Hyperband: A Novel Bandit-Based Approach to Hyperparameter Optimization

· 作者: Lisha Li, Kevin Jamieson, Giulia DeSalvo et.al.

· 机构: UCLA, UC Berkely, NYU, Google

· 会议: ICLR2017

· 地址: https://arxiv.org/abs/1603.06560

· 代码: https://github.com/automl/HpBandSter

论文主要内容

摘要

机器学习算法的performance很大程度依赖于超参的选择。贝叶斯优化方法可以自适应选择超参。本文提出HyperBand,简单灵活,理论上合理,能够自适应分配预定义的资源的一种early-stopping策略。

Motivation

· SH: 在算法早期停掉一些没有希望的config

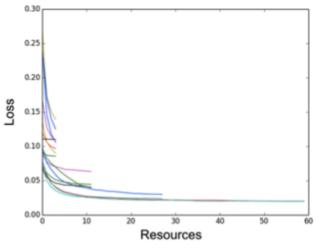
· HB: 解决SH中的trade-off问题

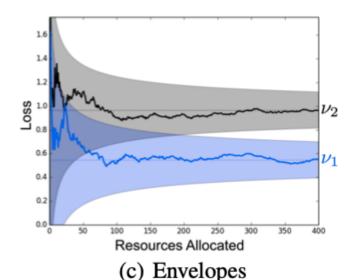
方法

介绍

Successive Havling (SH)

- ·给一个超参数配置集合分配一个统一的预算(budget),评估超参数集合中所有配置,扔掉结果 最坏的那半配置,并重复过程。
- · 需要输入一个 n 来表示共有多少个超参数配置
- · 如果 n=33 则需要 $\log_2(33)+1$,取整需要6次折半迭代(s=6)





(b) Configuration Evaluation

// begin SuccessiveHalving with (n,r) inner loop $T=\mathtt{get_hyperparameter_configuration}(n)$

for $i \in \{0, ..., s\}$ do

$$n_i = \lfloor n\eta^{-i} \rfloor$$

$$r_i = r\eta^i$$

$$L = \{ \texttt{run_then_return_val_loss}(t, r_i) : t \in T \}$$

$$T = \mathsf{top}_{\mathsf{-k}}(T, L, \lfloor n_i/\eta \rfloor)$$

end

· 符号说明

- \circ s : 为总轮数; B : 为找到最优config定下的总budget
- \circ η 决定SH中每轮丢弃的比例。例如 $\eta=3$ 表示SH每轮后保留top 1/3的config
- n_i : SH中第 i 轮,config数量
- \cdot r_i : SH中第 i 轮,每个config被分配到的资源量($n_i \cdot r_i$ 为第 i 轮,configs集合的总资源)
- 。 $B=s\cdot n\cdot r$ 。 每轮次中 $n_i\cdot r_i=rac{B}{s}=R$ 固定,即每轮的config集合总budget
- n <= R,因为第一轮中分配给每个config的资源至少为1
- $_{\circ}$ 最后一轮必只有一个 $_{\circ}$ 最后一轮必只有一个 $_{\circ}$ 积
- · 在总budget B固定下, n 越大,能比较的config就**越多**;但B/n越小,每个config的elarly stoping就越激进,comparison就越**不准**。反之亦然。

· 只能trade-off: 无法找到每个config能被区分好坏的最低资源

方法: HyperBand (HB)

- · 本质上就是对 SH 的grid search策略,外循环不断迭代尝试不同的n与r。避免trade-off
- · 给定一次n与r,就执行一遍完整的SH(子程序)。HB中过一遍完整的SH称为一个bracket

```
Algorithm 1: HYPERBAND algorithm for hyperparameter optimization.
                    :R, \eta \text{ (default } \eta = 3)
   initialization: s_{\text{max}} = \lfloor \log_n(R) \rfloor, B = (s_{\text{max}} + 1)R
1 for s \in \{s_{\max}, s_{\max} - 1, \dots, 0\} do
        n = \left\lceil \frac{B}{R} \frac{\eta^s}{(s+1)} \right\rceil,
                                  r = R\eta^{-s}
 2
        // begin SuccessiveHalving with (n,r) inner loop
        T = \text{get-hyperparameter-configuration}(n)
        for i \in \{0, ..., s\} do
            n_i = |n\eta^{-i}|
 5
            r_i = r\eta^i
 6
            L = \{ \text{run\_then\_return\_val\_loss}(t, r_i) : t \in T \}
 7
             T = \mathsf{top}_{-\mathsf{k}}(T, L, |n_i/\eta|)
        end
10 end
11 return Configuration with the smallest intermediate loss seen so far.
```

- · 两个输入 R、 η 决定了要进行多少次SH($oldsymbol{brackets}$ 数量,即 $s_{max}+1$)
 - $\sim R$ 是SH最后轮每config的资源(2,6行)
- r 为SH第一轮次的每config上的资源,**为了确保** $r>=1:s_{\max}=\left\lceil \log_n(R) \right
 ceil$
- · B 为一个bracket的budget
- · 当s最大,即减半操作最多,能评估的config数量n就最多=>最激进的early-stopping
- · 当s最小=0,即每config分配到的资源最多(R)=>退化为经典随机搜索
- ·相比SH,总开销多一个**对数**乘子, $B_{HB} = log_{\eta}(R) \cdot B_{SH}$

	s=4		s = 3				s = 1		s = 0	
$\mid i \mid$	$ n_i $	r_i	n_i	r_i	n_i	r_i	n_i	r_i	n_i	r_i
0	81	1	27	3	9	9	6	27	5	81
1	27	3	9	9	3	27	2	81		
2	9	9	3	27	1	81				
3	3	27	1	81						
4	1	81								

Table 1: Values of n_i and r_i for the brackets of HYPER-BAND when R=81 and $\eta=3$.

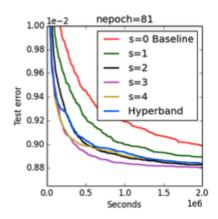


Figure 2: Performance of individual brackets *s* and HYPERBAND.

· s=3是最优的,hyperband表现接近直接选择最优的bracket

实验结果

Results

· model: 卷积神经网络

· 搜索空间: SGD的6个超参、response normalization layer的2个超参

· Datasets: CIFAR-10、MRBI、SVHN

· HyperBand: 一个资源单位对应100个mini-batch。

。 CIFAR-10设置R=300、MRBI设置R=300、SVHN设置600

 $^{\circ}$ $\eta=4$

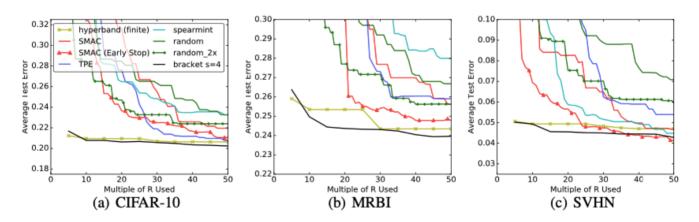


Figure 3: Average test error across 10 trials is shown in all plots. Label "SMAC_early" corresponds to SMAC with the early stopping criterion proposed in Domhan et al. (2015) and label "bracket s=4" corresponds to repeating the most exploratory bracket of HYPERBAND.

数据下采样

·数据下采样,数据量的大小作为资源budget

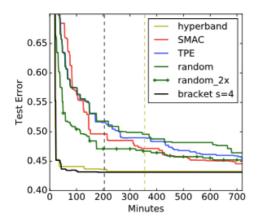


Figure 4: Average test error of the best kernel regularized least square classification model found by each searcher on CIFAR-10. The color coded dashed lines indicate when the last trial of a given searcher finished.

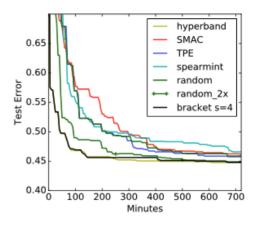


Figure 5: Average test error of the best random features model found by each searcher on CIFAR-10. The test error for HYPERBAND and bracket s=4 are calculated in every evaluation instead of at the end of a bracket.

特征下采样

·特征丰富程度作为资源budget(见figure5