

## ОПТИМИЗАЦИЯ ФИЗИЧЕСКОГО ЭКСПЕРИМЕНТА С ПОМОЩЬЮ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И АНАЛИЗА ДАННЫХ НА ПРИМЕРЕ ЭФФЕКТА ЗЕЕБЕКА

Глинский И.В.

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

Григорьев А.А. – канд. физ-мат. наук, доцент

**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.

Эффект Зеебека (также известный как термоэлектрический эффект) - это физический явление, при котором температурная разница между двумя разными материалами, соединенными в контактные точки, 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  $E$  - коэффициент Зеебека;  $\alpha$  - термоэлектрическая способность пары,  $T_2, T_1$  - 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, Е, В, 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.

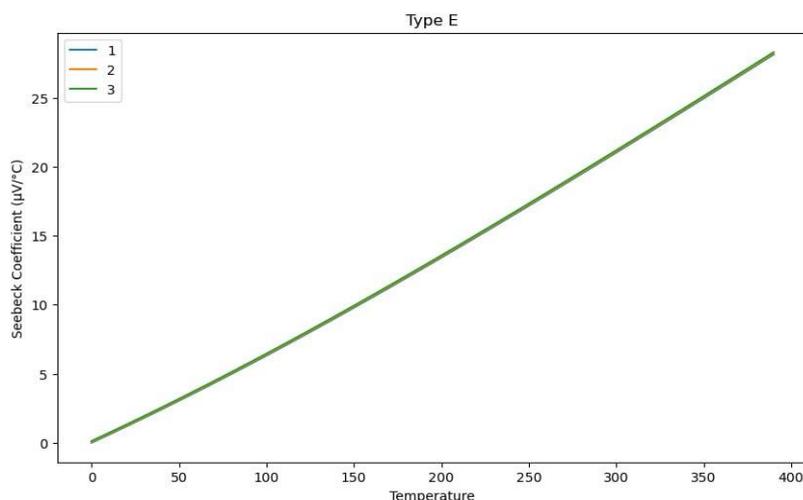


Рисунок 1 – график зависимости коэффициента Зеебека от разности температур термопары типа E

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:

Линейная регрессия показала наилучшие результаты с MSE 0,22 и значением R-squared 0,9996. Результаты перекрестной проверки показали MSE 4,43 и значение R-squared 0,9511, что указывает на высокий уровень согласованности и точности.

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.

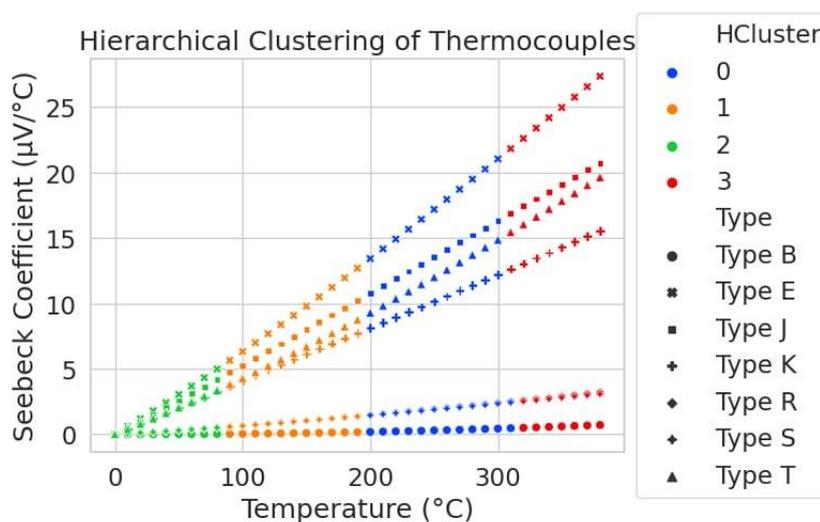


Рисунок 2 – иерархическая кластеризация термопар.

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.