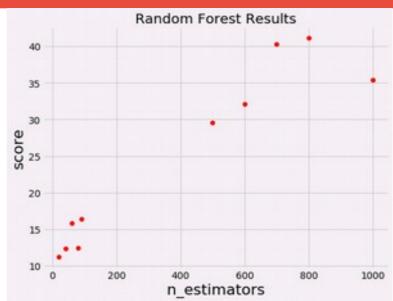


$$CVLoss(\mathbf{h}) := Loss(\mathbf{X}_v, \mathbf{Y}_v; \mathbf{a}^*(\mathbf{h}), \mathbf{h}),$$
$$\mathbf{a}^*(h) := \operatorname{argmin}_a \left\{ Loss(\mathbf{X}_t, \mathbf{Y}_t, \mathbf{a}, \mathbf{h}) \right\}$$

- Поиск на сетке (Grid Search, Randomized Search)
- Покоординатный спуск (Coordinate Descent)
- Генетические алгоритмы (Genetic Algorithms)
- Байесовская оптимизация

$$CVLoss(\mathbf{h}) := Loss(\mathbf{X}_v, \mathbf{Y}_v; \mathbf{a}^*(\mathbf{h}), \mathbf{h}),$$
  
$$\mathbf{a}^*(h) := \operatorname{argmin}_a \{Loss(\mathbf{X}_t, \mathbf{Y}_t, \mathbf{a}, \mathbf{h})\}$$

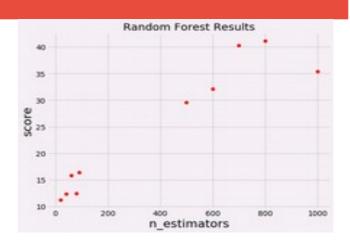


#### Байесовская оптимизация:

- Построить суррогатную вероятностную модель целевой функции
- Найдите гиперпараметры, которые лучше всего работают на суррогате
- Примените эти гиперпараметры к истинной целевой функции
- Обновление суррогатной модели, включающей новые результаты
- Повторите шаги 2–4, пока не будет достигнуто максимальное количество итераций или время

$$CVLoss(\mathbf{h}) := Loss(\mathbf{X}_v, \mathbf{Y}_v; \mathbf{a}^*(\mathbf{h}), \mathbf{h}),$$
  
$$\mathbf{a}^*(h) := \operatorname{argmin}_a \{Loss(\mathbf{X}_t, \mathbf{Y}_t, \mathbf{a}, \mathbf{h})\}$$

# Методы последовательной оптимизации на основе моделей (SMBO):



- Определить область для поиска гиперпараметров
- Определить Целевую функцию, которая принимает гиперпараметры и выводит оценку, которую мы хотим минимизировать (или максимизировать)
- Собрать суррогатная модель целевой функции
- Определить Критерий (функцию выбора), для оценки того, какие гиперпараметры выбрать следующим из суррогатной модели.
- История, состоящая из пар (оценка, гиперпараметр), используемых алгоритмом для обновления суррогатной модели

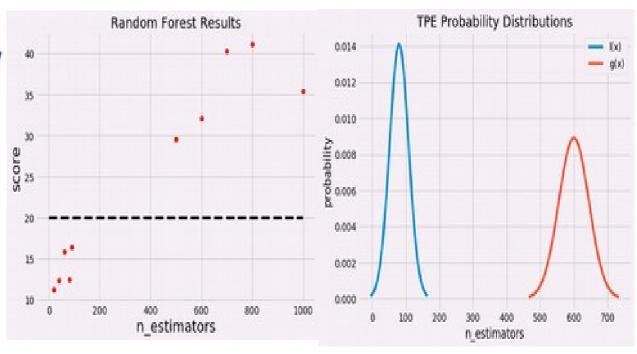
## Методы последовательной оптимизации на основе моделей (SMBO) :

• Древовидная структура Парзена (ТРЕ)

$$EI_{y^*}(x) = \int_{-\infty}^{y^*} (y^* - y) p(y|x) dy$$
 40

$$p(y|x) = \frac{p(x|y) * p(y)}{p(x)}$$

$$p(x|y) = \begin{cases} \ell(x) & \text{if } y < y^* \\ g(x) & \text{if } y \ge y^* \end{cases}$$



## Интерпретация моделей ML

Yellowbrick

ELI5

**MLxtend** 

LIME

SHAP,

#### Вектор ШЕПЛИ

SHAP - Shapley Additive explanation

$$\Phi(v)_i = \sum_{K 
i i} rac{(k-1)!(n-k)!}{n!} (v(K)-v(K\setminus i)),$$

где n - количество игроков, k - количество участников коалиции K.

## Вектор ШЕПЛИ - ИНТЕРПРЕТАЦИЯ ML-моделей

- Результат обучения с учителем (на основе заданного примера) это игра;
- Выигрыш это разница между матожиданием результата на всех имеющихся примерах и результатом, полученном на заданном примере;
- Вклады игроков в игру влияние каждого значения признака на выигрыш, т.е. результат.

$$\Phi(v)_i = \sum_{K \ni i} rac{(k-1)!(n-k)!}{n!} (v(K)-v(K\setminus i)),$$

где n – количество признаков, k – количество признаков коалиции K.