

病院間救急車搬送計画問題に対する数理モデルとアルゴリズム

スディーラカ ウィクラマラッチ†
静岡大学†

長谷川 和樹‡
静岡大学‡

呉 偉§
静岡大学§

1 はじめに

救急車搬送計画問題 (ambulance routing problem, ARP) は、交通渋滞、地理的制約、患者の緊急度などを考慮しながら、救急車が救急現場に到着するための最適な計画を作成する問題である。既存の研究の多くは、救急現場に到着し、患者を適切な病院に搬送する状況を考えている。しかし、我々の知る限り、病院間の搬送を考慮した研究は存在しない。本研究では、スリランカにおける救急医療搬送システムの特長を考慮し、病院間搬送の最適化における従来にない ARP を定義する。対象となる ARP は、患者と病院の割当、スケジューリング、ルーティングなどの様々な特性を取り入れている。この新しい ARP の良い解を得るために、数理計画モデルと 2 つの発見的解法を提案する。発見的解法の 1 つは、機械学習を用いて実行可能空間を縮小するものである。

2 スリランカの病院間搬送計画問題

スリランカの公的医療サービスは、国民に無料で提供される主要なサービスのひとつである。スリランカの病院は、提供できる設備に応じて、National Hospitals (レベル 1)、Teaching Hospitals (レベル 2)、Provincial General Hospitals (レベル 3)、Base Hospitals (レベル 4)、Divisional Hospitals (レベル 5)、Primary Medical Care Units (レベル 6) の 6 つのレベルに分かれている。レベル 1 から 6 の順に、敷地、医療従事者の専門性、医療設備が制限される。医療専門家の勧告によると、現在の病院と患者の状態によっては、より設備の整った上位レベルの病院に転院すべき患者もいる。

本研究では、スリランカで最も人口密度の高いコロambo地区を対象とする。患者の転院には、日本での救急医療に相当する緊急の搬送と、スリ

ランカの医療システムに固有な予定された搬送の 2 種類が存在する。本研究では予定された搬送に焦点を当て、搬送する際に医者推奨される最小リスク時間 (minimum risk time, MRT) を守りながら、できる限り多くの転院希望を実現するような搬送計画を行うことを目標とする。

3 問題の定義と数理計画モデル

問題の入力として、患者の集合 $V_s = \{1, 2, \dots, m\}$ 、利用可能な病床の集合 $V_d = \{m + 1, m + 2, \dots, m + n\}$ 、救急車の集合 $K = \{1, 2, \dots, k_{\max}\}$ が与えられる。各病床 j はそのレベル l_j に関連する (すなわち、病床 j はレベル l_j の病院にある)。各患者 i は、患者の MRT 値 d_i の前に、レベル l_i 以下の病床に移されることが要求される。患者 i の転院要求を満足できない (予定しない) と、ペナルティ w_i が発生する。搬送しなくてよい患者数の上限を W とする。 c_{ij} は、患者 i を病床 j に搬送する際の移動時間である。本研究では、全ての救急車の移動速度は均一であると考え、病院間救急車搬送計画問題 (inter-hospital ambulance routing problem, IH-ARP) は、搬送患者の最大遅れを最小化するような搬送計画を生成する問題である。

問題の入力から、頂点集合 $V = \{0\} \cup V_s \cup V_d$ と辺集合 $E = E_{sd} \cup E_{ds} \cup \{(0, j) \mid j \in V_s\} \cup \{(i, 0) \mid i \in V_d\} \cup \{(0, 0)\}$ となる有向グラフ $G = (V, E)$ を構築する。ここで頂点 0 はデポを表し、 $E_{sd} = \{(i, j) \mid i \in V_s, j \in V_d, l_j \leq l_i\}$ と $E_{ds} = \{(i, j) \mid i \in V_d, j \in V_s\}$ とする。また、便宜上 c_{sum} を $c_{\text{sum}} = \sum_{(i,j) \in E} c_{ij}$ の値とする。次に、0-1 変数 x_{ijk} は辺 (i, j) を救急車 k が通過するかを表す。 p_i は患者 i の出発時刻、同様に p_j は病床 j への到着時刻、 T_{\max} は最大遅れ時間を表す。これらの変数を用いることで、IH-ARP は次のように定

Models and Algorithms for the Inter-Hospital Ambulance Routing Problem

†Sudheeraka Wickramarachchi, Shizuoka University

‡Kazuki HASEGAWA, Shizuoka University

§Wei WU, Shizuoka University

式化できる:

$$\min T_{\max} \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i \in V} x_{jik} = \sum_{i \in V} x_{ijk}, \quad \forall j \in V, \forall k \in K \quad (2)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in V_d} x_{ijk} \leq 1 \quad \forall i \in V_s \quad (3)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in V_s} x_{ijk} \leq 1 \quad \forall j \in V_d \quad (4)$$

$$\sum_{i \in V_d \cup \{0\}} x_{0ik} = 1 \quad \forall k \in K \quad (5)$$

$$p_0 = 0 \quad (6)$$

$$\sum_{i \in V_s} w_i \left(1 - \sum_{k \in K} \sum_{j \in V_d} x_{ijk} \right) \leq W \quad (7)$$

$$p_j \geq p_i + c_{ijk} - (1 - x_{ijk})c_{\text{sum}} \quad \forall (i, j) \in E_{\text{ds}} \cup E_{\text{sd}}, \forall k \in K \quad (8)$$

$$T_{\max} \geq \sum_{j \in D} \sum_{k \in K} x_{ijk} c_{ijk} - d_i - c_{\text{sum}} \left(1 - \sum_{k \in K} \sum_{j \in V_d} x_{ijk} \right) \quad \forall i \in V_s \quad (9)$$

$$p_i \geq 0 \quad \forall i \in V \quad (10)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\} \quad \forall (i, j) \in E, \forall k \in K. \quad (11)$$

制約 (2) は流量保存制約であり, 制約 (3) は, 各患者が最大 1 つの病床に転送できることを保証する. 制約 (4) は, 各病床について同様の関係を示す. 制約 (5) は各救急車がデポから出発することを表し, 開始時刻は (6) で定義される. 制約 (7)–(9) は, 各訪問点の到着時刻と MRT 値との整合を示す.

4 発見的解法

2 段階からなる 2 つの発見的解法を提案する.

局所探索に基づくアプローチ

第 1 段階では, 患者 i を病床 j に搬送するコスト c_{ij} と MRT 値 d_i を組み合わせた修正コスト $c'_{ij} = c_{ij} + \alpha d_i$ に応じて, 患者を適切な病床に割り当てる. ここで, α は試行錯誤によって決定するパラメータである. この段階では, 病床数が限られているため, 一部の患者要望を満たせないことがある.

第 1 段階の出力 (患者と病床の割り当て) をタスク頂点とみなし, 第 2 段階のグラフを構成する.

各タスク頂点 v_{ij} は患者 i の病床 j への移送を表す. 全てのタスク頂点と, デポを表す特別な頂点 v_{00} からなる有向完全グラフを考えると, 第 2 段階の問題は, 患者の MRT 値に依存する時間枠付き配送計画問題 (vehicle routing problem with time window, VRP-TW) として考えることができる.

対応する VRP-TW を解くために, まず, 時間枠制約のある最近傍法を利用して初期解を構築する. その後, 改善解を得るために, 古典的な OR-opt 近傍を拡張したものを考慮した局所探索アルゴリズムを提案する. 近傍解を評価する際, 時間枠制約をチェックし, コストの差分を定数時間で計算する効率的な評価法を考案する.

機械学習に基づくアプローチ

2 つ目のアプローチでは, 患者選択に機械学習モデル¹を利用し, 適切な転院患者を選択する.

第 1 段階の後, どの患者を搬送するかを決定することができる. 次に, 3 節で提案した基本モデルの実行可能領域を縮小した数理計画モデルを用いて経路構築を行う.

5 計算実験

3 節で提案したモデルと 4 節で提案した 2 つの発見的解法について, 実データから 3 個の問題例を用いて計算実験を行った. 各問題例の制限時間は 300 秒とした. 局所探索で用いたパラメータは $\alpha = 5$ とした.

表 1: 実験結果.

問題例			基本モデル		機械学習		局所探索	
m	n	k_{\max}	time	obj	time	obj	time	obj
45	40	10	t.l.	66.9	t.l.	7.9	2.1	0.0
48	45	12	t.l.	15.9	212.3	0.0	2.6	0.0
96	88	17	—	—	—	—	29.4	0.0

表 1 は各モデルと手法の実行時間 (秒) と目的関数値 (obj) を示し, ‘t.l.’ は制限時間を超えたことを, ‘—’ は実行可能解が得られなかったことを示す. 基本モデルに比べ, 機械学習は m, n が 40 程度の問題例において, 実行時間, 目的関数値ともに良好な結果を示した. 提案した局所探索法は, 基本モデルや機械学習に基づいた手法と比較して, 大規模問題例に対して少ない時間で良い解を得た.

¹ロジスティック回帰, 勾配ブースティング, ランダムフォレスト, 人工ニューラルネットワークを試し, 勾配ブースティングを採用した.