

Методология Random Search NAS

В рамках *Neural Architecture Search* ставится задача нахождения такой архитектуры, которая достигает лучшего качества при минимальных затратах. В данной работе реализовано следующее:

- **Search Space:** выбор подмножества слоёв энкодера BERT из 12 возможных. Генерируются комбинации длиной от 4 до 12 слоев
- **Search Strategy:** случайная генерация архитектур без повторений
- **Performance Estimation Strategy:** обучение каждой конфигурации на одной эпохе и оценка по метрикам

Основная метрика эффективности объединяет точность и количество параметров:

$$\text{Score} = \alpha \cdot \text{Accuracy} + \beta \cdot \left(1 - \frac{\log(\text{Params} + 1)}{\log(\text{MaxParams})}\right) \quad (1)$$

Реализация

Вся реализация выполнена в ноутбуке `RandomSearch_Selection.ipynb`

Каждая итерация состоит из:

1. Случайного выбора комбинации слоев энкодера
2. Перестройки модели под выбранные слои
3. Обучения на одной эпохе
4. Сбора метрик: ассурасу, время обучения, количество параметров и кастомный скор

Финальная оценка лучшей модели проведена в `RandomSearch_Eval.ipynb`.

Результаты

По результатам 10 итераций была выбрана лучшая архитектура с конфигурацией слоёв:

[0, 1, 6, 8, 10]

Таблица 1: Сравнение моделей

Модель	Accuracy (%)	Параметры (млн)
BERT-base (12 слоёв)	93.99	110
RandomSearch (5 слоёв)	91.25	58.4

Выводы

Метод Random Search NAS как ни странно, показал себя удачно:

- Удалось сократить число параметров почти вдвое
- Сохранить точность на приемлемом уровне (- 2.74%)

Подобный подход может использоваться как бейзлайн, так как ориентирован на удачу ресерчера)