

# 整数最適化アプローチへの入門



2019年3月22日(金)

IEICE 総合大会

宮代 隆平 (東京農工大学)

# なぜ整数最適化？

- なぜいま整数最適化か？
  - もともと種々の最適化問題をよく表現できることに加え...
    - とにかく速くなった
      - ◆ 1991年→2015年で**4500億倍**のスピードアップ
    - 整数最適化のニーズが増えてきた
      - ◆ ヒューリスティクスを超えた最適化がほしい
- 本講演が(他分野の方にも)整数最適化を知ってもらおうきっかけとなれば

# 前置き

- 整数計画法 / 計画問題 or 整数最適化？
  - ◆ 整数計画法 (integer programming; IP)
  - ◆ 整数計画問題 (integer program; IP)
- 近年の流れ
  - 整数計画法, 整数計画問題 (IP)
    - 整数最適化, 整数最適化問題 (IO)
    - ◆ programming (計画法) → optimization(最適化)
- 本日は「整数計画法 / 計画問題」でいきます

# もくじ

- 整数計画アプローチへの入門
  - ◆ 整数計画問題の定義とそのクラス分け
  - ◆ 整数変数の使い道, 定式化の例
  - ◆ 0-1変数を用いた定式化のトリック
  - ◆ 問題の規模と計算時間
  - ◆ 分枝限定法と良い定式化, 難しい問題の特徴
  - ◆ 整数計画ソルバーについて
  - ◆ おわりに, 参考資料

# 線形計画問題

- 線形計画問題 (linear program; LP)
  - もっとも基本的な 数理計画問題
  - 目的関数は線形, 制約式も線形
  - 変数は連続変数 (小数値を取れる)
    - ◆ 整数計画問題ではない
  - 単体法, 内点法で効率的に解ける

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & \mathbf{c}^\top \mathbf{x} \\ \text{subject to} & \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}. \end{array}$$

# 連続最適化問題

- 他の連続な数理計画問題
  - 凸二次計画問題 (QP)
  - 凸二次制約計画問題 (QCP)
  - 二次錐計画問題 (SOCP)
  - 半正定値計画問題 (SDP, LMI)
  - 凸計画問題 (convex nonlinear program)
    - ◆ 以上は連続最適化の範疇, 内点法
  - 非凸な非線形計画問題 (nonconvex NLP)
    - ◆ 大域的最適化の範疇, NP困難で難しい

# 整数計画問題の定義

- 整数計画問題とは (Integer Programming; IP)
  - 変数の一部または全部に「整数値を取る」という条件、つまり整数条件が課された数理計画問題
  - 整数変数：整数条件つきの変数
  - NP困難
- 総称して IP, MIP などと呼ぶ
  - **M** は整数変数と連続変数の「混合」 (Mixed-Integer Programming; MIP)

# 整数計画問題のクラス分け

- 整数計画問題 (IP) のクラス分け

- 線形整数計画問題 (MILP)

- ◆ 0-1 整数計画問題 (0-1 IP)

- 凸二次整数計画問題 (MIQP)

そこそこ  
解ける😊

- 整数二次制約計画問題 (MIQCP)

- 整数二次錐計画問題 (MISOCP)

- 整数半正定値計画問題 (MISDP)

かなり  
難しい😞

- 基本的に分枝限定法(後述)で解く



# 整数変数の使い道

- 整数変数は何に使うのか？
    - 一般の整数変数
      - ◆ 分割できないモノの個数
- 何らかの数量を表す時には使われる
- **0-1変数**
    - ◆ 何らかの yes/no を表す
    - ◆ 定式化の中心的な役割

# 0-1 変数の使い方

- よくある 0-1 変数の使い方
  - 1~4 日目に作業 A, B, C, D のどれをやるか？
  - 1 以上 4 以下の値をとる  
整数変数  $x_a, x_b, x_c, x_d$  を準備し,  
「 $x_a = 3$  なら作業 a を 3 日目にやる」とする
    - ◆ 制約が線形制約で書きにくい & 解きにくい
  - 0-1変数  $x_{a1}, x_{a2}, x_{a3}, x_{a4}, x_{b1}, \dots$  を準備し,  
「 $x_{a3}$  が 1 なら作業 a を 3 日目にやる」とする
- IP で主な役割を果たすのは 0-1 変数

# IP の適用例

- IP の適用例
  - 非常に多彩な最適化問題が定式化できる(しやすい)
  - 他分野への応用例
    - ◆ ロジスティクス, 配送計画, 意思決定, スケジューリング, 都市工学, ...
    - ◆ グラフ理論, 画像処理, 信号処理, 機械学習, ...
  - 「●● problem integer programming」で検索

# AIC最小化問題

- AIC値 (BIC値) が最小になるような説明変数の部分集合と偏回帰係数  $\mathbf{a}$  を求める
    - $n$  個のサンプル  $\{(y_i; x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$
    - $p$  個の説明変数  $\mathbf{y} = X\mathbf{a} + \varepsilon$
    - AIC値:  $n \log(\|\mathbf{y} - X\mathbf{a}\|_2^2/n) + 2k$ 
      - ◆  $k$  は選択した説明変数の個数  
( $k$  も数理計画の変数)
- AICの最小化問題は MISOCP  
(混合整数二次錐計画問題)として定式化できる

# AIC最小化問題の定式化

minimize  $f$

subject to

Miyashiro, Takano (2015)

In EJOR

$$\sum_{i=1}^n \left( y_i - \left( a_0 + \sum_{j=1}^p a_j x_{ij} \right) \right)^2$$
$$\leq f \cdot \sum_{j=0}^p \left( w_j \cdot \exp \left( -\frac{2j}{n} \right) \right) \quad (i = 1, 2, \dots, n),$$

$$\sum_{j=0}^p (j \cdot w_j) = \sum_{j=1}^p z_j, \quad \sum_{j=0}^p w_j = 1,$$

$$-Mz_j \leq a_j \leq Mz_j \quad (j = 1, 2, \dots, p),$$

$$\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{n+1}, \quad f \in \mathbb{R}_+, \quad \mathbf{w} \in \{0, 1\}^{p+1}, \quad \mathbf{z} \in \{0, 1\}^p.$$

# LDPC符号の最尤復号化

- LDPC符号の最尤復号化

minimize  $\lambda^\top x$

subject to  $Hx = 2z,$

$x \in \{0, 1\}^n, z \in \mathbb{Z}_+^m.$

- 線形整数計画問題 (MILP)

- ◆ ただし, 一見してそのままでは難しそうと感じる

参考: 柿沼, 高野, 整数最適化復号法の性能評価,  
情報科学研究 38 (2017), pp. 17-24

# IP の表現能力

- IP の表現能力は低いのか？
  - 基本的には線形の制約で表したい
    - ◆ よくて凸二次制約, 二次錐制約
  - 現実の制約条件を表現できないのでは？
- 0-1 変数を用いたいくつかのトリック

# 0-1 変数の積

- 0-1 変数  $x_1, x_2$  の積

- $y = x_1 \cdot x_2$  となるような 0-1 変数  $y$  を作りたい  
→ このままでは線形にならない

- 0-1 変数  $y$  と以下の不等式を導入

- ◆  $y \geq x_1 + x_2 - 1$

- ◆  $y \leq x_1$

- ◆  $y \leq x_2$

| $x_1$ | $x_2$ | $y$ |
|-------|-------|-----|
| 0     | 0     | 0   |
| 0     | 1     | 0   |
| 1     | 0     | 0   |
| 1     | 1     | 1   |



# big-M 法

- big-M法： 論理関係 (if-then) を線形不等式で
  - 0-1 変数  $y$  が 0 なら連続変数  $x$  は 0,  
 $y$  が 1 なら  $x$  に制約なし
- $x \cdot (1 - y) = 0$  と書きたいが非線形に
  - 何らかの理由で  $|x|$  の上界値  $M$  が既知  
( $y$  に関わらず  $-M \leq x \leq +M$ )
- $-M y \leq x \leq +M y$ 
  - ◆ 0-1 変数を「制約式のスイッチ」に

# 定式化のトリックについて

- 他にも様々なトリックがある
  - 多彩な問題が表現できる
  - ただし、計算が遅くなる要因の一つでもある
- 基本的なものは、以下によくまとまっています

藤江哲也： 整数計画法による定式化入門.  
オペレーションズ・リサーチ, 57 (2012),  
pp. 190–197

# うまくいかない場合

- IPアプローチがうまくいったら？
  - 真の最適解が求まる 😊
    - ◆ IP の一番の魅力
- IPアプローチがうまくいかない時は？
  - 計算が終わらない 😞
    - ◆ 得られた暫定的な許容解に最適性の保証が無い
    - ◆ かなり解の目的関数値が悪い場合も...

# 問題の計算時間について

- 問題の計算時間は何によって決まるか？
  - 線形計画 (LP) の場合
    - ◆ 制約式の本数, 変数の個数がわりと良い計算時間の指標に
    - ◆ いずれにせよ高速
  - 整数計画 (IP) の場合
    - ◆ 制約式の本数, 変数の個数はあてにならない！  
(とは言っても, 超巨大な問題はやはり無理)

# 極端なケース

- 大きくても簡単な問題
  - MIPLIB 2017 の supportcase11
  - 0-1変数: 806万個, 制約式: 1527万本  
→ 商用ソルバーで1時間以内に解ける
- 小さいのに難しい問題
  - MIPLIB 2017 の pb-market-split8-70-4
  - 0-1変数: 71個, 制約式: 17本  
→ 2019年3月現在, 許容解が見つかっていない  
(計算が終わらない)

# 分枝限定法

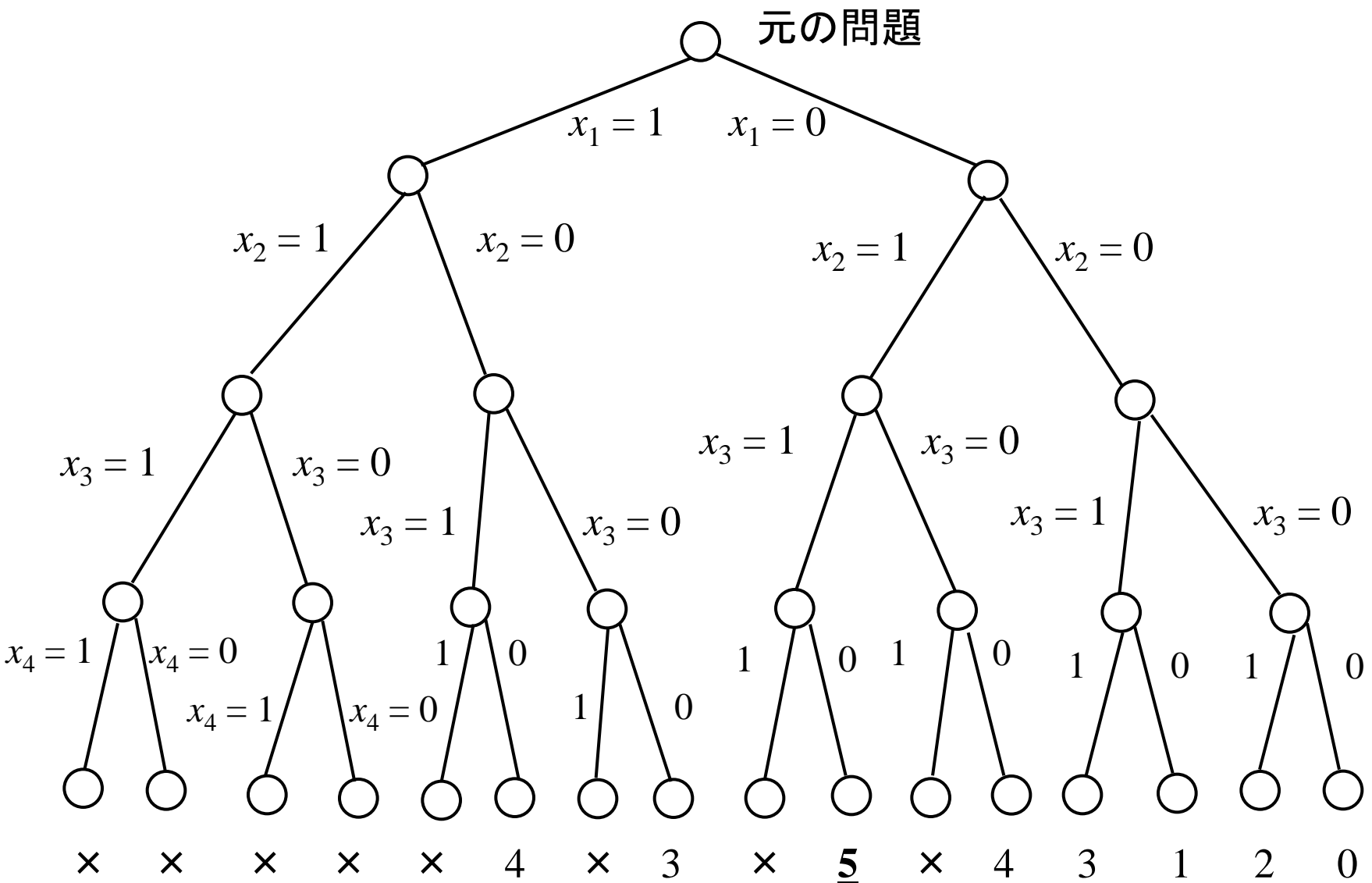
- なぜこんなことが起きるのか？
  - IP を解くアルゴリズムの理解が必須
- 分枝限定法 (branch & bound method)
  - IP を場合分け(分枝)しながら、各ノードで対応した IP の連続緩和問題 (IP から整数条件を除いた問題)を解き、その緩和問題の最適値が既に得られている IP の許容解より悪かったら枝刈り操作(限定)を行う方法

# ナップサック問題

- 以下、最大化の 0-1 IP の場合として解説  
具体的に、以下のナップサック問題で説明する

$$\begin{aligned} \text{maximize} \quad & 3x_1 + 4x_2 + x_3 + 2x_4 \\ \text{subject to} \quad & 2x_1 + 3x_2 + x_3 + 3x_4 \leq 4, \\ & x_1, x_2, x_3, x_4 \in \{0, 1\}. \end{aligned}$$

- 総当りで考えると  $2^4 = 16$  通り
  - 一般には  $2^n$  通りで「組合せ爆発」を引き起こす



**注意:これはただの総当り**

↑不能

↑最適解

↑許容解



# 連続緩和問題(線形緩和問題)

- 連続緩和(線形緩和)と  
連続緩和問題(線形緩和問題)
  - MILP = LP + 整数条件  
→ MILP から整数条件を抜くと LP に
  - 連続緩和問題(線形緩和問題):  
元の IP から整数条件を抜いた LP
  - 例: 0-1 IP の連続緩和
    - ◆ 0-1制約  $x \in \{0, 1\}$  は「 $0 \leq x \leq 1$  かつ  $x \in \mathbb{Z}$ 」  
→ 連続緩和すると  $0 \leq x \leq 1$

# ナップサック問題の連続緩和問題

- ナップサック問題の連続緩和問題

$$\text{maximize} \quad 3x_1 + 4x_2 + x_3 + 2x_4$$

$$\text{subject to} \quad 2x_1 + 3x_2 + x_3 + 3x_4 \leq 4,$$

$$0 \leq x_1, x_2, x_3, x_4 \leq 1.$$

- これは LP → 単体法で高速に解ける

- IP を解くかわりに、対応する連続緩和問題を解くことによって情報が得られないか？

各ノードでの解を書いた図

連続緩和問題の最適解は小数解  
(1, 2/3, 0, 0; 5.66)

小数解  
(1, 0, 1, 1/3; 4.66)

小数解  
(1/2, 1, 0, 0; 5.5)

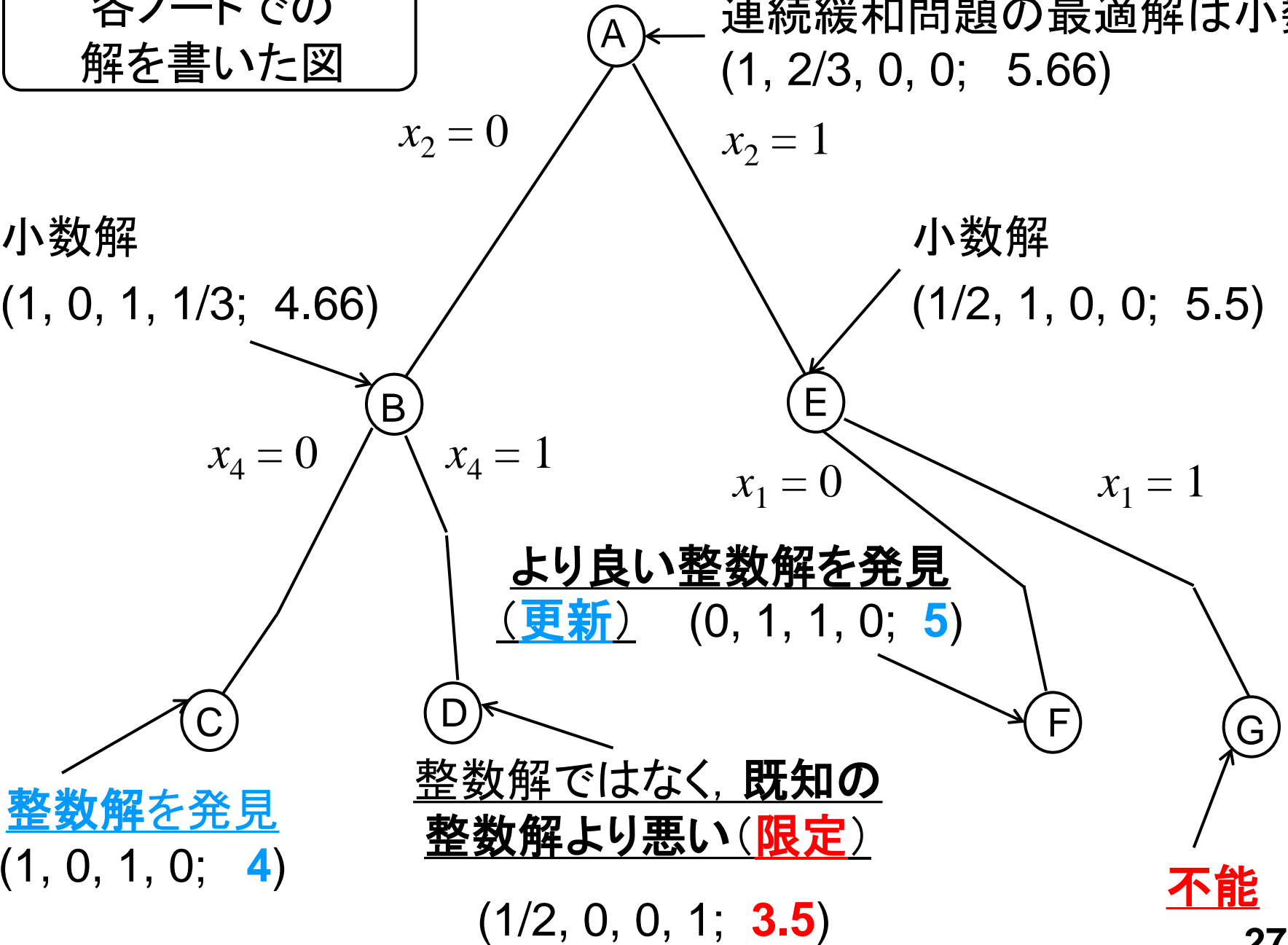
整数解を発見  
(1, 0, 1, 0; 4)

より良い整数解を発見  
(更新) (0, 1, 1, 0; 5)

整数解ではなく、既知の  
整数解より悪い(限定)

(1/2, 0, 0, 1; 3.5)

不能



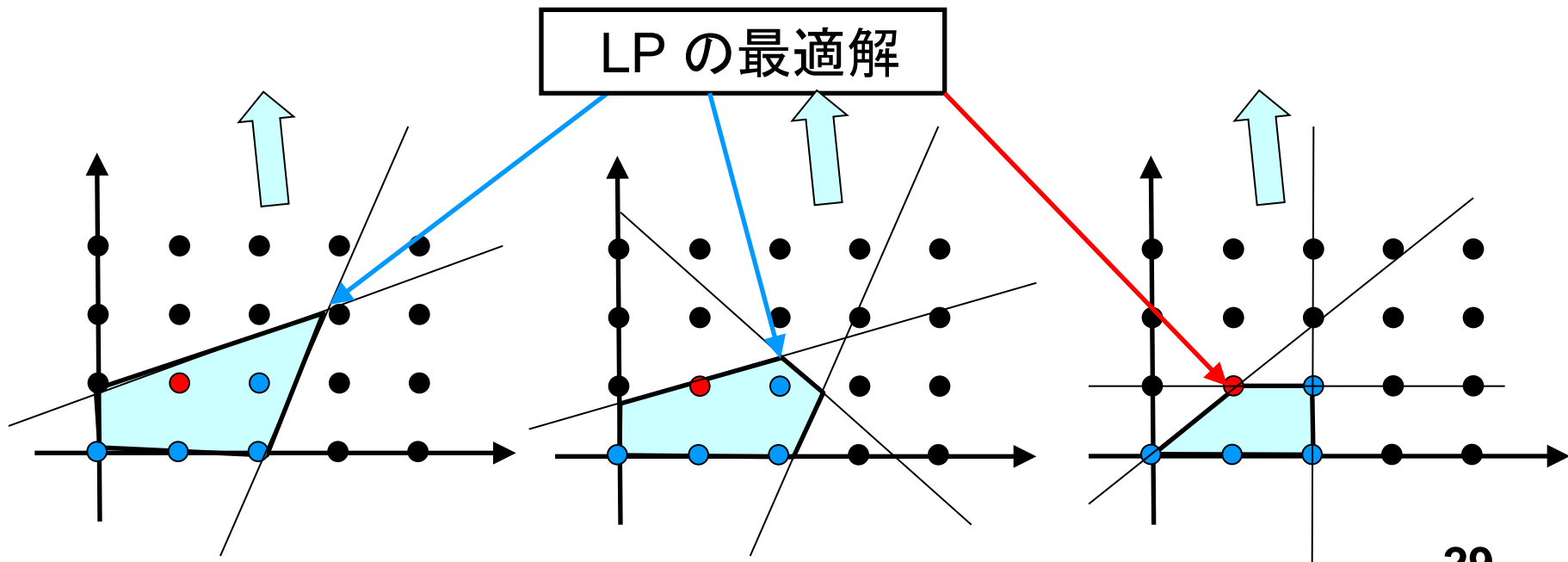
# 分枝限定法の基本

- 元問題の連続緩和問題を解く
  - よりよい整数解が得られたら、「これまでの最も良い整数解」を更新する
  - 不能なら別のノードに
  - 小数解が得られたら、目的関数値をチェック
    - ◆ 既知の整数解より悪かったら**限定**
    - ◆ 既知の整数解より良かったら制約式を追加して**分枝**（子問題を作成）
- これらをノードが無くなるまで行う

比較：**IPの暫定許容解の値** vs **LPの最適値**

# 良い定式化

- 高速に解ける「良い定式化」とは
  - 限定操作(枝刈り)を有効に機能させる
    - 元のIPの最適値と連続緩和問題の最適値がなるべく近くなる定式化が良い定式化



# 定式化の違いによる計算時間の差異

- 定式化の良し悪し
  - 同一の問題でも、定式化は複数考えられ、定式化の良し悪しで求解速度が全く異なる
- あるスケジューリング問題の例
  - 0-1変数 612個の定式化: 5時間でも終わらず
  - 0-1変数2592個の定式化: 20分で計算終了
- 良い定式化を考える研究

# pb-market-split8-70-4

- 難しい問題 pb-market-split8-70-4
  - 0-1変数71個，制約式17本の小さな問題  
→ 前処理すると8本の制約式に
  - 8本の制約式は全て「等号ナップサック制約」
    - ◆ 連続緩和問題の情報が役に立たない
    - ◆ 分枝していても整数解がなかなか得られない

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j = b_i \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

- ◆ = が  $\leq$  なら非常に楽(ナップサック制約)

# 難しい問題の特徴

- 分枝限定法が遅くなる要因
  - 連続緩和問題の最適値が IP の最適値と非常に離れている
  - 最適解の個数が多い, または問題が不能
    - ◆ 限定操作(枝刈り)が働きにくい
  - 内部に難しい制約が含まれている, トリックイな定式化
  - 問題自体が巨大
- 問題を読むと, なんとなくわかる
  - ◆ ただし係数データにも依存する



# ソルバー

- 実際に IP を解くときは...？
  - 鉄則：自分で実装はしない
  - 出来合いの「ソルバー」を用いる
    - ◆ もちろん研究開発目的は別
- ソルバー
  - 整数計画問題を解くためのソフトウェア
  - 商用と、非商用(≒フリー)のものがある

# ソルバーの進歩

- ? 年間で? 倍速くなった
  - ◆ 1991 → 2015 で **4500億倍**  
[Bertsimas, King, Mazumder, 2016]
  - ◆ ハードウェアの改善 < **アルゴリズムの改善**  
(1991年のCPU: Intel i486, 16MHz)
- 同一マシン上の同一インスタンス
  - ◆ 2009年: 45時間 (CPLEX 12.1)
  - ◆ 2013年: 1時間 (CPLEX 12.5)

# ソルバー高速化の要因

- ソルバーの高速化の要因
  - ハードウェアの高速化 (CPU, メモリ)
  - マルチコア化
  - LPの高速化 (緩和問題を解くスピード)
  - IPの前処理の進化
  - IPのヒューリスティクスの進化 (良い解を高速に)
  - カットを生成するアルゴリズム  
(自動的に妥当不等式を追加する)

# ソルバーの現状

- ソルバーの現状
  - 連続最適化問題は高速に解ける
  - 各種 IP を解く速度は、ソルバーによって段違い
  - 速度：高速な商用ソルバー ≫
    - ≫ 高速な非商用ソルバー
    - ≡ そこそこの商用ソルバー > それ以下
  - 高速な商用ソルバーと高速な非商用ソルバーで計算速度が10倍以上違います
    - ◆ 商用で数分、フリーで1日以上とかはざら

# 高速なソルバー

- 高速な商用ソルバー
  - 高速な商用ソルバー
    - ◆ アカデミックは**無料**～20万円程度,  
一般ライセンスは100万円以上のことが多い
  - クラウドの利用も
- 高速な非商用ソルバー(2019年3月現在)
  - SCIP
  - MIPCL

# 整数計画アプローチをとる前に

- 整数計画アプローチが向いているか？
  - ◆ 真の最適解は必要か？  
現状の解では不十分か？
  - ◆ 許される計算時間は？ 問題のサイズは？
  - ◆ 入力データはどの程度正確か？  
最適解を実際に実現できるか？
  - ◆ 商用ソルバーは購入可能か？
  - ◆ 良い許容解は知っているか？
  - ◆ 難しい問題か？ 定式化は良いものか？

# おわりに

- 最適化に IP アプローチを使うと嬉しいこと
  - 真の最適解が得られる (こともある)
    - ◆ 公平性などの担保に必須
    - ◆ 計算時間はかかることが多い  
→ モデル化, 定式化が重要
- 解けない問題もある
  - ◆ 計算途中の解で満足する
  - ◆ 定式化や分枝限定法の改良をする
  - ◆ 緩和に基づく rounding や列生成法などを行う
  - ◆ IP の使用をあきらめる

# 参考ホームページ

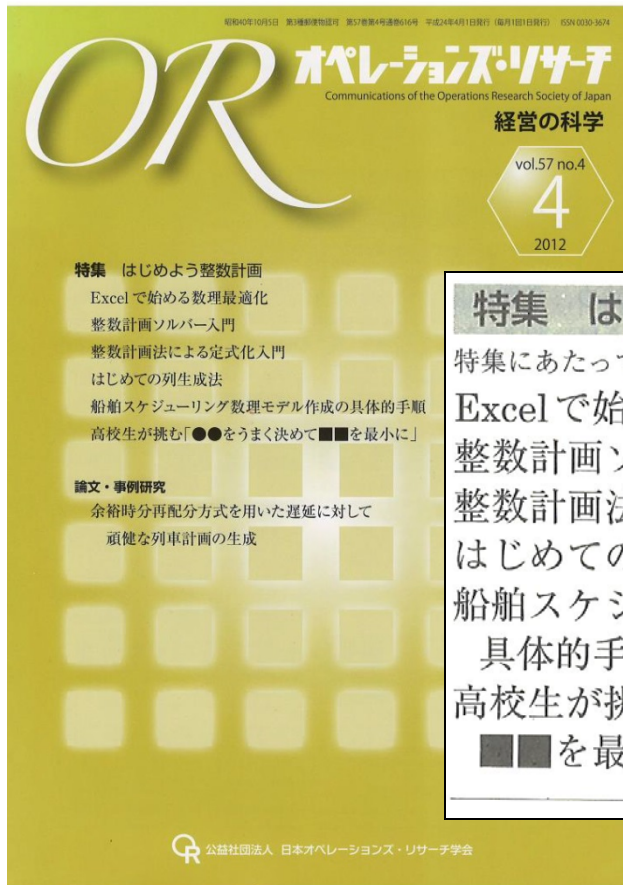
- ソルバーの使い方については、より詳しい情報を  
<https://www.tuat.ac.jp/~miya/ipmemo.html>  
に載せています
  - 「整数計画法メモ」で検索
  - いくつかの参考文献もダウンロード可能



# 関連の OR 学会誌

- OR学会誌 2012年4月号

(全記事が web から  
無料ダウンロード可)



| 特集 はじめよう整数計画                      |           |
|-----------------------------------|-----------|
| 特集にあたって .....                     | 宮代隆平 174  |
| Excelで始める数理最適化 .....              | 後藤順哉 175  |
| 整数計画ソルバー入門 .....                  | 宮代隆平 183  |
| 整数計画法による定式化入門 .....               | 藤江哲也 190  |
| はじめての列生成法 .....                   | 宮本裕一郎 198 |
| 船舶スケジューリング数理モデル作成の<br>具体的手順 ..... | 小林和博 205  |
| 高校生が挑む「●●をうまく決めて<br>■■を最小に」 ..... | 吉瀬章子 211  |