

算法合成 自动应用算法模式合成高效程序

熊英飞 北京大学

知乎问题



程序员

软件开发

编程

计算机

计算机经典课程

作为计算机专业学生,最应该学习的课程前五位是什么?

不论当前大学是否开设这些课程。

关注问题

╱ 写回答

♪ 邀请回答

● 好问题 371

● 13 条评论

- 1、数据结构与算法
- 2、计算机组成原理
- 3、操作系统
- 4、计算机网络
- 5、数据库

▲ 赞同 1461



● 124 条评论

你认为计算机专业最难学的课程是什么?

计算机专业

关注问题

软件工程

╱ 写回答

计算机科学

♣ 邀请回答

♠ 好问题 16

课程名	点赞数
算法数据结构	47
大学语文	23
马克思主义	12
汇编语言	5
体系结构	1

算法为什么难: 示例



- 最大后缀和:
 - 输入一个整数的列表
 - 对列表上所有后缀求和
 - 返回最大的和
 - mts [1, -2, 3, -1, 2] = 4
- 穷举算法非常容易实现

```
mts xs = maximum (map sum (tails xs))
```

- 算法复杂度为 $O(n^2)$
- 能否应用算法课的知识来进行优化?

算法为什么难: 示例



• 算法课教了一系列算法设计模式,尝试应用迭代

```
mts' xs = (tails' xs).1

tails' Nil = (0, 0)

tails' Cons(h, t) =
  let (tmts, tsum) = tails' t in
  (max tmts (tsum + h), tsum + h)
```

- 算法复杂度:0(n)
- 应用算法设计模式并不容易
 - 迭代: 维护一组变量并反复更新,直到得到结果
 - 但对具体问题并没有给出找变量方法和更新方法,主要靠程序员智慧
 - 算法设计仍然是艺术不是科学
 - 优化后的程序长度、理解难度均远超原来的程序

MTS高效程序的运行过程



```
[1, -2, 3, -1, 2] tmts=0 tsum=0

[1, -2, 3, -1, 2] tmts=2 tsum=2

[1, -2, 3, -1, 2] tmts=2 tsum=1

[1, -2, 3, -1, 2] tmts=3 tsum=4
```

```
mts' xs = (tails' xs).1

tails' Nil = (0, 0)

tails' Cons(h, t) =
  let (tmts, tsum) = tails' t in
  (max tmts (tsum + h), tsum + h)
```

研究目标: 自动完成程序优化

mts xs = maximum (map sum (tails xs))



```
mts' xs = (tails' xs).1
tails' Nil = (0, 0)
tails' Cons(h, t) =
  let (tmts, tsum) = tails' t in
  (max tmts (tsum + h), tsum + h)
```

降低难度:

算法设计是困难耗时的步骤





节省成本:

会算法的程序员需要更高人力成本







同一时间、同一地点、同一公司、同一部门的两个招聘岗位

提高质量: 算法优化是缺陷来源



优化前程序 简洁、优雅、模块化



- SeL4: 著名经验证操 作系统内核
 - 第一阶段: 采用 Haskell的算法设计
 - 验证导致500+修改
 - 第二阶段: 采用C的 系统实现
 - 验证导致50+修改

提升效率: 自动优化程序



目前的编译优化技术只能进行局部小替换,通常很难显著降低程序复杂度。 自动应用算法模式有望对程序进行整体大幅优化。

数据流敏感重写 flow-sensitive rewrites

- · 条件常量传播 conditional constant propagation
- 主导测试检测 dominating test detection
- 基于流承载的类型缩减转换 flow-carried type narrowing
- 无用代码消除 dead code elimination

语言相关的优化技术 language-specific techniques

- 类型继承关系优化 class hierarchy analysis
- · 去虚拟机化 devirtualization
- 符号常量传播 symbolic constant propagation
- 自动装箱消除 autobox elimination
- 逃逸分析 escape analysis
- 锁消除 lock elision
- 锁膨胀 lock fusion
- 消除反射 de-reflection

内存及代码位置变换 memory and placement transformation

- · 表达式提升 expression hoisting
- 表达式下沉 expression sinking
- 冗余存储消除 redundant store elimination
- 相邻存储合并 adjacent store fusion
- 卡痕消除 card-mark elimination
- 交汇点分离 merge-point splitting

循环变换 loop transformations

- 循环展开 loop unrolling
- · 循环剥离 loop peeling
- 安全点消除 safepoint elimination
- 迭代范围分离 iteration range splitting
- 范围检查消除 range check elimination
- 循环向量化 loop vectorization

全局代码调整 global code shaping

- 内联 inlining (graph integration)
- 全局代码外提 global code motion
- · 基于热度的代码布局 heat-based code layout
- switch 调整 switch balancing
- 抛出内联 throw inlining

常见编译优化技术

大型语言模型是否解决这个 问题?



你能优化下面这个程序,将其变成O(n)时间复杂度的程序吗? mts xs = maximum (map sum (tails xs))



由 DeepSeek-Coder-V2 生成



当然可以。原始程序的时间复杂度是O(n^2),因为 `tails` 函数会生成所有后缀列表,而 `map sum` 会对每个后缀列表求和。我们可以通过一次遍历来优化这个程序,使其时间复杂度变为O(n)。

以下是优化后的代码:

```
maximumSubarraySum :: [Int] -> Int
maximumSubarraySum xs = go xs 0 0
where
go [] maxSoFar currentSum = maxSoFar
go (x:xs) maxSoFar currentSum =
let currentSum' = max 0 (currentSum + x)
maxSoFar' = max maxSoFar currentSum'
in go xs maxSoFar' currentSum'
```

这个函数使用了一个辅助函数 `go`, 它维护了两个变量: `maxSoFar`表示到目前为止找到的最大子数组和, `currentSum`表示当前子数组的和。通过一次遍历, 我们可以在O(n)时间内找到最大子数组和。

你能优化下面这个mts程序,将其变成O(n)时间复杂度的程序吗? cal xs = sum (map (+1) xs) - length xs mts xs = maximum (map cal (tails xs))



由 DeepSeek-Coder-V2 生成



要将给定的 `mts` 程序优化到 O(n) 时间复杂度,我们需要避免重复计算。原始程序中的 `cal` 函数 和 `mts` 函数都涉及对列表的多次遍历,导致时间复杂度为 O(n^2)。我们可以通过一次遍历来计算所需的所有信息。

以下是优化后的代码:

```
haskell
                                                                                 复制
import Data.List (tails)
cal :: [Int] -> Int
cal xs = sum (map (+1) xs) - length xs
-- 优化后的 mts 函数
mts :: [Int] -> Int
mts xs = maximum \$ scanl (\acc x -> acc + x + 1) 0 xs
main :: IO ()
main = do
   let testList = [1, 2, 3, 4]
12 print $ mts testList -- 输出应该是 14
```

对约束进行小等价变换

开始胡说并 给出完全不 对的代码

传统求解方法: 程序演算

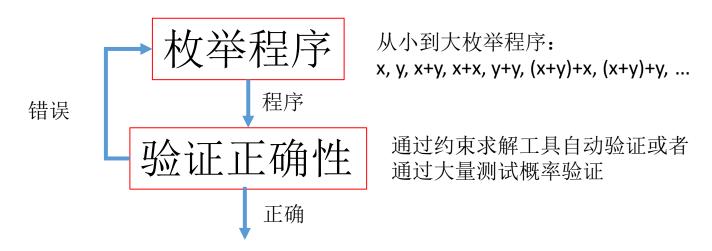


- 通过一系列程序变换半自动得到优化后的 程序
- 但算法设计往往需要"根据具体问题设计 关键模块"这样的操作
 - 通用程序变换规则难以完成问题特定的设计
- 因此,程序演算保持半自动求解

我们的路线: 基于搜索的归纳程序合成



• 基本方法: 枚举+验证



- 其他高级算法可以看做是这个基本形式的优化
- 可以搜索到问题特定的模块,只要包含在空间中
- 可以利用文法控制算法复杂度
 - O(1): 程序空间中只包括O(1)操作
 - O(n): 程序空间中只包括一个遍历输入数据的循环

我们的路线: 基于搜索的归纳程序合成



mts xs = maximum (map sum (tails xs))



合成O(n)的等价程序

```
mts' xs = (tails' xs).1
tails' Nil = (0, 0)
tails' Cons(h, t) =
  let (tmts, tsum) = tails' t in
  (max tmts (tsum + h), tsum + h)
```

基于搜索程序合成的瓶颈:可伸缩性

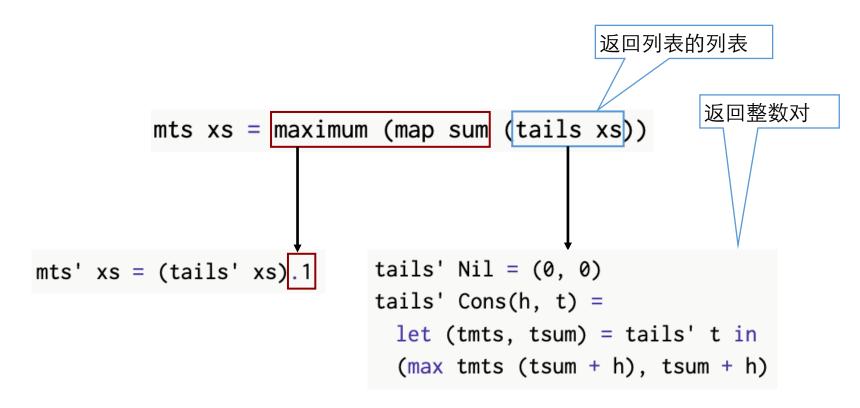


- 从小到大的枚举不可能枚举到很大的程序
 - 程序空间随程序大小呈指数增长
- 当目标程序使用超过5个运算符的时候, 现代程序合成工具就经常失效

• 实用算法远远超过这个规模

改进思路: 独立优化片段



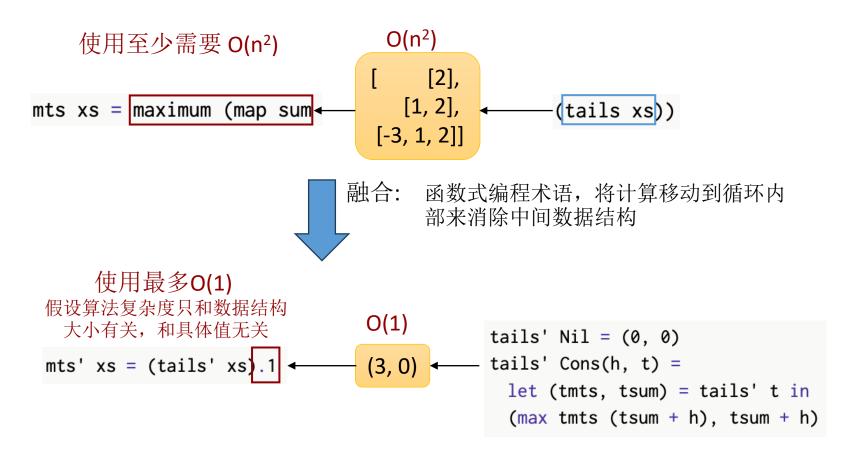


问题1:什么片段需要被重写?

问题2: 片段之间并不独立,如何独立优化?

针对问题2分析优化关键:中间数据结构





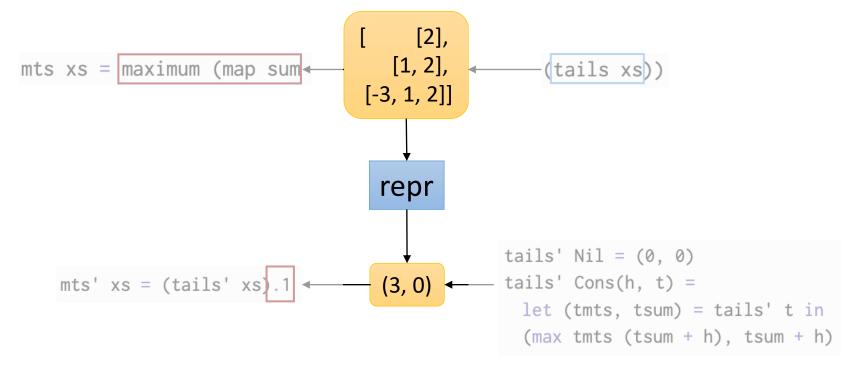
青方系统





青方=SuFu=SuperFusion=自动融合

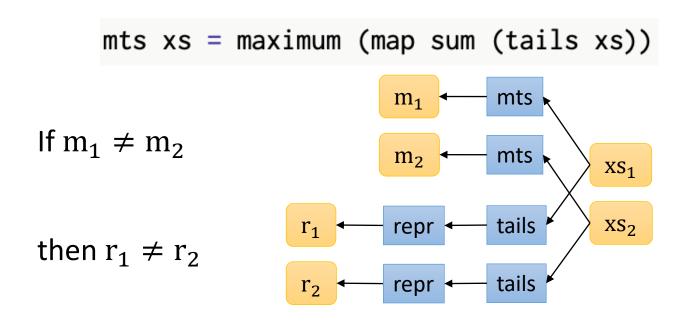
- 首先合成一个表示函数,在优化前后的数据间做转换。
 - repr:tails返回值 → tails'返回值
- 每个片段成为独立的合成问题



如何合成repr函数?



repr需要为最终返回值提供足够多的信息



基于以上规约,寻找一个输出尽可能小的repr

问题1: 什么部分需要被重写?



- 设计语言扩展让用户标记要压缩的数据结构
- 系统推出所有读写该数据结构的片段

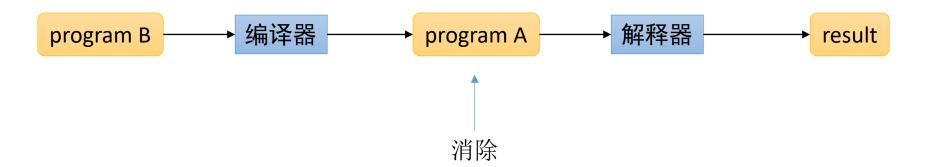
```
NCons(Nil, NNil)
tails Cons(_, t)@xs =
let ts = tails t in
NCons(xs, ts)

tails :: List -> Packed NList
mts xs = maximum (map sum (tails
xs))
mts xs =
let ts = tails xs in
maximum (map sum ts)
```

tails Nil =



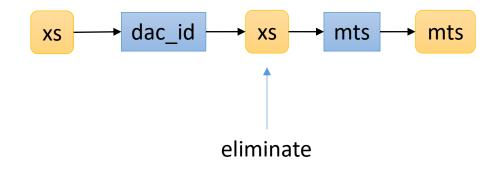




应用: 应用其他算法设计模式

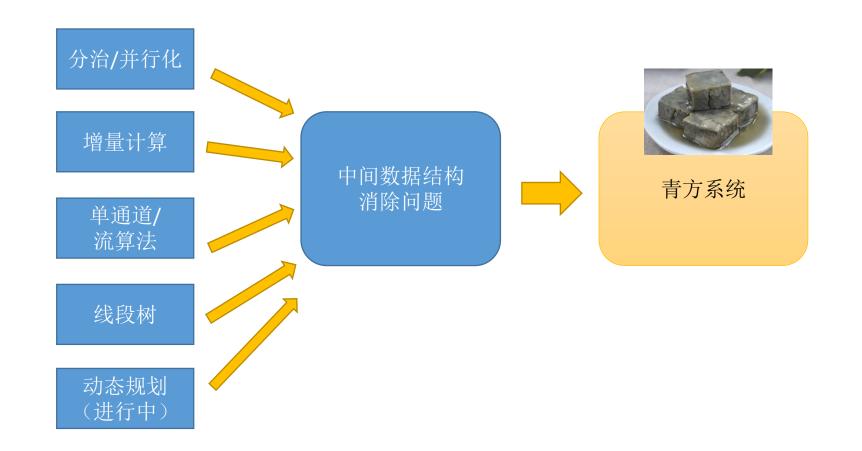


- 很多算法设计模式采用特定模式遍历输入
- 捕获这种模式作为模版



青方系统 支持多种算法设计模式





方法效果



- 290个已有数据集、算法论文和codeforces.com中的融合和其他问题
 - 最大子段和
 - 字符串转换成数字
 - 检查字符串中括号是否匹配
 - 线段树问题
 - Petrozavodsk冬令营题目(全球243支队伍只有26支解出)

Source	#Solv	Time	
Total	264/290	91%	24.4

在线演示

http://8.140.207.65/new-demo

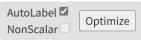


SuperFusion

Eliminating Intermediate Data Structures via Inductive Synthesis

Reference Program

01Knapsack



Optimized Program

```
import "compress";
import "list";

Item = Int * Int;
ItemList = List (Item);
Plan = Reframe (ItemList);

fun sumw items = sum (map fst items);
fun sumv items = sum (map snd items);

fun step :: Int -> Item -> Plan -> List (Plan);

fun step lim item plan =

if sumw plan + fst item <= lim then

Cons {Cons {item, plan}, Cons {plan, Nil}}

selse Cons {plan, Nil};

fun gen :: Int -> ItemList -> List (Plan);

fun gen lim = function
```

看起来很好?





- 合成程序包含大量循环,现有系统无法验证
- 目前通过测试来保证正确性

Testing shows the presence, not the absence of bugs.



Edsger W. Dijkstra

如何证明程序优化是正确的?



- 优化后的程序应该等价于优化前的程序
- 即:程序等价性证明
- 本质上,需要证明类似这样的命题

```
\forall xs: List. sum (rev xs) = sum xs
```

 \forall xs:List. sum (rev xs) = sum (sort xs)

程序等价性证明为什么难?



- 传统一阶逻辑的证明已经有较好的自动化方法
- 涉及归纳定义的数据结构和结构递归函数
- 证明通常需要采用 归纳证明

```
Inductive List = nil | cons Int List;
Let rev (1:List) =
match 1 with
| nil \rightarrow nil
| cons h t \rightarrow snoc h (rev t)
end:
Let sort (1:List) =
match 1 with
| nil \rightarrow nil
| cons h t \rightarrow ins h (sort t)
end;
Let sum (1:List) =
match y with
I nil \rightarrow 0
| cons h t \rightarrow h + (sum t)
end:
```

归纳证明为什么难?



- 在原命题上直接归纳不一定会成功
- 示例 ∀ xs:List. sum (rev xs) = sum (sort xs)
 - 对xs做归纳,分为两种情况讨论
 - 情况1: xs=[]
 - 直接计算,等式左右两边都为[],成功证明
 - 情况2: xs= cons h t
 - 有归纳假设 sum (rev t) = sum (sort t)
 - 原命题变形得到 sum (snoc h (rev t)) = sum (ins h (sort t))
 - 无法应用归纳假设,也无法化简,证明卡住
 - 可以证明,该命题无法通过直接归纳证明
- 需要引入引理,并归纳证明引理
- 如何知道需要什么引理?

现有工作



- 启发式搜索引理,然后尝试自动证明
 - 从小到大枚举所有引理
 - 基于机器学习生成引理
 - 基于和原命题的文本相似性搜索引理
- 因为无保证,大量的时间都浪费在无效引理上

归纳友好命题



- 归纳友好命题一定保证能应用归纳假设
- 归纳友好命题形式1:
 - 等式的一边只有一个结构递归函数调用
- 之前的例子不具备该特点

```
\forall xs:List. sum (rev xs) = sum (sort xs)
```

• 能否将该命题转换成归纳友好命题?

转换为归纳友好命题



- 原命题: ∀xs:List. sum (rev xs) = sum (sort xs)
- 合成结构递归函数f
 - f xs = sum (sort xs)
- 将原命题改写为两个新命题
 - sum (rev xs) = f x
 - f xs = sum (sort xs)
- 两个新命题都符合归纳友好命题形式1,可以直接归纳证明

如何得到函数f?



- f xs = sum (sort xs)
- 标准的程序合成问题
- 实现中调用青方系统解决
- 即: 青方系统自己被用来证明自己合成程序的正确性

自动证明系统AutoProof



- 提出三种归纳友好命题形式
- 提出两种转换策略,将命题转换到归纳友好形式
- 转换策略的执行需要求解程序合成问题
 - 由青方系统解决





来自经典测试集CLAM, Isaplanner, TIP等的270个证明问题

	#Solved (Standard)	#Solved (Extension)	#Solved (Total)	#Fails (Timeout)	AvgTime
AutoProof	$140 \\ (\uparrow 16.67\%)$	21 († 600%)	161 (↑ 30.89%)	109	$3.64s \ (\downarrow 95.47\%)$
Cvc4Ind	120	3	123	147	80.36s

小结



- 算法设计是重要的
 - 算法是高效软件开发的基础
- 算法设计是困难的
 - 研究只是整理出算法设计模式
 - 能否应用全凭程序员能力
- 算法合成是可能的
 - 算法设计的一个关键是消除中间数据结构
 - 通过找合适的repr函数,算法设计可以转成多个小的程序合成问题
- 算法合成还有很多要解决的问题
 - 如何支持更多算法设计模型
 - 如何自动优化大型程序
 - 如何更好集成合成和验证
- 期待更多人投入算法合成的研究!

相关论文



- Ruyi Ji, Yuwei Zhao, Nadia Polikarpova, Yingfei Xiong*, Zhenjiang Hu. Superfusion: Eliminating Intermediate Data Structures via Inductive Synthesis. PLDI'24: ACM SIGPLAN Conference on Programming Language Design and Implementation, June 2024.
- Yican Sun, Ruyi Ji, Jian Fang, Xuanlin Jiang, Mingshuai Chen, Yingfei Xiong*. Proving Functional Program Equivalence via Directed Lemma Synthesis. FM'24: 26th International Symposium on Formal Methods, September 2024.
- Yican Sun, Xuanyu Peng, Yingfei Xiong*. Synthesizing Efficient Memoization Algorithms. OOPSLA'23: Object-Oriented Programming, Systems, Languages and Applications, October 2023.
- Ruyi Ji, Yuwei Zhao, Yingfei Xiong*, Di Wang, Lu Zhang, Zhenjiang Hu. Decomposition-Based Synthesis for Applying D&C-Like Algorithmic Paradigms. TOPLAS: ACM Transactions on Programming Languages and Systems, Accepted, January 2024