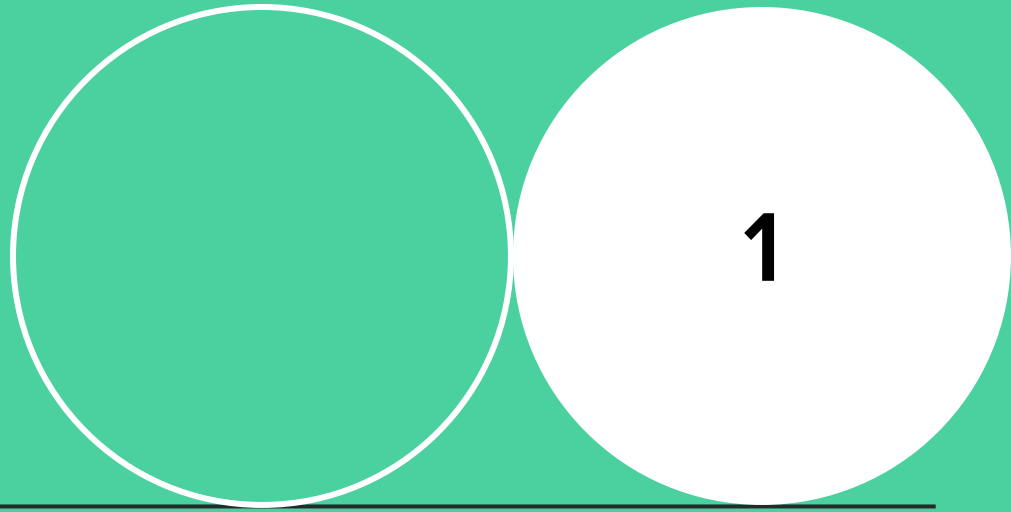
Повышение качества моделей

Повышение качества моделей



Машинное обучение

нетология

Улучшение качества модели

1. Работаем с данными.
2. Работа с алгоритмами.
3. Переосмысление проблемы.

Улучшение качества модели

I. Работа с данными.

1. Получить больше данных.
2. Обработка данных.
3. Улучшение качества данных.
4. Придумать больше данных.

II. Работа с алгоритмами.

1. Усложнение при недообучении.
2. Упрощение и/или регуляризация при переобучении.
3. Настройка гиперпараметров
4. Построение ансамбля моделей

III. Переосмыслить проблему

https://www.machinelearningmastery.ru/improve-deep-learning-performance/

Модель для задачи обучения с учителем

Модель представляем как
функцию с параметрами
где θ - параметры алгоритма
ε - неустранимая ошибка

$$y = f(\theta) + \varepsilon$$

$$f(g, w)$$

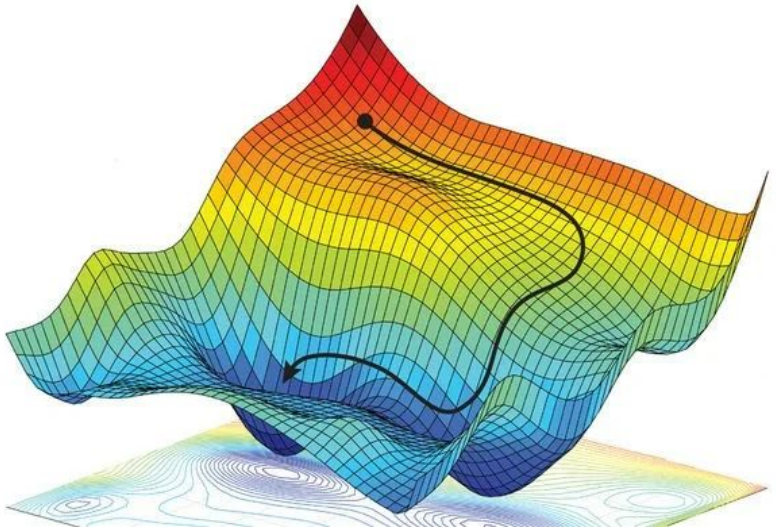
Параметры модели θ можно разделить на обучаемые ***w*** (просто ***параметры***) и необучаемые ***g*** (***гиперпараметры***)

Параметры модели задают **семейство функций,** которые она может реализовать.

Параметры модели

- Обычные параметры мы получаем в процессе обучения

  Подбираем обычные параметры минимизируя функцию потерь L



- Гиперпараметры необходимо подобрать ...

Как подбирать гиперпараметры

1. Ручной выбор - на основе своей экспертной оценки вы выбираете гиперпарметры модели

2. Поиск по сетке - перебор всех вариантов

3. Случайный выбор - проверяются случайные семплы из пространства гиперпарметров

4. Байесовская оптимизация - применяется семплирование из пространства гиперпараметров. На основе результатов обучения модели с наборами гиперпараметров строиться вероятностная функция отображения из значений гиперпараметра в целевую функцию, которая позволяет более адресно семплировать из пространства гипермпараметров в области максимума.

5. Генетические алгоритмы - применяются эволюционные алгоритмы с мутациями и скрещиванием

6. Градиентные методы и множество других

GridSearch

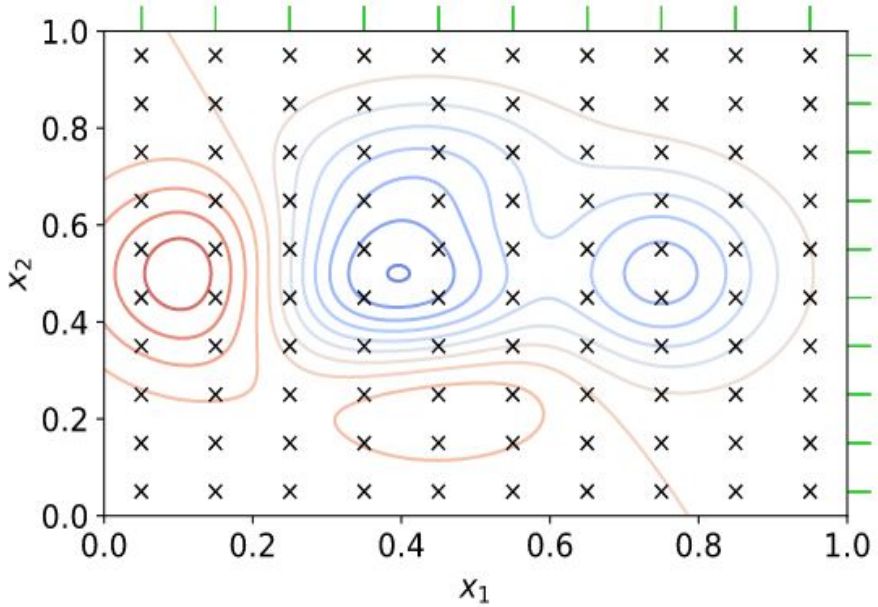
Полный перебор по заданному вручную подмножеству пространства гиперпараметров.

Минусы:

- Долго.
  Количество комбинаций
  N1 * N2 * N3 * ... * Nk,
  где Ni - количество возможных значений i-го параметра
- Можно промахнуться мимо минимума

Плюсы:

- Просто и четко
- Можно использовать каскад решеток



RandomizedSearch

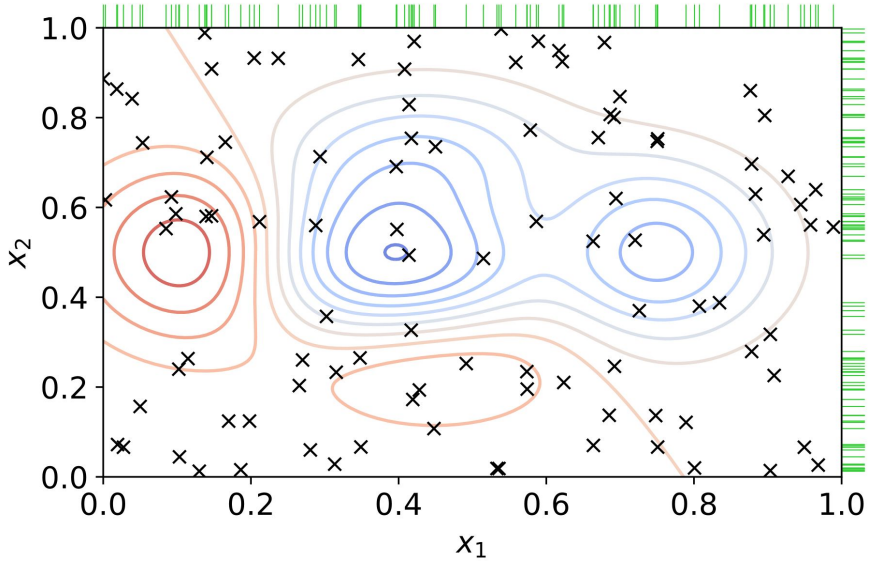
Многократное обучение на случайном сэмплированом наборе гиперпараметров.

Минусы:

- Не гарантируется лучшее решение

Плюсы:

- Достаточно прост
- Обычно быстрей GridSearch находит хорошее решение



Байесовская оптимизация

Основная идея алгоритма – на каждой итерации подбора находится **компромисс** между исследованием **регионов с самыми удачными** из найденных комбинаций гиперпараметров и исследованием **регионов с большой неопределённостью** (где могут находиться ещё более удачные комбинации).

Для этого алгоритм строит **вероятностную модель функции отображения** значений **гиперпараметров** на **целевую функцию**.

Т.е. **значения гиперпараметров** в текущей итерации *выбираются* с **учётом** результатов на **предыдущем шаге**.

Это позволяет во многих случаях найти лучшие значения параметров модели за меньшее количество времени.

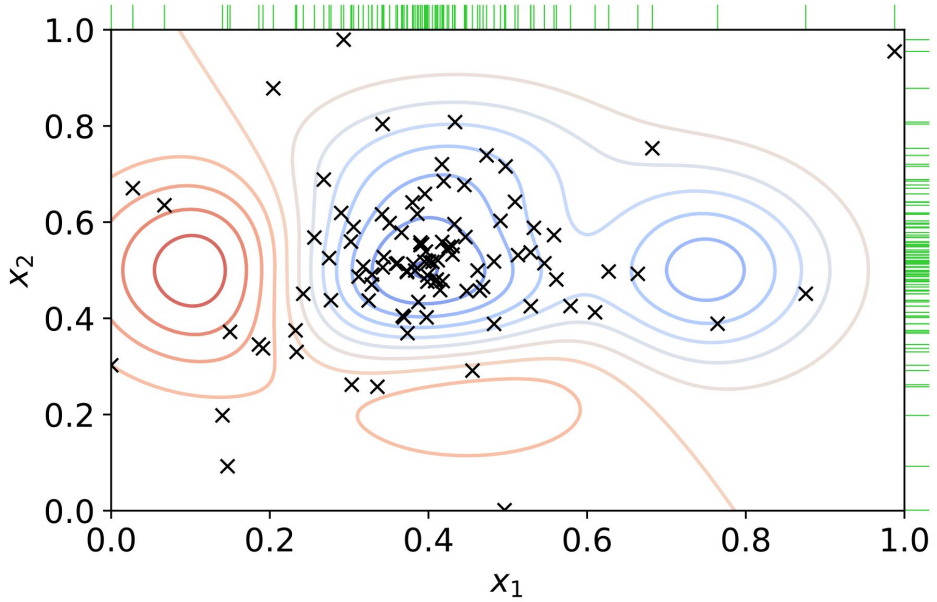
Байесовская оптимизация

Минусы:

- Накладные расходы
- Тяжел для маленьких моделей

Плюсы:

- Хорошо находит оптимум
- Глобальная оптимизация



Генетические алгоритмы оптимизации

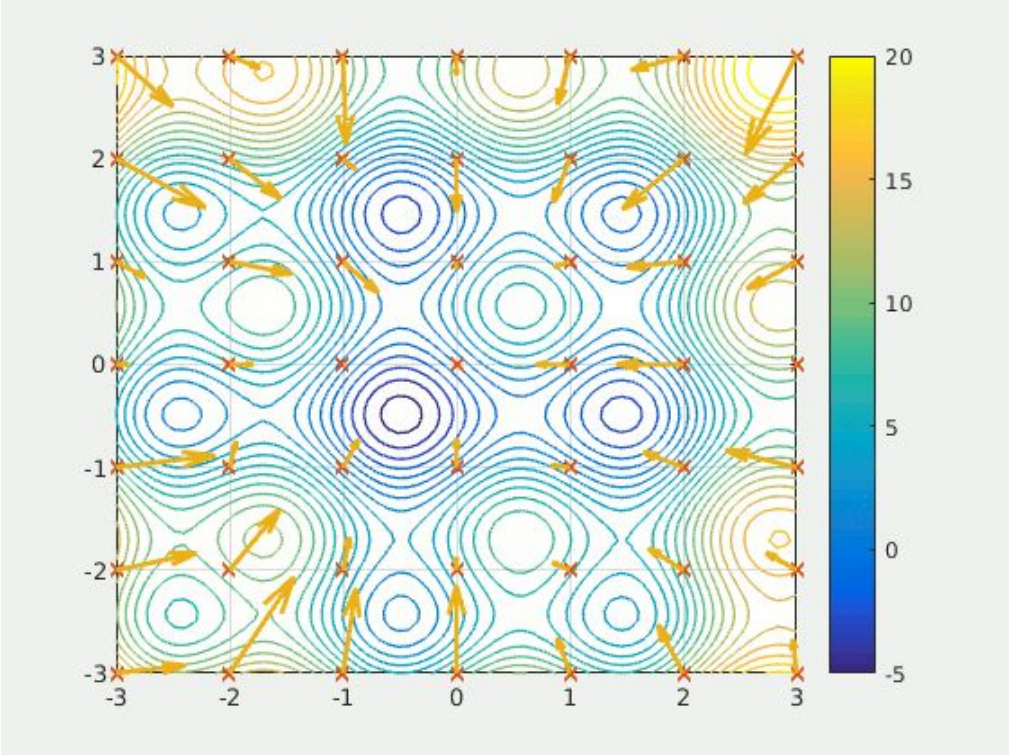
Эволюционная оптимизация гиперпараметров следует процессу, навеянному биологической концепцией эволюции

Минусы:

- Сложно и долго

Плюсы:

- Глобальная оптимизация

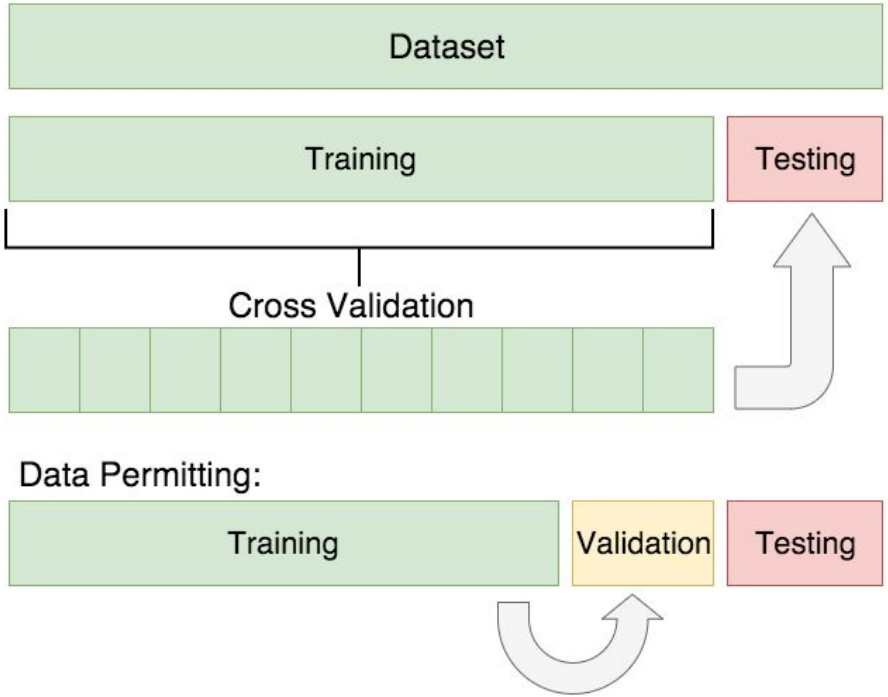


Переобучение

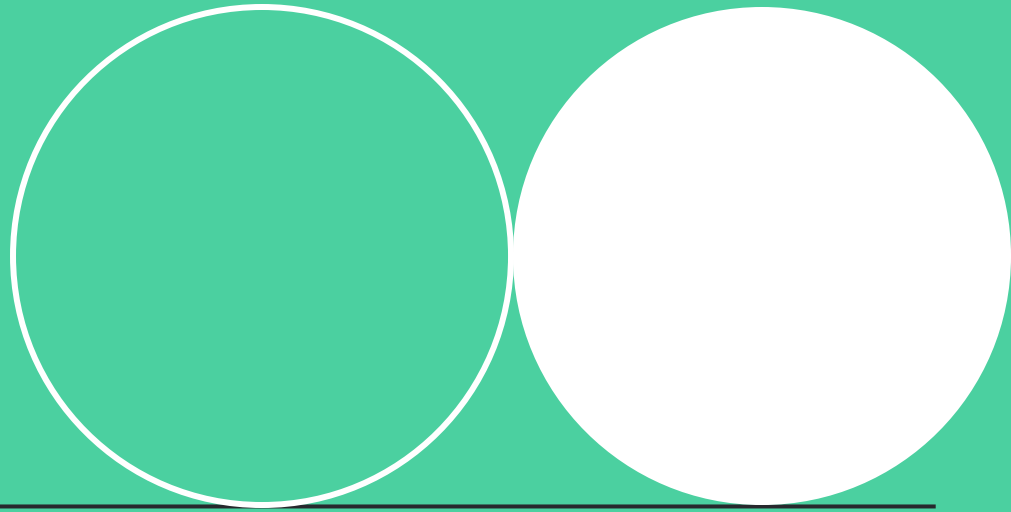
Подбор гиперпараметров для повышения качества можно рассмотреть как метаобучение.

Возможно переобучение на проверочные данные

Решение:
Дополнительный контроль



Практика



Спасибо за внимание!

fb.com/

mail@mail.com

нетология