

ОПТИМИЗАЦИЯ ФИЗИЧЕСКОГО ЭКСПЕРИМЕНТА НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И АНАЛИЗА ДАННЫХ НА ПРИМЕРЕ ЭФФЕКТА ЗЕЕБЕКА

И.В. Глинский¹⁾, А.А. Григорьев²⁾

1) студент факультета компьютерных систем и сетей «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники», г. Минск, Беларусь, igvld3108@gmail.com

2) к.т.н., доцент, заведующий кафедрой физики «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники», г. Минск, Беларусь, agrig@bsuir.by

Аннотация: В данной работе исследуется применение машинного обучения и анализа данных для оптимизации эксперимента по изучению эффекта Зеебека. Цель состоит в разработке методики определения оптимальных параметров термопар для максимизации коэффициента Зеебека. Используя методы кластеризации, предобработки данных и машинного обучения, успешно выявлены закономерности в экспериментальных данных, что позволило определить оптимальные условия для проведения эксперимента. Результаты данного исследования могут быть полезны для разработки новых материалов и устройств, основанных на эффекте Зеебека.

Ключевые слова: термоэлектрический эффект, термопара, коэффициент Зеебека, машинное обучение, анализ данных.

OPTIMIZATION OF PHYSICAL EXPERIMENT USING MACHINE LEARNING AND DATA ANALYSIS IN THE EXAMPLE OF THE SEEGER EFFECT

Ilya V. Hlisnki¹⁾, Alexander A. Grigoriev²⁾

1) student of the faculty of computer systems and networks «Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics», city of Minsk, Belarus, igvld3108@gmail.com

2) Ph. D., associate Professor, Head of physics department «Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics» , city of Minsk, Belarus, agrig@bsuir.by

Abstract: This paper explores the use of machine learning and data analytics to optimize an experiment to study the Seebeck effect. The goal is to develop a methodology for determining optimal thermocouple parameters to maximize the Seebeck coefficient. Using methods of clustering, data preprocessing and machine learning, patterns in the experimental data were successfully identified, which made it possible to determine the optimal

conditions for conducting the experiment. The results of this study may be useful for the development of new materials and devices based on the Seebeck effect.

Key words: thermoelectric effect, thermocouple, Seebeck coefficient, machine learning, data analysis.

Эффект Зеебека (также известный как термоэлектрический эффект) - это физический явление, при котором температурная разница между двумя разными материалами, соединенными в контактных точках, приводит к возникновению электродвижущей силы (напряжения). Это явление было впервые обнаружено Томасом Зеебеком в 1821 году и с тех пор находит широкое применение в различных областях науки и техники, особенно

Ключевым параметром, характеризующим эффект Зеебека, является коэффициент Зеебека. Его значение зависит от свойств материала и температурного градиента.

$$E = \alpha(T_2 - T_1) \quad (1),$$

Где E - термо ЭДС (ТЭДС); α - коэффициент ТЭДС, T_2 , T_1 - температуры контактов.

Одним из наиболее распространенных применений эффекта Зеебека являются термопары - простые и недорогие устройства для измерения температуры. Термопары состоят из двух проводников из разных материалов, соединенных на одном конце. При нагреве этого соединительного конца возникает термоэлектрическое напряжение, которое можно измерить и преобразовать в соответствующее значение температуры.

В данной работе был проведен анализ данных по семи различным типам термопар (Т, К, J, E, B, R и S) с целью оптимизации их использования. В ходе исследования были применены различные методы машинного обучения и кластеризации, такие как линейная регрессия, случайный лес, градиентный бустинг и метод опорных векторов, метод K-средних и агломеративная иерархическая кластеризация.

Для нахождения коэффициента Зеебека были использованы следующие методы: линейная регрессия, случайный лес, градиентный бустинг и метод опорных векторов. Производительность этих моделей оценивалась с использованием показателей среднеквадратичной ошибки (MSE) и коэффициента детерминации (R-squared), а также перекрестной проверки для оценки надежности каждой модели. Результаты были следующими:

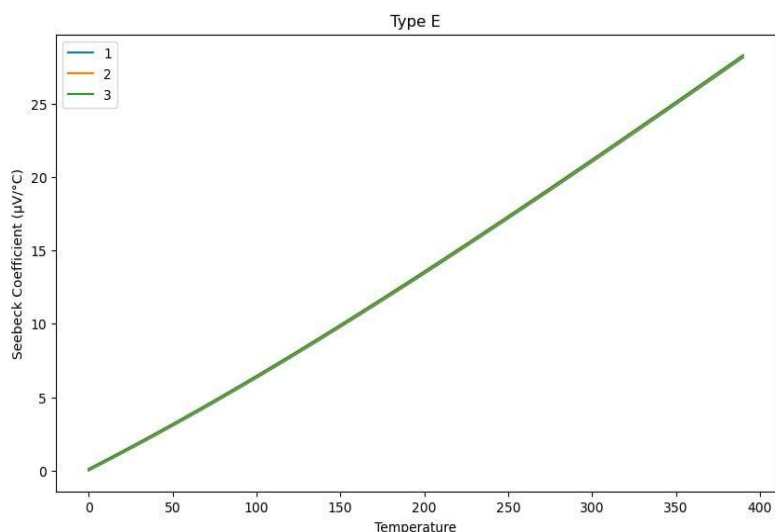


Рисунок 1 – график зависимости коэффициента Зеебека от разности температур термопары типа E

Линейная регрессия показала наилучшие результаты с MSE 0,22 и значением R-squared 0,9996.

Кроме того, были применены методы кластеризации (обучение без учителя), такие как K-средних и агломеративная иерархическая кластеризация, для группировки термопар по их характеристикам и поведению в разных температурных диапазонах. Эти методы позволяют определить сходства между различными типами термопар и выделить группы с похожими свойствами.

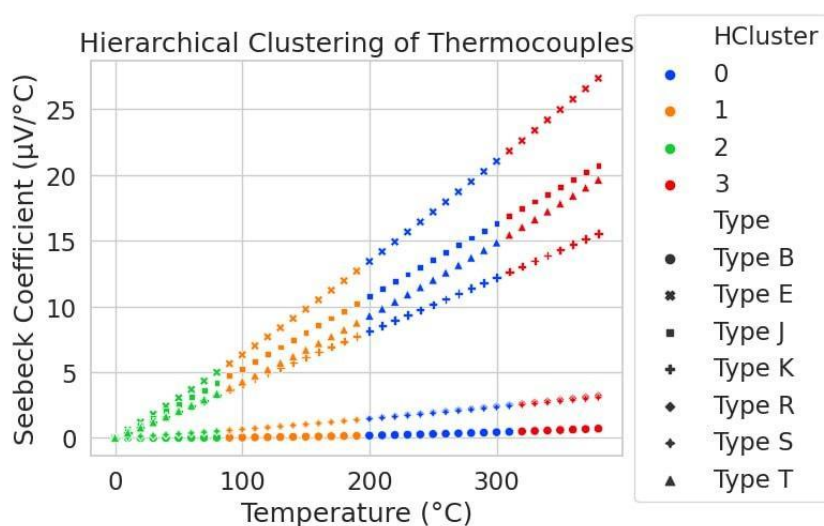


Рисунок 2 – иерархическая кластеризация термопар.

Агломеративная иерархическая кластеризация выявила четыре кластера, сгруппированные в соответствии с температурными диапазонами и коэффициентами Зеебека. В частности, первый кластер включает термопары, которые демонстрируют схожие характеристики при

температуре в диапазоне 1 кластера. Это свидетельствует о том, что в определенных диапазонах температур разные типы термопар могут вести себя аналогично.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что в некоторых случаях использование более дешевых термопар может быть предпочтительным, так как они ведут себя аналогично более дорогим моделям. Например, если наше устройство работает в диапазоне 1 кластера, то имеет смысл выбирать более экономичные варианты термопар, так как они обеспечивают сопоставимую точность и характеристики.

Помимо этого, важно отметить, что результаты данного исследования могут быть использованы не только для определения наиболее подходящих термопар, но и для разработки новых материалов и термоэлектрических устройств с оптимальными характеристиками. Ведь понимание закономерностей и связей между температурой и коэффициентом Зеебека может способствовать созданию новых термоэлектрических материалов с повышенной эффективностью и надежностью.

Результаты данного исследования могут быть использованы для оптимизации выбора термопар в зависимости от конкретных условий их применения. Применение методов машинного обучения и кластеризации позволяет выявить закономерности и сходства между различными типами термопар, что может помочь пользователям принимать обоснованные решения при выборе наиболее подходящего типа термопары для своих нужд.

Список использованных источников:

1. Савельев И. В., Курс физики : учеб. В 3 т. Т. 3: Квантовая оптика. Атомная физика. Физика твердого тела. Физика атомного ядра и элементарных частиц / И. В. Савельев. – М. : Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1989. – 304 с.

2. Епифанов, Г. И. Физика твердого тела : учеб. пособие / Г. И. Епифанов. – 4-е изд., стер. – СПб. : Издательство «Лань», 2011. – 288 с.