



# メタヒューリスティクス夏の祭典後夜祭 兼 論文ゼミ#12

2013年7月12日(金)

D1 浦田淳司

M1 今泉孝章



# 本日の流れ

1. メタヒューリスティクス関連の最新研究レビュー
2. ショットガン：確率的な需要に関する論文
3. 土木計画学分野における上位問題下位問題の構造
4. 論文：上位問題下位問題の一解法に関する論文

M1 今泉孝章

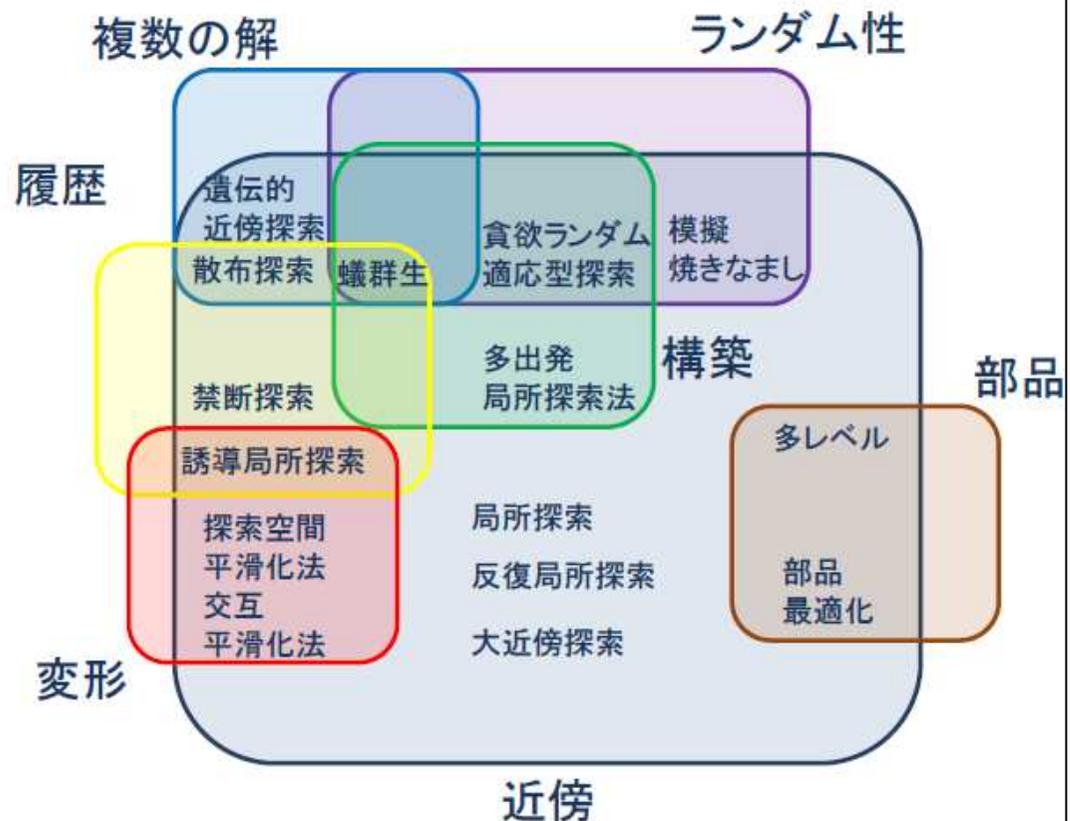
# 夏の祭典の振り返り

今泉発表スライド(七月十日)

## ▶ メタヒューリスティクスとは?

メタヒューリスティクスの基本戦略

- 近傍の利用
- 構築法の利用
- 部品の利用
- 複数解の保持
- ランダム性を利用
- 問題の変形
- 探索履歴の利用



# Routing関連の最新研究レビュー

## 本日紹介する論文

### 動的Vehicle Routing Problem

Victor Pillaca, Michel Gendreau, Christelle Guéreta, Andrés L. Medaglia: A review of dynamic vehicle routing problems, European Journal of Operational Research, Vol. 225, No. 1, pp. 1-11, 2013.

### サプライチェーン最適化

Juan José Bravo, Carlos Julio Vidal: Freight transportation function in supply chain optimization models: A critical review of recent trends, Expert Systems with Applications, (in press), 2013

M.T. Melo, S. Nickelb, F. Saldanha-da-Gama: Facility location and supply chain management – A review, European Journal of Operational Research, Vol. 196, No. 2, pp. 401-412, 2009.

### ニューラルネットワークを援用したTSP

Ue-Pyng Wena, Kuen-Ming Lana, Hsu-Shih Shih: A review of Hopfield neural networks for solving mathematical, European Journal of Operational Research, Vol. 18, No. 3, pp. 675-687, 2009.

Hopfield, J.J., Tank, D. W., “Newral” Computation of Decisions in Opimization Problems, Biological Cybernetics, Vol. 52, pp. 141-152, 1985.

# Dynamic Vehicle Routing Problem

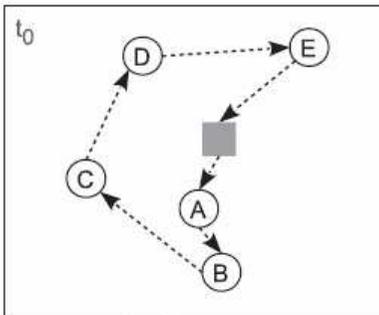
Victor Pillaca, Michel Gendreau, Christelle Guéret, Andrés L. Medaglia: A review of dynamic vehicle routing problems, European Journal of Operational Research, Vol. 225, No. 1, pp. 1-11, 2013.

## VRPにおける需要と情報 確率的経路決定

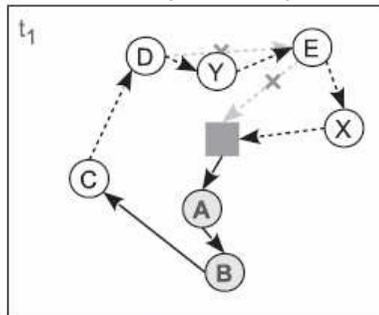
	確定需要	確率需要	
事前情報	Static & Deterministic	Static & Stochastic	
情報変化	Dynamic & Deterministic	Dynamic & Stochastic	走行中の経路決定

## Dynamic-VRPのイメージ

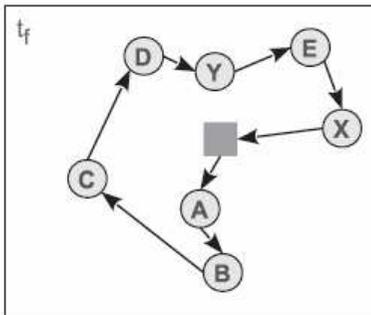
初期ルート



情報追加(客追加)



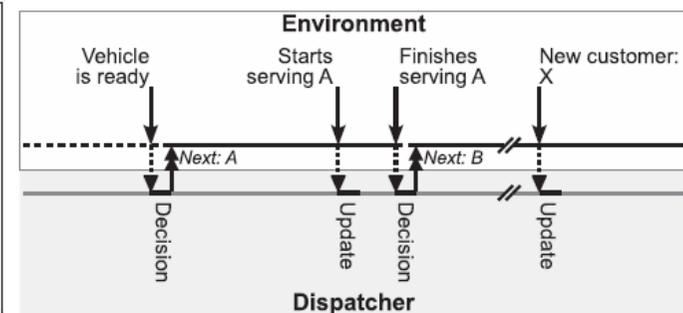
最終ルート



Legend: (A) (A) Customer (unserved/served) ■ Depot -----> Planned arc ———> Executed arc

## 情報の時系列変化と管制

配送状況



管制側

# Dynamic Vehicle Routing Problem

## Static-VRPとの違い

- Denyの意思決定がある
- 目的関数はサービス水準最大化(注文ー配達的时间差最小化)や企業利益最大化

## Dynamismの制御パラメータ

- Dynamismの”移動中注文”には, 変更と緊急注文がある
  - 全注文のうちの”移動中注文”の割合
  - ルートを変更する注文への対応可能残時間
  - 緊急注文対応以外の時間

# Dynamic Vehicle Routing Problem

## Solution Methods

### Dynamic and deterministic routing problems

- 情報が時系列で更新されるが、厳密解法では現時点状態の最適解しか解けない
- heuristicsによって、高速で解かれることが多い

### 期ごとの繰り返し最適化

- Dynamic Programmingを用いた解法(Psarafitis(1980))
- 毎期ごとに变化した注文に合わせてルート計算する一遅れが著しければDeny
- Dynamic column generation algorithm (Chen & Xu(2006))
- それまでの意思決定を元にしたcolumn generation
- 時間帯ごとの蟻群生法を用いた解法(Montemanni et al. (2005))

### 連続型の繰り返し最適化

- 1日の経路選択の結果が良いものを記憶するadaptive memory (Taillard et al. (2001))
- 注文を受ける判断にGAを適用する(Benyahia & Potvin(1998))

# Dynamic Vehicle Routing Problem

## Dynamic and stochastic routing problems

### 確率的なモデリング

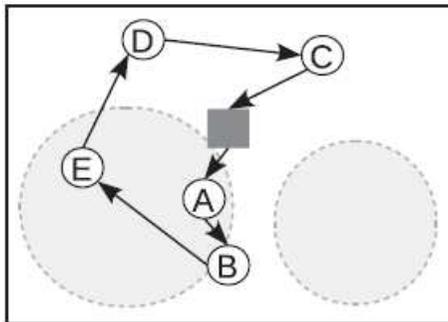
- マルコフ型の意思決定, Dynamic Programming型の選択ステップ(Powell et al.(1988)).

### サンプリング

- 注文が発生する確率が高い場所を見越したroutingを行う(Solomon(1987))

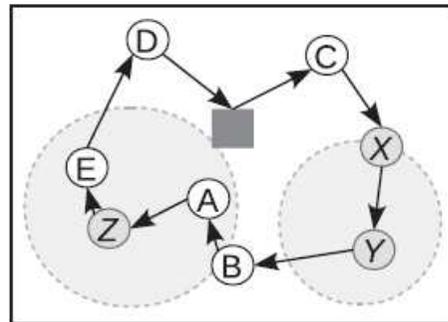
### イメージ

初期ルート(注文済みのみ)



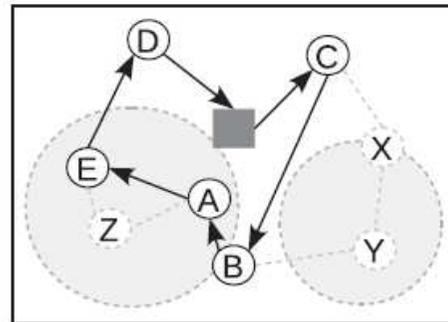
a. A-priori optimal tour

注文確率が高い領域



b. Optimal tour with sampled customers

注文確率を考慮したルート



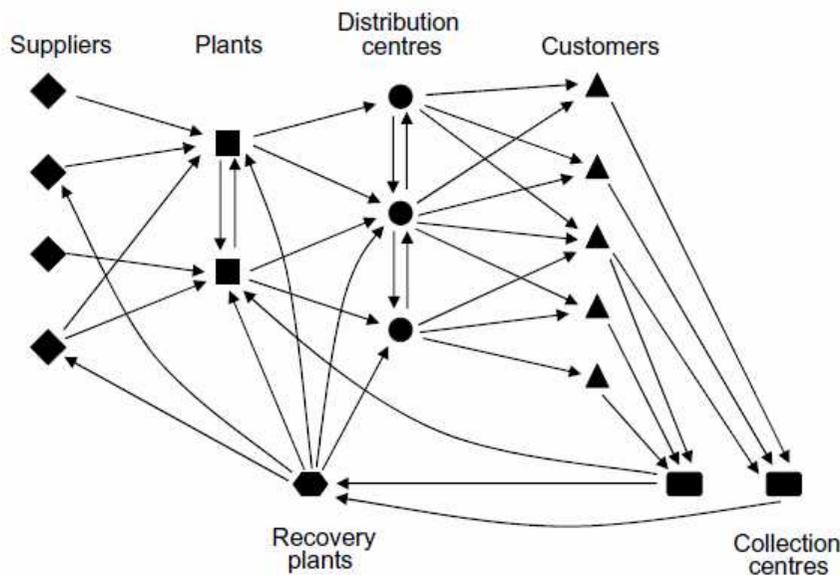
c. Optimized scenario without sampled customers

Legend: (A) (A) Customer (actual/sampled)    ■ Depot    → Tour    ● Customer distribution density

# Supply Chain Management

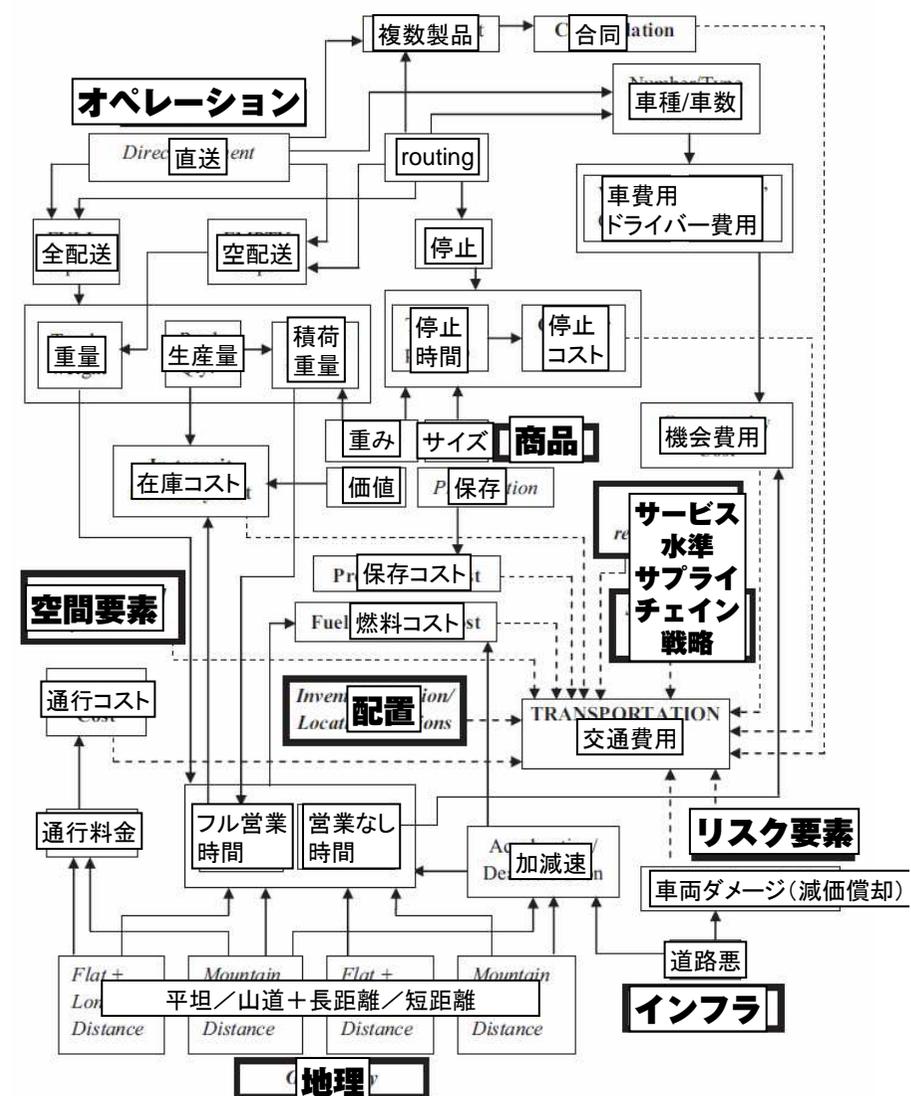
Juan José Bravo, Carlos Julio Vidal: Freight transportation function in supply chain optimization models: A critical review of recent trends, Expert Systems with Applications, (in press), 2013

M.T. Melo, S. Nickelb, F. Saldanha-da-Gama: Facility location and supply chain management – A review, European Journal of Operational Research, Vol. 196, No. 2, pp. 401-412, 2009.



Objective functions statistics.

Objective functions	Group A (%)	Group B (%)
Transport time MIN	10	6
Distance MIN	0	0
Order delay costs MIN	3	0
Profit – net present value MAX (benefits MAX)	18	31
Costs MIN	79	69



# Hopfield Neural Networks with TSP

Ue-Pyng Wena, Kuen-Ming Lana, Hsu-Shih Shih: A review of Hopfield neural networks for solving mathematical, European Journal of Operational Research, Vol. 18, No. 3, pp. 675-687, 2009.

Hopfield, J.J., Tank, D. W., "Newral" Computation of Decisions in Opimization Problems, Biological Cybernetics, Vol. 52, pp. 141-152, 1985.

ホップフィールド・ネットワーク: ニューラル・ネットワークの一つ. 米の物理学者: ジョン・ホップフィールドが提唱.



[研究室HPへ](#)

### 概要

都市生活学・ネットワーク行動学研究室では2008年6/25(木), 26(金)の2日間を利用して、PRML合宿2009と題し、Christopher M. Bishop 著『Pattern Recognition and Machine Learning』日本語版(シュプリンガー・ジャパン, 2007, 2008)([朱鷺の杜サポートページ](#), [Amazon:上巻](#), [Amazon:下巻](#))の輪読会を行いました。こちらでは当日の内容とその後のまとめについてご報告しています。

### データの時代, 都市をみる力 羽藤英二

ロンドンのトラファルガー広場や、バルセロナのゴシック地区で繰り広げられる様々なドラマこそが都市の魅力そのものです。都市計画家なら、そこからどうやって、都市の問題の本質を見つけ出せばいいのかと悩んでしょうし、交通計画者であれば、問題を見極めた上で、魅力的な交通空間をデザインしたいと思うのではないのでしょうか。それほどまでに、都市における人々の行動は動的であり、その規範は多様であるといえるでしょう。

### 「人の行動を観測し分析する」

このことを都市計画や交通計画の出発点とすることは、都市を巡る問題の諸相の複雑化、多相化を考えた場合、比較的素直なアプローチのように思えます。もちろん、もっと「直感を重視した計画」という言葉にも一理あるのは事実ですが、果たして複雑な問題に単純な解決を迫る、そうした知的無邪気さで都市における複雑な問題の解決は果たして可能なのでしょうか。都市計画や交通計画の分野において、観測に基づいた定量的な計画手法がこうした分野を見通しのいいものにしていったことは間違いありません。1953年のDMATS、1954年のCATSと続いた都市総合交通計画における手廻し計算機を用いた四段階推定法の採用は、高度な確率的意思決定モデルへと発展し、サンフランシスコのBARTの需要予測は、実際の観測データと「確率的な」意思決定モデル(ロジックモデル)を用いて大きな成功を収めたことで、2000年のノーベル経済学賞を受賞しました。

### 「確率モデルとその解法」

この方法の基礎は「確率モデルとその解法」にあります。一旦オーストリアの理論の上に田中が、実際に都市決定構造の検証に何らかの形

PRML合宿: <http://bin.t.u-tokyo.ac.jp/prml2009/index.html>

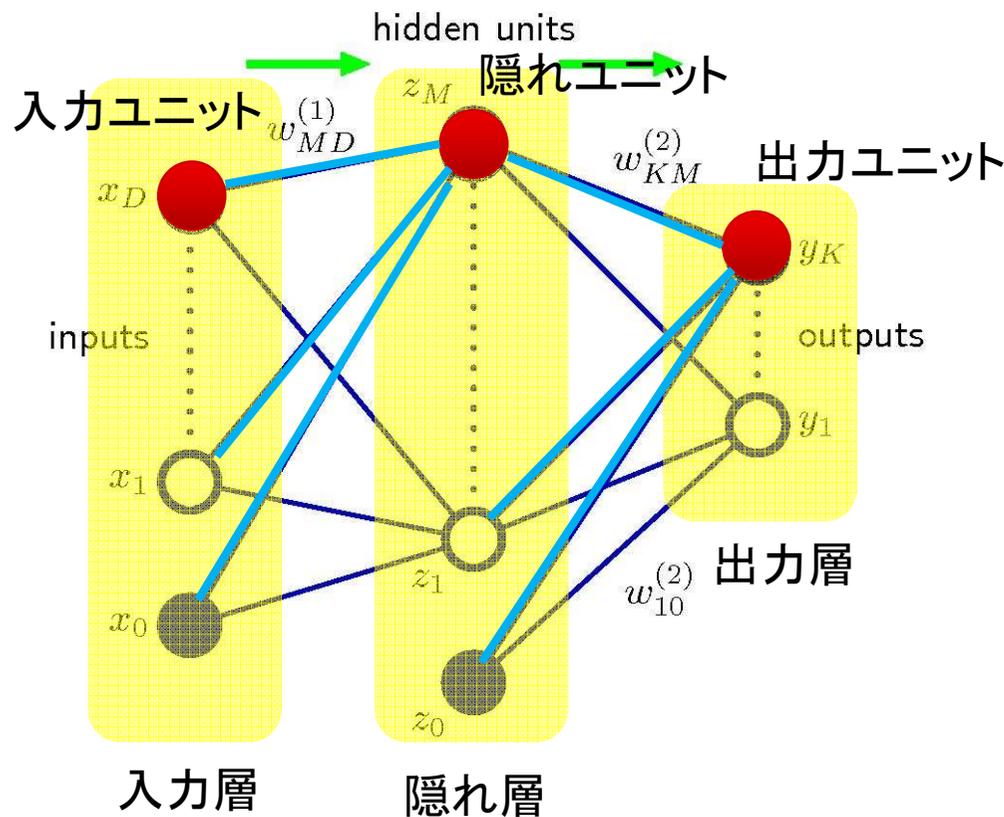
# 本当の目次

- フィードフォワードネットワーク(階層型NN)
- 活性化関数
- 誤差逆伝播法
- 誤差逆伝播法の評価
- NNの正規化と不変性のための方策
- RでNNを実装
- まとめ



# 5.1 フィードフォワードネットワーク関数

- ニューラルネットワークの基本モデル



$$a_j = \sum_{i=1}^D w_{ji}^{(1)} x_i + w_{j0}^{(1)}$$

活性 重みパラメータ 入力変数 バイアスパラメータ

活性は非線形活性化関数 $h(\cdot)$ で変換され

$$z_j = h(a_j)$$

出カユニットでも同様に線形和

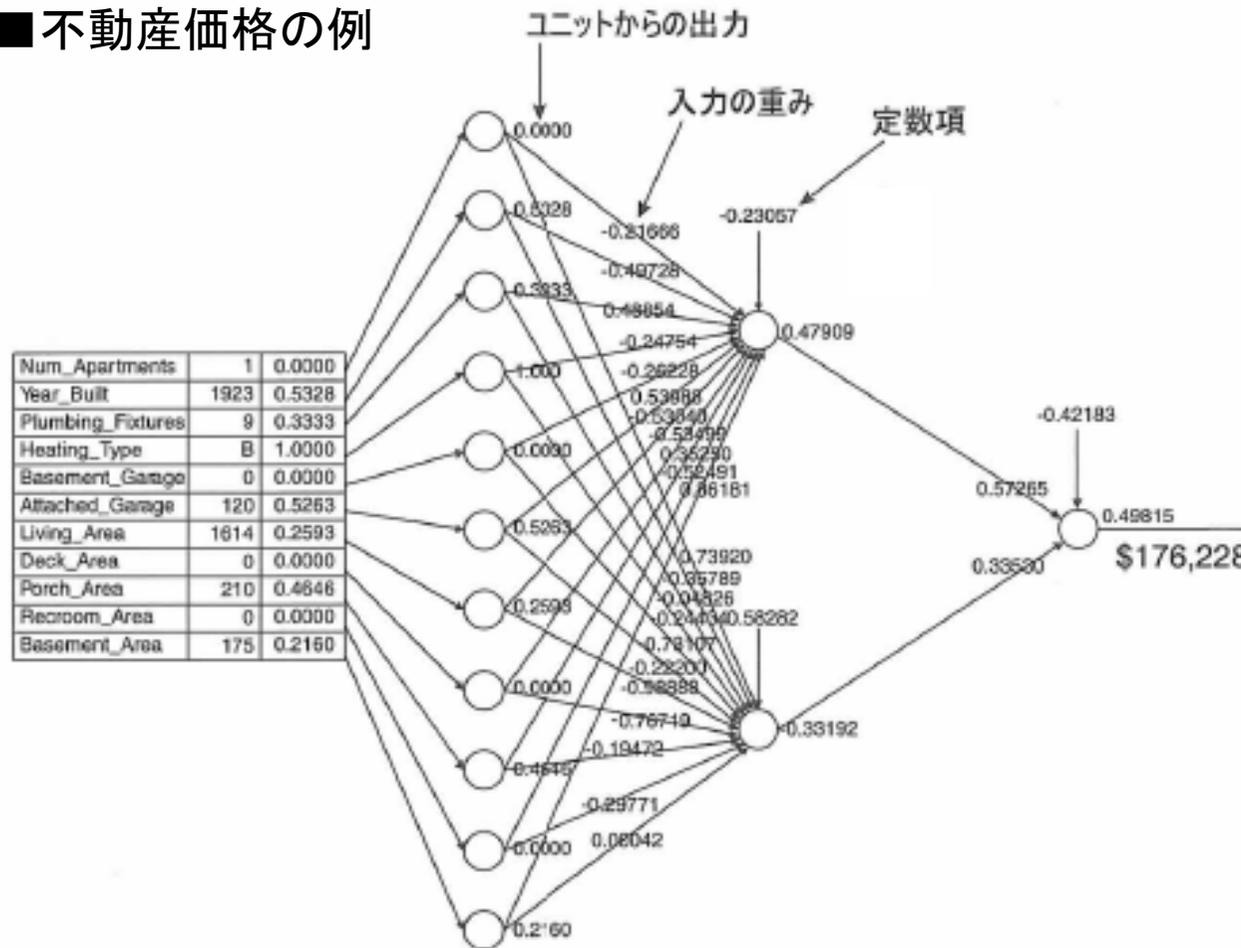
$$a_k = \sum_{j=1}^M w_{kj}^{(2)} z_j + w_{k0}^{(2)}$$

出カユニット活性は適当な活性化関数で変換されてネットワークの出力となる

$$y_k = \sigma(a_k)$$

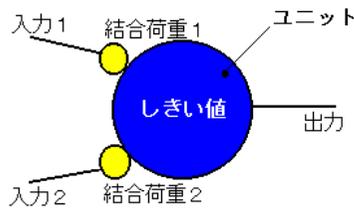
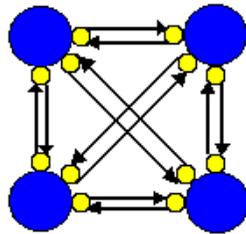
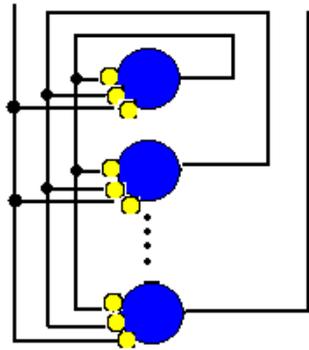
# ネットワークの位相

## ■ 不動産価格の例

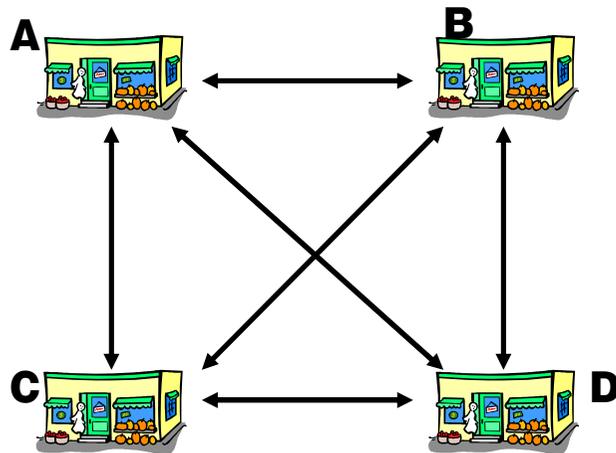


- 各層は入力層, 隠れ層, 出力層となっている
- 最初に入力値を-1から1の間に加工する必要がある
- 各層の繋がりが回帰(線形回帰やロジスティック回帰)のようになっている
- 隠れ層の存在が統計モデルをうまく調整している
- -1から1の間の出力値を解釈しやすい値に変換し直す

# Hopfield Neural Networks with TSP



- 階層型ではなく、相互結合型のネットワーク
- 自分自身以外の全てのニューロンと結合
- ネットワークのエネルギーを(自然と)最小にするように状態変化を繰り返す



	1	2	3	4	順番
都市	A	B	C	D	
	0	1	0	0	
	0	0	1	0	
	1	0	0	0	
	0	0	0	1	
	0	1	0	0	

行列  $V = \{V_{xi}\}$ ,  $V_{xi} = \{0, 1\}$   
 $X$ : 都市  
 $i$ : 順番  
 $n$ : 都市数 (= 順番の上限)  
 $d_{xy}$ : 都市  $XY$  間距離

完全グラフからルート選択 

# Hopfield Neural Networks with TSP

	1	2	3	4	順番
都市	A	0	0	1	0
B	1	0	0	0	0
C	0	0	0	0	1
D	0	1	0	0	0

行列  $V = \{V_{xi}\}$ ,  $V_{xi} = \{0, 1\}$

X: 都市

i: 順番

n: 都市数 (= 順番の上限)

$d_{XY}$ : 都市XY間距離

$$\begin{aligned}
 \text{エネルギー } E = & \frac{A}{2} \sum_X \sum_i \sum_{j \neq i} V_{Xi} V_{Xj} && \text{都市Xの行に2マス以上1があると, 1} \\
 & + \frac{B}{2} \sum_i \sum_X \sum_{X \neq Y} V_{Xi} V_{Yi} && \text{順番iの列に2マス以上1があると, 1} \\
 & + \frac{C}{2} \left( \sum_X \sum_i V_{Xi} - n \right)^2 && \text{行列内にn以上1があると, 1} \\
 & + \frac{D}{2} \sum_X \sum_{X \neq Y} \sum_i d_{XY} V_{Xi} (V_{Y,i+1} + V_{Y,i-1}) && \text{順番が隣接するXY間の距離}
 \end{aligned}$$

ペナルティ関数

都市XYの結合重み  $T_{Xi,Yj} = -A \delta_{XY} (1 - \delta_{ij}) - B \delta_{ij} (1 - \delta_{XY}) - C - D d_{XY} (\delta_{j,i+1} + \delta_{j,i-1})$  ( $\delta_{ab} = 1$  if  $a = b$ , otherwise 0)

ニューロンユニット (連続変数化)  $u_{Xi} = \sum_{Yj} T_{Xi,Yj} V_{Yj} + h_{Xi}(A, B, C, D)$

$$V_{Xi} = \frac{1}{2} (1 + \tanh(u_{Xi} / u_0))$$

# Hopfield Neural Networks with TSP

ホップフィールドニューラルネットワークだと，局所最適に陥る

→**ボルツマンマシン**: 確率的な状態変化(改悪)を導入，温度 $T$ の導入 $\Leftrightarrow$ 焼きなまし法

## HNNを拡張した最適化問題

・Penalty function method

エネルギー関数の操作

・Lagrange multiplier related methods

・Primal and dual methods

主双法

線形計画問題，非線形計画問題，混合整数計画問題への展開

他のメタヒューリスティクスと同じく

パラメータの設定，初期状態の設定，大局解への移動，計算時間が問題

今後の方向性

- ・HNNの解法が常により効率性をもつわけではないが，NNを元により性能をもつ
- ・局所解に陥らないようにする多様性を保つ方法が必要
- ・他の解法とのhybridな手法が必要(Lan et al. 2007)
- ・ネットワーク構造の工夫と他の分野での活用

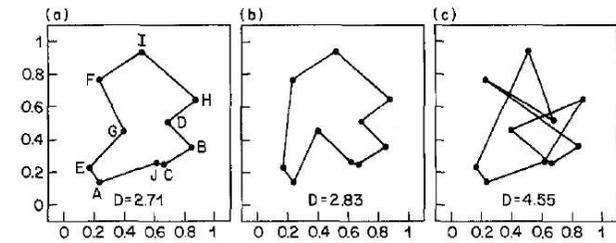


Fig. 3a-c. a, b Paths found by the analog convergence on 10 random cities. The example in a is also the shortest path. The city names  $A \dots J$  used in Fig. 2 are indicated. c A typical path found using a two-state network instead of a continuous one



# メタヒューリスティクス 夏の祭典後夜祭 兼 論文ゼミ#12



to be continued.

**Bianchi, L., Birattari, M., Charandini, M., Manfrin, M., Mastrolilli, M., Paquete, L., Rossi-Doria, O., Schiavinotto, T.: Hybrid Metaheuristics for the vehicle routing problem with stochastic demands, Journal of Mathematical Modelling and Algorithms, Vol. 5, pp.91-110, 2006.**

D1 浦田淳司

2013年7月12日(金)

論文ゼミ#12

(メタヒューリスティックス夏の祭典 論文編)

# 定式化1: 記号の定義

## 基本的な定義

完全グラフG

ノード  $V = \{0, 1, 2, \dots, i, \dots, n\}$

- ノード0はデポ
- ノードは客/店を示す

アーク  $A = \{(i, j) : i, j \in V\}$

旅行費用  $D = \{d_{ij} : i, j \in V\}$

積載量上限  $Q$  (車両は1台)

⇒ 総配達費用最小化問題

## 需要の定義

確率分布  $\xi_i, i = 1, 2, \dots, n$

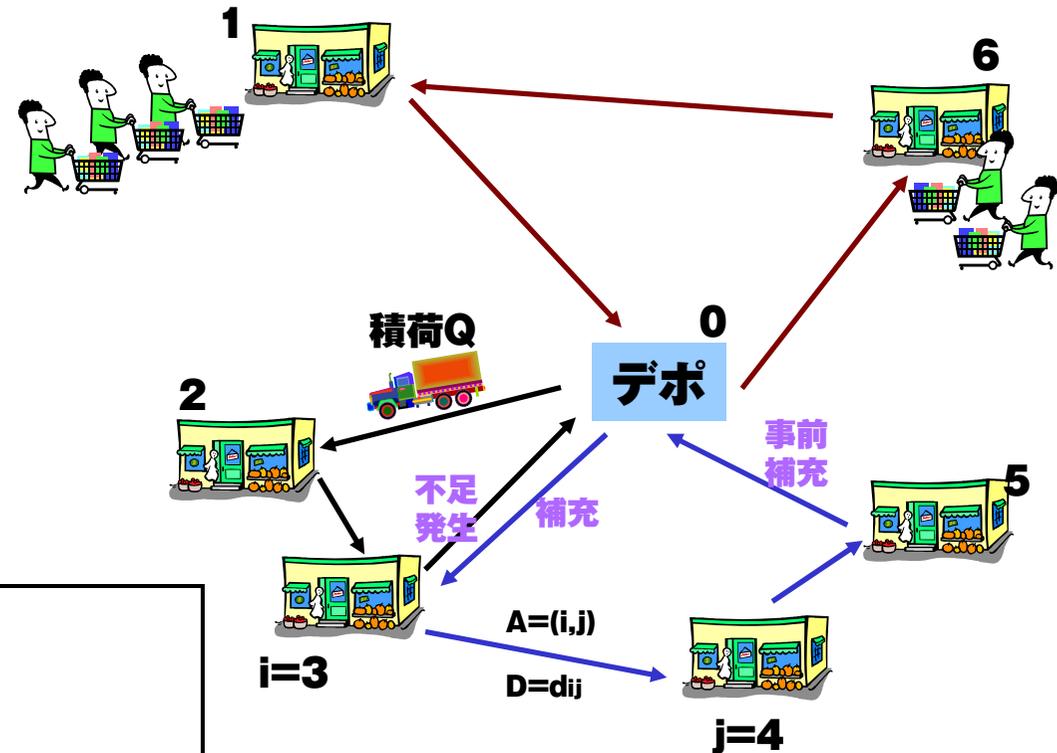
- ノードごとに付与
- 互いに独立な既知の分布を仮定
- $\xi_i \leq Q$

ノードiの需要がkである確率  $p_{ik} = \text{Prob}(\xi_i = k)$

- $k = 0, 1, 2, \dots, K \leq Q$

⇒ 順番:  $s = (s(0), s(1), \dots, s(n))$

ただし,  $s(i)$ は客iの順番を示す.  $s(0)=0$ .



routing:  $0 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 0 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 0 \rightarrow 6 \rightarrow 1 \rightarrow 0$   
 $s = (1, 7, 2, 3, 4, 5, 6)$

# 定式化2: デポへの戻り行動

## preventive restocking:

- ・車両の積載量が0
  - ・次の客のところに行っても積載量が足りない
- } デポへ戻って、補給する

### 定式化

j番目のノードに到達時の積荷がq, j以降の配達コストf<sub>j</sub>(q)

$$f_j(q) = \min\{f_j^p(q), f_j^r(q)\} \quad (1) \quad p: \text{proceeding}(j \rightarrow j+1), r: \text{restocking}(j \rightarrow 0 \rightarrow j+1)$$

where

$$f_j^p(q) = d_{j,j+1} + \sum_{k \leq q} [f_{j+1}(q-k) p_{j+1,k}] + \sum_{k > q} [2d_{j+1,0} + f_{j+1}(q+Q-k)] p_{j+1,k} \quad (2)$$

積荷が足りた場合
積荷が不足した場合(デポに戻る)

$$f_j^r(q) = \underbrace{d_{j,0} + d_{0,j+1}}_{\text{デポ往復}} + \sum_k [f_{j+1}(Q-k) p_{j+1,k}] \quad (3)$$

× 積荷(Q-k)となったときの(j+1)以降のコスト
× 積荷(Q-k)となる確率

その他条件, 定義

$$f_n(q) = d_{n,0}$$

$h_j$ : jでの閾値( $h_j$ と残りの積荷を比較してproceed/restockを判断)

$L_j$ : j以降の利用可能な積荷

- ・ノードはn個
  - ・ノードの需要最大値K
  - ・積荷Q
- なので, 計算時間は高々nKQ

# Benchmark for VRP

## Capacity over Demand Ratio

客の総需要  $\sum k$

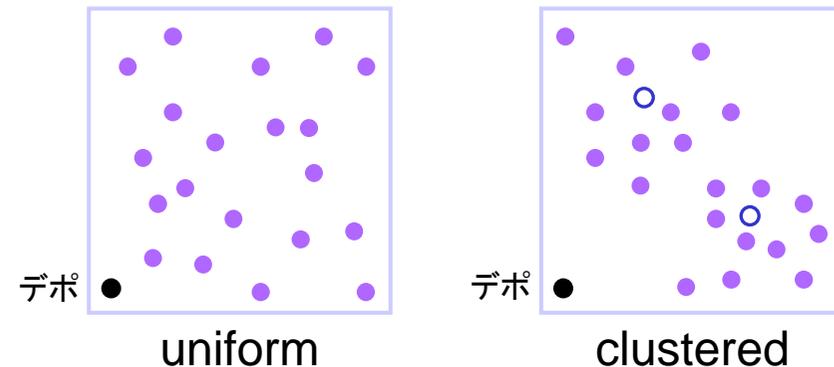
積載量の上限  $Q$  が大きいほど、  
車両がデポに戻る回数が多くなるので、問題が難しくなる

## Variance of the Stochastic Demand

- 個々の客の需要は整数
- 確率分布は一様分布とする
- 平均需要は  $D_i$ , 範囲は  $S_i$  とする  $[D_i - S_i, D_i + S_i]$

## Position of Customers

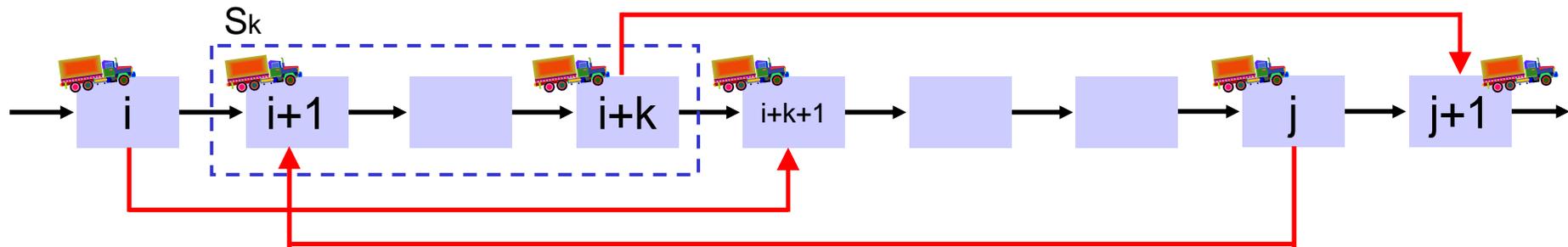
- uniform: 設定した正方形(四角形)の中に一様確率で客を配置
- clustered: 中心点を複数設定し、その中心点の周囲に正規分布に従って客を配置



# OrOpt Local Search

## OrOpt Move

暫定ツアーからの変更:  $S_k$ を抽出し, 先のツアーの途中に挿入 ( $k=1,2,3$ )



## VRPSD approximation scheme

VRPSDの配達コストを用いた変更の判定

$$\Delta_{VRPSD} = \frac{\sum_{q=0}^Q \left[ \overbrace{(f''_j(q) - f_j(q))}^{\text{挿入後のコスト増分}} - \overbrace{(f_i(q) - f'_i(q))}^{\text{抽出後のコスト減分}} \right]}{Q+1}$$

積荷のパターン数で正規化(平均算出)

$f_j(q)$ : 元のツアーのj以降の配達コスト

$f'_j(q)$ :  $S_k$ を抽出したツアーのj以降の配達コスト

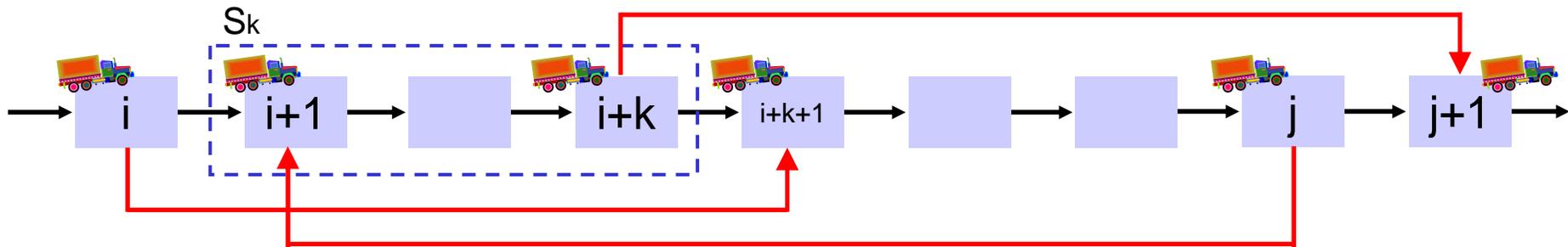
$f''_j(q)$ :  $S_k$ を挿入したツアーのj以降の配達コスト

- ・ノードの需要最大値K
  - ・積荷Q
- なので, 1つのfの計算時間は高々KQ

# OrOpt Local Search

## OrOpt Move

暫定ツアーからの変更:  $S_k$ を抽出し, 先のツアーの途中に挿入 ( $k=1,2,3$ )



## TSP approximation scheme

単純にTSPのツアーの距離の増減による変更の判定

$$\Delta_{TSP} = \overbrace{d_{i,i+k+1} + d_{j,i+1} + d_{i+k,j+1}}^{\text{追加される辺の距離}} - \overbrace{d_{i,i+1} - d_{i+k,i+k+1} - d_{j,j+1}}^{\text{削除される辺の距離}}$$

- ・計算時間ほぼなし
- ・簡易な方法

# 論文構成

1. Introduction
2. The Vehicle Routing Problem with Stochastic Demand **ここまでの内容**
  - 2.1. The OrOpt Local Search  
*VRPSD approximation scheme, TSP approximation scheme*
  - 2.2. Benchmark
3. The Metaheuristics **比較計算に用いるメタヒューリスティックスの紹介**  
*Simulated Annealing(SA), Tabu Search(TS), Iterated Local Search(ILS)*  
*Ant Colony Optimisation(ACO), Evolutionary Algorithm(EA)*
4. Experimental Setup **計算条件, メタヒューリスティックスのパラメータの設定**
5. First Hybridization: Using Approximate Move Costs in Local Search
6. Second Hybridization: Further Exploiting the TSP analogy **計算結果の比較**
7. Conclusions

# First Hybridization: Using Approximate Move Costs in Local Search

行いたいこと：計算コストの比較  $Normalized\ Value\ for\ MH = \frac{C_{MH}^? - C_{RR}^中}{C_{RFI}^大 - C_{RR}^中}$

■メタヒューリスティクスを用いた計算コスト $C_{MH}$

*Simulated Annealing(SA), Tabu Search(TS), Iterated Local Search(ILS)*  
*Ant Colony Optimisation(ACO), Evolutionary Algorithm(EA)*

■正規化のための基準コスト

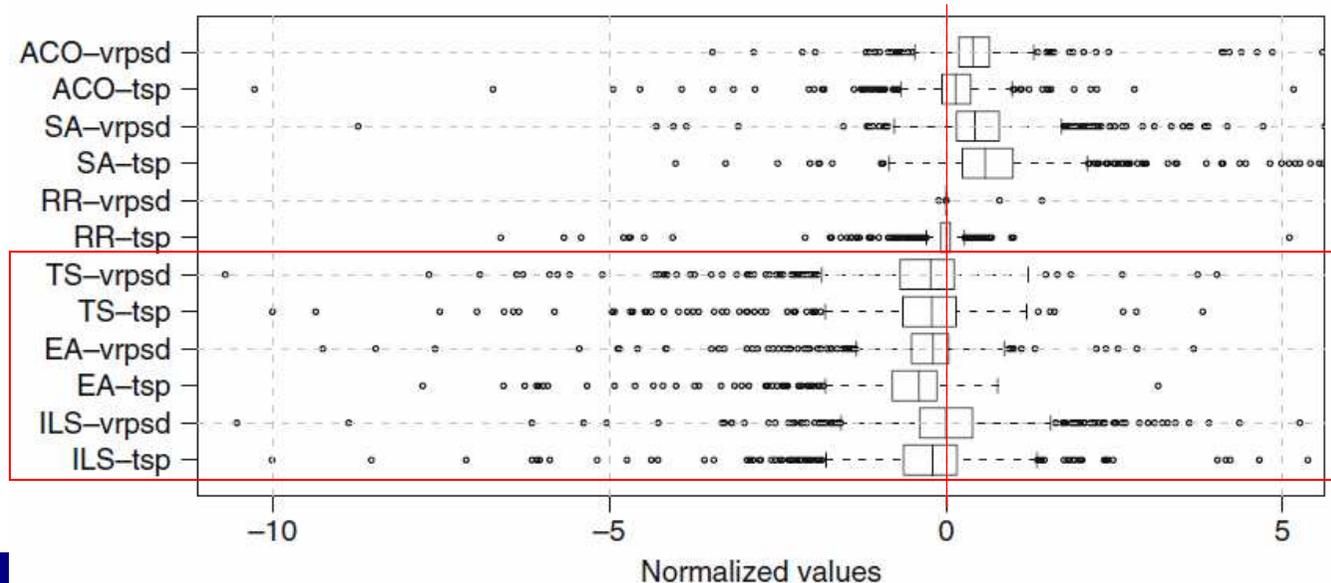
RFI (randomized furthest insertion) :

一番距離の長い客間のルートを入れ替える (iの選択ルール)  $\Rightarrow$  コスト $C_{RFI}$

RR (random restart) :

RFIのルール+その近傍探索を行う  $\Rightarrow$  コスト $C_{RR}$

Boxplot normalized results on all instances



# First Hybridization: Using Approximate Move Costs in Local Search

行いたいこと：計算コストの比較  $Normalized\ Value\ for\ MH = \frac{C_{MH}^? - C_{RR}^中}{C_{RFI}^大 - C_{RR}^中}$

■メタヒューリスティクスを用いた計算コスト $C_{MH}$

*Simulated Annealing(SA), Tabu Search(TS), Iterated Local Search(ILS)*  
*Ant Colony Optimisation(ACO), Evolutionary Algorithm(EA)*

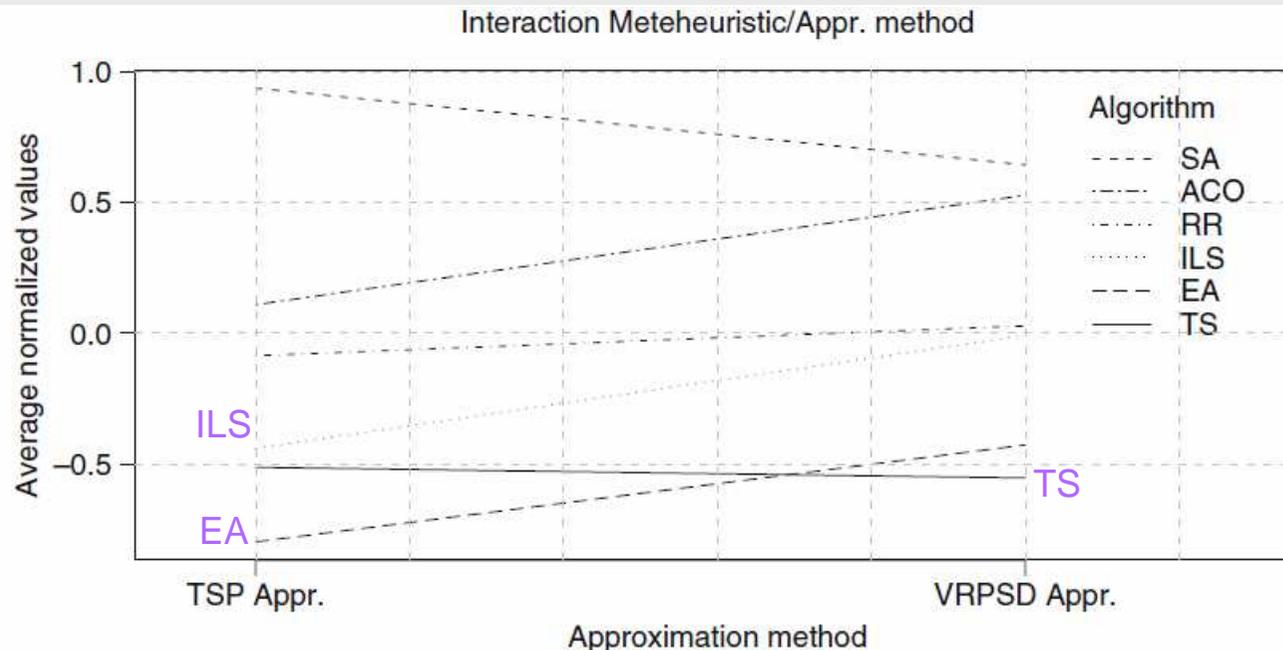
■正規化のための基準コスト

RFI (randomized furthest insertion) :

一番距離の長い客間のルートを入れ替える (iの選択ルール)  $\Rightarrow$  コスト $C_{RFI}$

RR (random restart) :

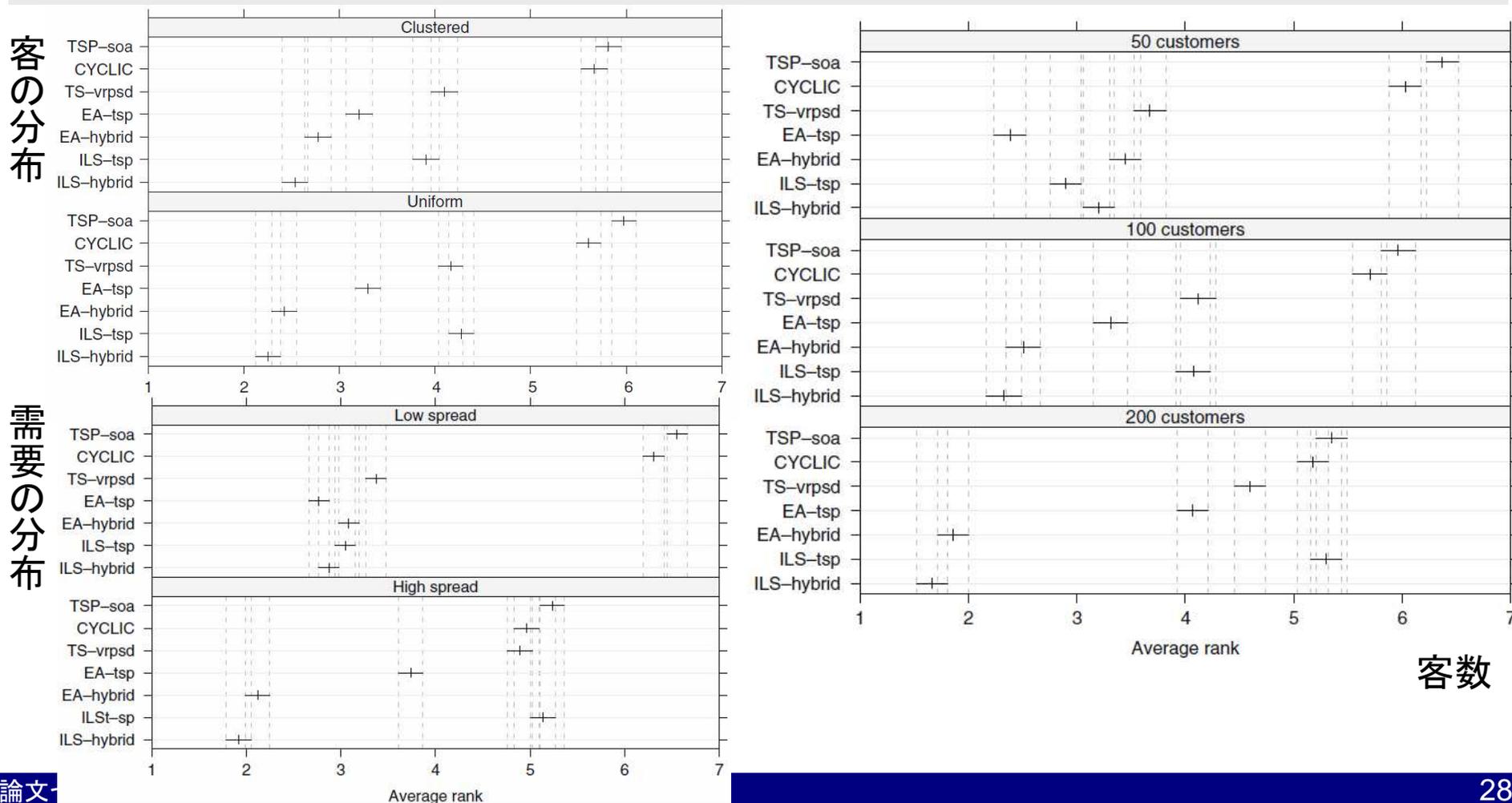
RFIのルール+その近傍探索を行う  $\Rightarrow$  コスト $C_{RR}$



# Second Hybridization: Further Exploiting the TSP analogy

## 行いたいこと：計算コストの比較

TSP-soa, EA-hybrid, ILS-hybridは、  
途中まではTSP approximationで判定、途中からVRPSD approximationにシフト





# メタヒューリスティクス 夏の祭典後夜祭 兼 論文ゼミ#12

## 土木計画学分野における上位問題下位 問題の構造

宮城俊彦, 均衡制約付き最適化問題の土木計画学への応用可能性,  
土木計画学研究・講演集, No.20, 1997.



# 論文背景

## ■1997年11月 土木計画学秋大会 スペシャルセッション

オーガナイザー: 宮城俊彦,

討議者:

2段階最適化問題の応用: 朝倉康夫, 溝上章志, 鈴木崇児, 秋山孝正

変分不等式問題への応用: 赤松隆, 藤田素弘, 上田孝行

## ■背景

ネットワーク交通流モデル

— 静的ネットワーク均衡問題の理論的完成から動的な交通均衡問題へ

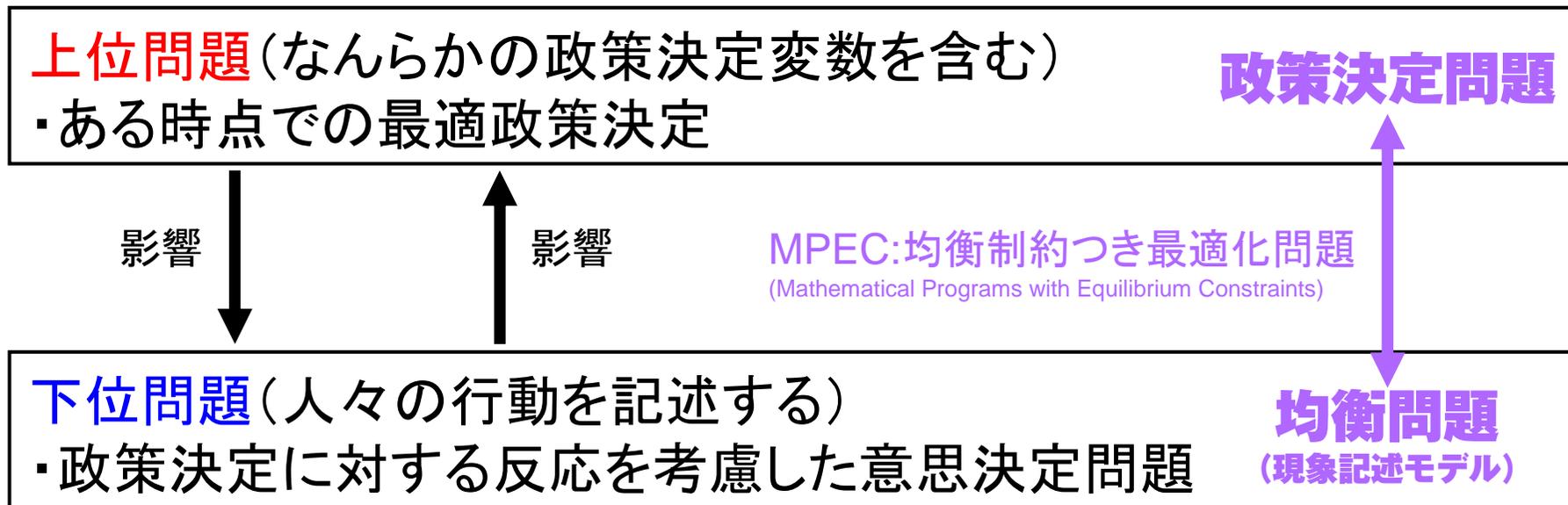
オペレーションズ・リサーチ分野

— 経済行動モデル (Stackelberg均衡, Nash均衡) から2段階最適化問題

— 上位問題, 下位問題がともに数理最適化問題

**静的ネットワーク均衡問題の応用による計画問題の構築**

# 2段階最適化問題とは



均衡条件のない最適化 × 最適化問題をどうするか

# 2段階最適化問題の応用

## 土地利用と交通ネットワーク

### 上位問題

計画者の施設配置問題

- 接続リンク容量の制約
- 交通サービス水準の制約

### 下位問題

利用者の施設選択, 経路選択

- 目的地, 経路選択の統合型均衡モデル
- 用途別立地量を入力変数

## 公共交通の最適サービス決定と交通ネットワーク

### 上位問題

公共交通サービスの決定(交通計画者, 事業者)

- システム最適化の問題, ネットワーク・頻度を決定
- バスと車のマルチモードの相互影響

### 下位問題

利用者の交通サービスに対する最適戦略

- 上位問題で示される交通サービスが制約条件
- 交通手段と経路の効用最大化

## 公共交通の料金設定と交通ネットワーク均衡

### 上位問題

計画者の料金設定

- ラムゼイ価格(複数プレイヤー)
- ピーク課金, 補助政策
- 赤字回避, 社会的厚生 of 最大化

### 下位問題

利用者の料金設定に対する最適戦略

- 交通手段と経路の効用最大化
- 料金変化に対する反応

## 交通施設の組合せ最適化問題と遺伝的アルゴリズム

### 上位問題

計画者の交通手段乗継ぎネットワーク

- 社会的効率(総走行時間)
- 乗継ぎ箇所数, ネットワーク構築の時間推移(非線形)

### 下位問題

利用者の経路選択

- 交通均衡配分



# メタヒューリスティクス 夏の祭典後夜祭 兼 論文ゼミ#12



to be continued.