют особых методов анализа полученных экспериментальных данных, в частности, разработки и идентификации моделей частотных сканов (экспериментальных данных, полученных на измерительно-вычислительном комплексе).

В следующих разделах отчёта будут рассмотрены модели частотных сканов, некоторые технические и методические вопросы их реализации и идентификации, а также их апробация на экспериментальных данных.

В современной учебной и технической литературе набирают популярность термины «машинное обучение» и «статистическое обучение» (например в книгах [1], [6], [2]). За ними, как правило, скрывается процесс создания моделей, которые после идентификации их параметров на некой тренировочной выборке (экспериментальных данных с известными целевыми значениями), способны с некоторой точностью определять целевые значения для новых, ранее не встречавшихся данных. Таким образом, регрессия и классификация являются одними из самых распространенных задач машинного обучения [1]. В данном отчёте термин «машинное обучение» будет использоваться именно для обозначения процесса разработки и идентификации моделей, решения задачи регрессии.

2 Математические модели частотных сканов

В данном разделе представлены описания математических моделей сигнала релаксации ёмкости и моделей частотного скана.

2.1 Модель сигнала релаксации ёмкости

Согласно обзору [3], зависимость значения ёмкости от времени $f(t)$ для моноэкспоненциального сигнала релаксации имеет вид выражения 1.

$$f(t) = A \exp(-\lambda t), \quad (1)$$

где

A – амплитуда сигнала релаксации ёмкости;

λ – скорость экспоненциального спада, обратнопропорциональная постоянной времени сигнала релаксации τ (выражение 2).

$$\lambda = \tau^{-1} \quad (2)$$

Спектр моноэкспоненциального сигнала релаксации имеет вид, представленный на рисунке 1.

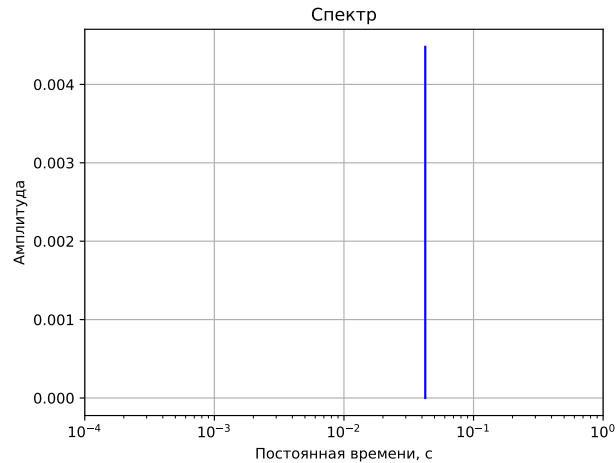


Рис. 1: Пример спектра моноэкспоненциального сигнала релаксации ёмкости. На графике амплитуда указана в пФ.

Согласно источнику [3], зависимость сигнала релаксации ёмкости от времени $f(t)$ для сигнала, образованного несколькими дискретными экспоненциальными сигналами, определяется выражением 3.

$$f(t) = \sum_{i=1}^n A_i \exp(-\lambda_i t), \quad (3)$$

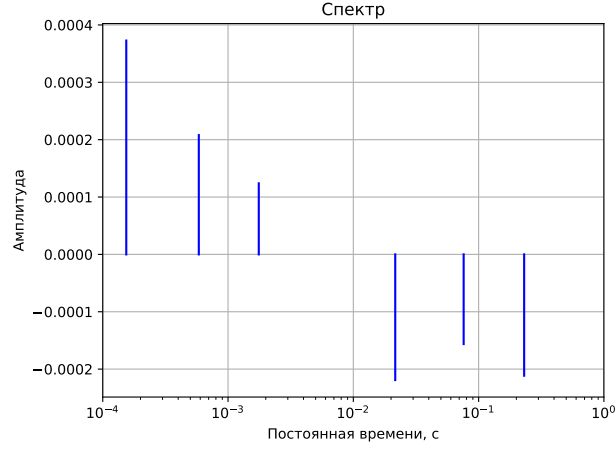


Рис. 2: Пример спектра сигнала релаксации ёмкости, содержащего несколько экспоненциальных составляющих. На графике амплитуда указана в пФ.

где n – количество экспоненциальных составляющих в спектре. Пример спектра такого сигнала показан на рисунке 2.

На спектрах амплитуды могут быть отрицательными. В данном случае знак при амплитуде указывает лишь на направление изменения ёмкости [4].

2.2 Модель идеального частотного скана

Предполагается, что в идеальном случае сигнал релаксации ёмкости содержит одну экспоненциальную составляющую, а измерительный тракт спектрометра линеен. В таком случае модель частотного скана описывает аппаратные преобразования спектрометра DLS-82E учитывая только форму его опорной функции.

В спектрометре DLS-82E реализована корреляционная обработка сигнала релаксации ёмкости, таким образом сигнал на выходе аналогового тракта спектрометра определяется выражением 4, согласно публикации [3].

$$S[g(\lambda), t_c, t_d] = \frac{1}{t_c} \int_{t_d}^{t_d+t_c} f(t) W(t - t_d) dt, \quad (4)$$

где

$W(t)$ – весовая функция, определённая на интервале времени $[0, t_c]$,

t_c – период (длительность) весовой функции $W(t)$,

t_d – время задержки между началом сигнала релаксации и началом корреляционной обработки. Согласно обзору [3], время задержки t_d , обычно, вводится для улучшения избирательности или для снижения искажения сигнала из-за перегрузки измерительной системы.

$g(\lambda)$ – распределение скоростей экспоненциальных спадов, составляющих релаксационный сигнал.

Модель аппаратных преобразований (корреляционной обработки), учитывающая форму весовой функции, реализованной в спектрометре DLS-82E, для моноэкспоненциального сигнала определяется выражением 5 [4].

$$S(\tau, C_A, F_0, t_1) = C_A K_{BS} K_{LS} \phi(\tau, F_0, t_1), \quad (5)$$

где

C_A – амплитуда емкостного релаксационного сигнала,

K_{BS} – масштабный коэффициент, зависящий от чувствительности емкостного моста,

K_{LS} – масштабный коэффициент селектора,

τ – постоянная времени релаксации глубокого уровня,

F_0 – частота сканирования импульсов заполнения,

t_1 – длительность импульса заполнения,

$\phi(\tau, F_0, t_1)$ – функция определяемая выражением 6.

$$\phi(\tau, F_0, t_1) = M \tau F_0 e^{-\frac{0.05}{\tau F_0}} \left(1 - e^{\frac{t_1 F_0 - 0.45}{\tau F_0}} - e^{-\frac{0.5}{\tau F_0}} + e^{\frac{t_1 F_0 - 0.95}{\tau F_0}} \right), \quad (6)$$

где M – масштабный множитель.

Масштабный множитель M определяется выражением 7.

$$M(\tau, F_0, t_1) = \frac{1}{\max \left[\tau F_0 e^{-\frac{0.05}{\tau F_0}} \left(1 - e^{\frac{t_1 F_0 - 0.45}{\tau F_0}} - e^{-\frac{0.5}{\tau F_0}} + e^{\frac{t_1 F_0 - 0.95}{\tau F_0}} \right) \right]} \quad (7)$$

Введём коэффициент A (выражение 8), характеризующий амплитуду сигнала релаксации ёмкости и перепишем выражение 5 с учётом того, что длительность импульса заполнения t_1 является неизменной величиной, и получим выражение 9.

$$A = C_A K_{BS} K_{LS}. \quad (8)$$

$$S(\tau, A, F_0) = A \phi(\tau, F_0) \quad (9)$$

2.3 Модель, учитывающая нелинейность и неэкспоненциальность

Для одновременного учёта нелинейности аппаратного тракта и неэкспоненциальности сигнала релаксации, связанной с присутствием нескольких

экспоненциальных составляющих в модель вводят коэффициент нелинейности-неэкспоненциальности p [4], после чего выражение 9 приобретает вид выражения 10.

$$S(\tau, A, F_0, p) = A [\phi(\tau, F_0)]^p. \quad (10)$$

В случае моноэкспоненциального сигнала релаксации и линейного измерительного тракта коэффициент $p = 1$, в остальных случаях он отклоняется от 1. Данный коэффициент эмпирический и не имеет физического смысла. Он комплексно учитывает нелинейность и неэкспоненциальность, что позволяет повысить точность моделирования, но он не позволяет дать ответ на вопрос какой именно из этих двух факторов имел место.

2.4 Модель многоэкспоненциального частотного скана

Если предположить, что сигнал релаксации ёмкости состоит из нескольких экспоненциальных составляющих и определяется выражением 3, то опираясь на выражения 3, 4, 6 и 9, можно сделать вывод, что частотный скан, созданный таким сигналом релаксации ёмкости определяется выражением 11.

$$Y = \sum_{i=1}^n A_i \phi(\tau_i, F_0), \quad (11)$$

где n – количество экспоненциальных составляющих в сигнале релаксации. Данная модель предполагает, что измерительный такт линеен, а сигнал релаксации создан ловушками носителей заряда, дающими линейчатый спектр, аналогичный спектру, представленному на рисунке 2.

3 Реализация моделей

В данном разделе приводится краткое описание программной реализации моделей, примеры рассчитанных частотных сканов, примеры результатов идентификации их моделей.

3.1 Интерфейс и функционал

Модели оформлены в виде пакета модулей на языке программирования Python 3. Интерфейс моделей совместим с одной из самых популярных библиотек для машинного обучения `scikit-learn` [5]. Такое техническое решение позволяет использовать имеющиеся в библиотеке инструменты preprocessing данных, оценки качества моделей и оптимизации параметров моделей, а также интегрировать модели в другое программное обеспечение и конвейеры обработки данных.

Модели, названные в предыдущем разделе (выражения 9, 10, 11), выполняют две функции:

1. Вычисление частотного скана с заданными параметрами.
2. Идентификация параметров модели частотного скана по экспериментальным данным.

Идентификация параметров моделей реализована методом градиентного спуска. Имеется возможность вывода значений параметров модели на каждой итерации. Реализована автоматическая остановка идентификации при достижении заданного модуля разницы между значениями функции потерь на текущей и предыдущей итерации.

Модели реализуют единообразный интерфейс. При инициализации каждая модель получает длительность импульса заполнения (параметр `filling_pulse`), которая считается неизменной при измерениях) и параметры алгоритма идентификации. Параметры алгоритма идентификации варьируются:

- модель идеального частотного скана и модель частотного скана с показателем нелинейности-неэкспоненциальности (выражения 9, 10):

`fit_p_coef` – если параметр принимает значение `True` (логическую единицу), тогда при идентификации параметров модели определяется показатель нелинейности-неэкспоненциальности p , иначе (`False` – логический ноль) p считается равным 1 при идентификации параметров модели;

`learning_rate` – скорость градиентного спуска;

`n_iters` – максимальное количество итераций при идентификации;

stop_val – модуль разницы между значениями функции потерь на текущей и предыдущей итерации, при достижении которого происходит остановка идентификации;

verbose – если параметр принимает значение True, то в стандартный поток вывода печатаются значения параметров модели на каждой итерации.

- модель многоэкспоненциального частотного скана (выражение 11):

n_exps – количество экспоненциальных составляющих в сигнале релаксации (значение n в выражении 11);

learning_rate – скорость градиентного спуска;

n_iters – максимальное количество итераций при идентификации;

stop_val – модуль разницы между значениями функции потерь на текущей и предыдущей итерации, при достижении которого происходит остановка идентификации;

verbose – если параметр принимает значение True, то в стандартный поток вывода печатаются значения параметров модели на каждой итерации.

При идентификации параметров модели идеального частотного скана определяется амплитуда и десятичный логарифм постоянной времени ($\log_{10}(\tau)$) сигнала релаксации. Причины замены постоянной времени её десятичным логарифмом объясняются в следующем разделе.

При идентификации модели с показателем нелинейности-неэкспоненциальности к амплитуде и десятичному логарифму постоянной времени сигнала релаксации добавляется значение показателя нелинейности-неэкспоненциальности p .

При идентификации многоэкспоненциальной модели определяется n пар амплитуда — десятичный логарифм постоянной времени сигнала релаксации. По паре для каждой из n экспоненциальных составляющих.

Параметры модели частотного скана могут быть не только идентифицированы, но и заданы пользователем.

Чтобы выполнить идентификацию параметров модели, нужно передать ей набор экспериментальных (тренировочных) данных, состоящих из вектора значений десятичных логарифмов частоты опорной функции ($\log_{10}(F_0)$) и соответствующего вектора значений сигнала DLTS – сигнала на выходе аппаратного тракта спектрометра DLS-82E. При идентификации параметров модели по умолчанию их начальные параметры выбираются случайным образом, однако могут быть и определены пользователем.

При вычислении частотного скана с заданными параметрами модели передаётся вектор значений десятичных логарифмов частоты опорной функции, для каждого из которых модель вычислит значение сигнала DLTS.

3.2 Алгоритм идентификации параметров моделей

Про идентификацию, градиентный спуск, нормализацию и TensorFlow.

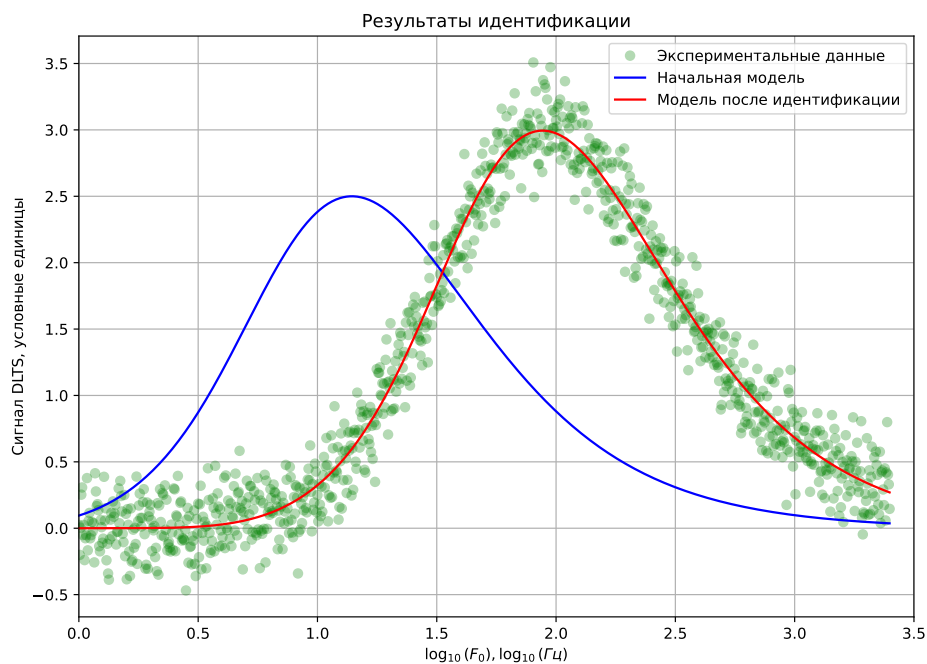


Рис. 3: Пример результата идентификации модели идеального частотного скана.

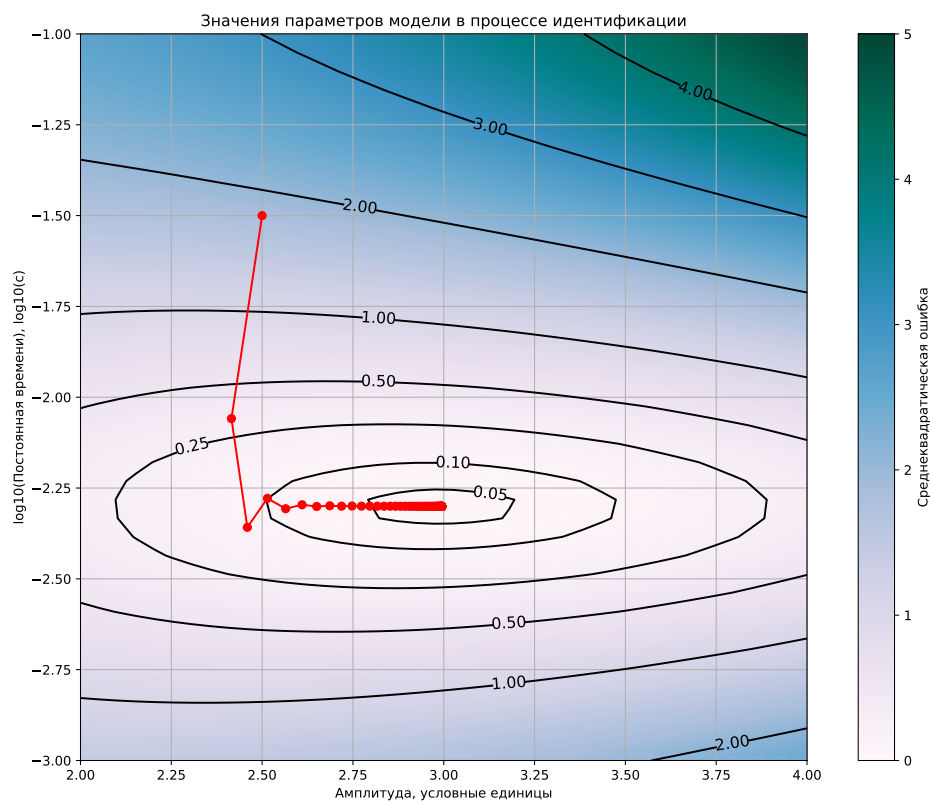


Рис. 4: «Путь» значений параметров при идентификации.

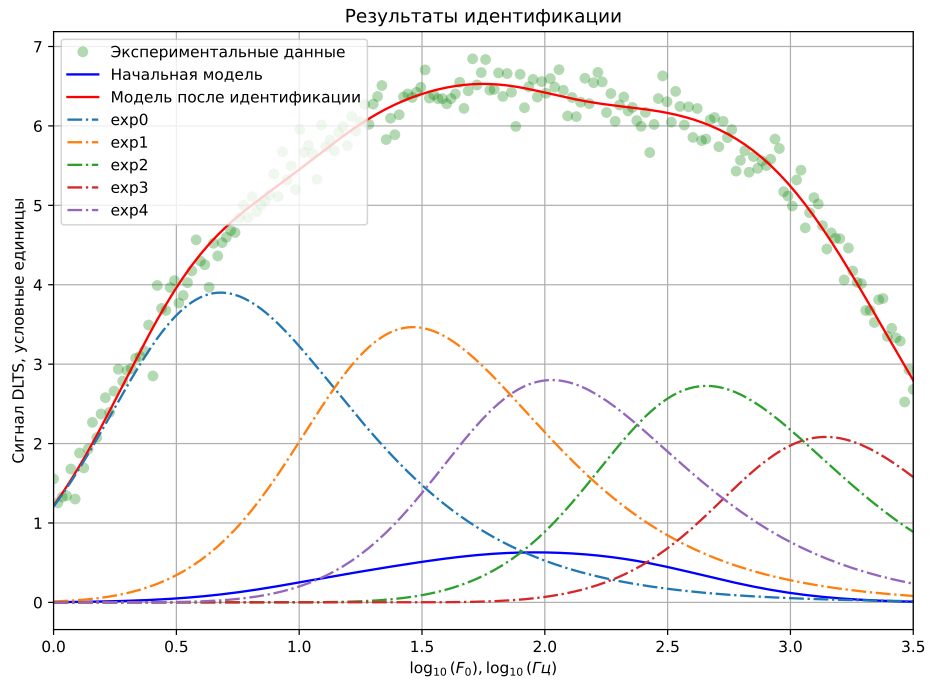


Рис. 5: Пример результата идентификации модели многоэкспоненциально-частотного скана.

3.3 Оценка качества модели

Несколько слов о рабочем процессе при разработке моделей, идентификации их параметров, оптимизации параметров алгоритма идентификации.

Иллюстрации оверфитинга.

Список литературы

- [1] Aurelien Geron. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. 2nd. O'Reilly Media, Inc., 2019. ISBN: 1492032646.
- [2] Trevor Hastie, Robert Tibshirani и Jerome Friedman. *The Elements of Statistical Learning*. Springer Series in Statistics. Springer New York, NY, 2017. ISBN: 978-0-387-84858-7. DOI: [10.1007/978-0-387-84858-7](https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7).
- [3] Andrei A. Istratov и Oleg F. Vyvenko. «Exponential analysis in physical phenomena». В: *Review of Scientific Instruments* 70.2 (1999), с. 1233—1257. DOI: [10.1063/1.1149581](https://doi.org/10.1063/1.1149581). eprint: <https://doi.org/10.1063/1.1149581>. URL: <https://doi.org/10.1063/1.1149581>.
- [4] Vladimir Krylov, Aleksey Bogachev и Т. Pronin. «Deep level relaxation spectroscopy and nondestructive testing of potential defects in the semiconductor electronic component base». В: *Radio industry (Russia)* 29 (май 2019), с. 35—44. DOI: [10.21778/2413-9599-2019-29-2-35-44](https://doi.org/10.21778/2413-9599-2019-29-2-35-44).
- [5] *scikit-learn Machine Learning in Python*. URL: <https://scikit-learn.org> (дата обр. 10.10.2022).
- [6] С. Николенко, А. Кадурын и Е. Архангельская. *Глубокое обучение*. СПб.: Питер, 2018, с. 480. ISBN: 978-5-496-02536-2.