

分枝限定法による系列グラフ分割問題 の高速化と拡張

加地太一 大内 東
北海道情報大学 北海道大学

頂点が連続的な番号を保持し、始点が初期番号、終点が最終番号となり、両端点が異なるグラフを系列グラフ $G(V, E)$ と呼ぶ。本論文における最適系列グラフ分割は系列グラフに対して、各頂点に与えられた重みの総和がブロックサイズ $P (> 0)$ 以下であり、かつ、部分集合の頂点番号が連続的に保持される条件のもとで、カットされる辺のコストの和が最小となるよう分割する問題である。

この問題に対して著者等はこれまでに開発した Branch-and-Bound 法 (BB) を用いた手法に対して、新たな改良改善を試み、また、その効率の評価、および計算量を算出する。さらに新しい問題の拡張を試みる。

An Improved Branch and Bound Algorithm for Sequential Partitions
of Graphs and Related Problems

Taichi Kaji* Azuma Ohuchi**

* Department of Information Science,
Hokkaido Information University,
59-2, Nishinopporo, Ebetu, Hokkaido, Japan
** Department of Information Engineering,
Hokkaido University,
N-13, w-8, Sapporo, Hokkaido, Japan

Optimal sequential partitions of graphs is to find a minimum cost partition of the nodes of a graph into subsets of a given size, subjecting to the constraint that the sequence of the nodes may not be changed, that is, that the nodes in a subset must be consecutive numbers.

An improved Branch and Bound algorithm for the problem is proposed and its time complexity is discussed. Some varieties of the problems are also considered.

1. はじめに

頂点が連続的な番号を保持し、始点が初期番号、終点が最終番号となり、両端点異なるグラフを系列グラフ $G(V, E)$ と呼ぶ。本論文における最適系列グラフ分割は系列グラフに対して、各頂点に与えられた重みの総和がブロックサイズ $P (> 0)$ 以下であり、かつ、部分集合の頂点番号が連続的に保持される条件のもとで、カットされる辺のコストの和が最小となるよう分割する問題である。

この問題に対して Kernighan¹⁾ は動的計画法 (DP) を用いることによって効率的なアルゴリズムを開発している。また浅野²⁾ は区分木を用いたデータ構造を採用し、積極的な効率化を行っている。この問題に対して、著者等はこれまでに開発してきた Branch-and-Bound 法 (BB) を用いた手法に対して、新たな改良改善を試み、また、その効率の評価、および計算量を算出する。さらに新しい問題の拡張を試みる。

2. 問題の設定

ノード集合 $V = \{1, 2, \dots, n\}$ 、エッジ集合 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_r\}$ からなる無向グラフを $G = (V, E)$ とする。各エッジは非負のコスト $C = \{c_{i,j} \mid \text{始点を } i, \text{ 終点を } j (i < j) \text{ としたエッジのコスト}\}$ をもつ。この時 G の各ノードは $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ の重みをもち、各々 $0 < w_i \leq P$ となる。ここで、 P はブロックサイズと呼ばれる正の数である。また、ノード集合 S の重さは $|S| = \sum_{i \in S} w_i$ となる。

G を k 個のサブ集合 G_1, G_2, \dots, G_k に、以下の制約のもとで、カットされるエッジのコストの総和が最小になるよう分割する。

$$(1) |G_i| = \text{部分集合のノードの重みの総和} \leq P$$

(2) 任意の G_i の各ノード番号は連続的な数をもつ

部分集合 G_i はブロックと呼ばれ $G_i = \{j, j+1, \dots, m-1, m\}$ となる。 G_i での一番小さなノードの名前を b_i として、ブレイクポイントと呼ぶこととする。 $b_i = j$ はノード $j-1$ とノード j の間でカットすることを意味する。集合 $\{b_1, b_2, \dots, b_k\}$ は一意的に分割 $\{G_1, G_2, \dots, G_k\}$ を表現する。

ここで、グラフ G が有向グラフであり、かつ (i, j) と (j, i) のエッジを含んでいるのなら、 $i < j$ である単一エッジ (i, j) におきかえる。その時、コスト $c'_{ij} = c_{ij} + c_{ji}$ となる。

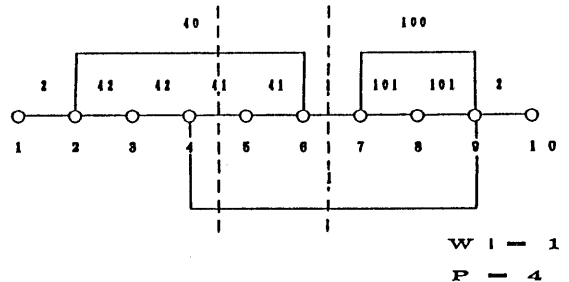


図1 系列分割グラフ

3. 分枝限定法 (BB)

分枝限定法は6つのパラメーター、分枝規則、探索規則、削除規則、優劣関係、下限値関数、上限値による分類の構成によってアルゴリズムを構築する。以上のパラメーターを基本とし分枝限定法によるアルゴリズムを作成、考案する。以下に系列分割問題の算法の概略を述べる。

```

procedure Branch and Bound
begin
  CurNode = 初期ノード;
  while not (CurNodeの下限値 < 現在の上限値
    and CurNodeの最終ブレイクポイント = N+1)
    ExpandSelect( CurNode );
  展開された子ノード集合を整列オープンリスト
  に格納する;
  CurNode = オープンリストの先頭要素;
  オープンリストの先頭要素を削除する;
end
end;
最適解 = CurNode;

```

```

ExpandSelect( CurNode )
begin
  CurNodeに対して最終ブレイクポイントからブロッ
  クサイズ分の要素の増分コスト計算をする;
  while (CurNodeに対して分枝規則により子ノードS
    が分枝できる)
    if (レベル削除規則によって削除されない)
      if (上限値によって削除されない)
        子ノード集合にSを付加する;
end;

```

以上のような算法においての6つのパラメーター構成の詳細を記す。

(1) 分枝規則 (ブランチングルールB)

ブランチングルールは探索空間を広げていくために選ばれたノードを展開するための規則の集合である。派生過程において、いかに探索空間を小さくするかが問題である。ブランチングルールBとしてはノード系列の初期値を開始点として次の2つの性質により順次展開していく。

性質1. 各ブロックの大きさがPを越えてはならない。
 性質2. あるブロックを細分化すればコストへの寄与が大きくなる。ゆえに探索木の中で、あるブロックとそのブロックを細分化した状態が生じるとき、細分化した状態をコスト最小化の立場で無視してよい。

1) と2) の規則より次の不等式が導ける。

$$BP_{i-1} + P \geq BP_i > BP_{i-2} + P$$

(ノードウェイト = 1 のときの不等式)

BP_i : i 番目のブレイクポイント

P : ブロックサイズ

以上の不等式にしたがってブランチングノードを生成する。

(2) 選択規則 (セレクションルールS)

セレクションルールSは現在のアクティブノードから次のブランチングノードを選択するルールの集合である。このルールの設定によって探索の経路が決まり、いかに早く最適解に到達できるかを決定する。ここではこの問題に効率のよい最良下限探索を採用する。

最良下限探索は探索過程の現時点でコストの値が最も低いノードを選んで進んでいくバックトラック法である。その時点までに得られているノードの中から、最も目標に近いノードを選んで展開する。

(3) 優越関係 (ドミナンス・リレイションD)

部分解 π_1 と部分解 π_2 に対して、 π_1 、 π_2 を先祖とする完全解の中でコストが最小なものを比較し、2つのノードの優位性をみる。

もし $\min\{\pi_1 \text{を先祖とする完全解のコスト集合}\} < \min\{\pi_2 \text{を先祖とする完全解のコスト集合}\}$ なら $\pi_1 D \pi_2$ となる。この問題において以下の2つのドミナンスリレイションが成立する。

1) (部分解 π_k) D (部分解 π_k のブロック G_i を細分化した部分解)

2) 最終ブレイクポイントの値が等しい部分解 π_k 、

π_0 において、 π_0 のコストが π_0 より低ければ

$$\pi_0 \cdot D \pi_0$$

となる。劣性な部分解には最適解が存在しないので、削除が可能である。このドミナンスリレイションの設定がBBの効率の決定的要因となる。

(4) 下限値関数L

下限値関数L(π)は部分解 π に対して派生するすべての完全解に下限であるコストを表す関数である。

(5) 上限値U

Uは今現在知られている完全解のなかで最良なコストの値である。

(6) 削除規則(エルミネーションルールE)

Eは上限値やドミナンスリレイションを用いてアクティブノードや新しく生成されたインアクティブノードを除去するルールの集合である。探索過程において、 $L(\pi_1) > U$ または $\pi_0 \cdot D \pi_1$ の場合、 π_1 を削除し、探索空間を縮小させる。

4. 高速化のための問題点

おおまかに以下の5つの点においてアルゴリズムおよびデータ構造の工夫をほどこし高速化に対処した。

1) グラフデータの表現

任意のノードから距離が遠い順に整列された流出辺をリストにつなぎ、同様に任意のノードへ距離が遠い順に整列された流入辺をリストにつなぐ。これによって、スパース部への非参照およびコスト計算の効率化が行われる。

2) 増分コスト計算

これまでの増分コスト計算は、その定義式である

$C(x, y) = \sum_{\substack{y \leq i < x \\ i \neq x}} c_{i,j}$ を直接用いる方法と以下の漸化式

$$C(x, y) = C(x-1, y)$$

$$+ (C_{x-1,x} + C_{x-1,x+1} + \dots + C_{x-1,n})$$

$$- (C_{y,x-1} + C_{y+1,x-1} + \dots + C_{x-2,x-1})$$

を直接用いる方式によってプログラムを構成していた。

これに対して、今回は次に述べる2つの補助データ表を用意することによって積極的に効率化の改善を計る。1つめの補助データ表として、任意の頂点を始点とするエッジのコストの総和を以下のOut配列に格納したものをを用いる。

$$\text{Out}[1] = c_{1,2} + c_{1,3} + \dots + c_{1,n}$$

$$\text{Out}[2] = c_{2,3} + c_{2,4} + \dots + c_{2,n}$$

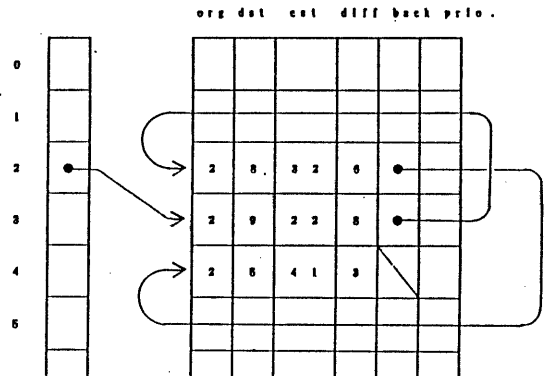
...

$$\text{Out}[i] = c_{i,i+1} + c_{i,i+2} + \dots + c_{i,n}$$

...

$$\text{Out}[n-1] = c_{n-1,n}$$

第2の補助データ表として、1からiの範囲の頂点を始点とし、頂点jを終点とするエッジのコストの総和



o r g : 1 辺の始点
d a t : 1 辺の終点
c o s t : 1 辺のコスト
d i f f : 1 辺の長さ
b a c k : 始点を共有する次の流出辺へのつながり
p r i o : 始点を共有する次の流入辺へのつながり

図2 グラフデータの表現

を $In [i, j]$ に格納した表をつくる。図3にこれによって構成されたタブローを示す。

この補助データ表を用いると、コスト計算を示す先の(4.1)式は

$$\begin{aligned}
 &= C(x-1, y) \\
 &+ \text{頂点 } x-1 \text{ を始点とするエッジコストの総和} \\
 &- (\text{頂点 } y \text{ から頂点 } x-2 \text{ の範囲を始点とし、} \\
 &\quad \text{頂点 } x-1 \text{ を終点とするエッジのコストの総和}) \\
 &= C(x-1, y) \\
 &+ \text{Out}[x-1] \\
 &- (In[x-2, x-1] \\
 &\quad - In[y-1, x-1])
 \end{aligned}$$

となる。これによって、エッジの参照部分を補助段階に分解でき、複数の同一参照を避けることができる。

$In [1, 2]$	$In [1, 3]$	$In [1, 4]$...
	$In [2, 3]$	$In [2, 4]$	
		$In [3, 4]$	
			...

$In [1, 2] = c_{1,2}$
$In [1, 3] = c_{1,3}$
$In [2, 3] = c_{1,2} + c_{2,3}$
...
$In [1, j] = c_{1,2} + c_{2,3} + \dots + c_{j-1,j}$
...

図3 $In [i, j]$ タブロー

3) 探索空間のノード状態の表現

BBで展開する探索空間におけるノード状態の表現はブレイクポイントの後ろの方から逆順リストで表現する。ブレイクポイントが{1, 3, 7, 9}である部分解を図4に示す。これによって、探索ノードのブレイクポイントのデータへのアクセスの迅速化が計れる。

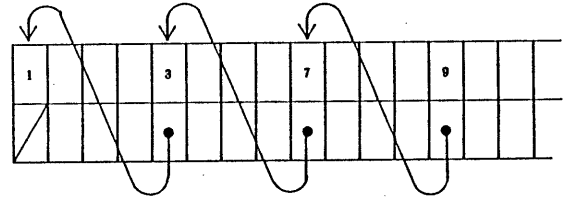


図4 探索空間のノード状態の表現

4) ASリスト処理の高速化

展開されたノードをオープンリストに格納するために、下限値の低い順に双方向整列リストを構成する。図5に示すように各セルにおいて、linkには探索ノードの状態へのポインター、lbdには下限値が格納される。このリスト構造によって項目の出し入れの高速化が計れる。また双方向にすることによって、リストの処理が容易に行われる。また同レベル要素を高速に参照するために、付表を作成する。さらに全ての解を求めるようにするために、同レベルで同コストなセルをつなぐ。

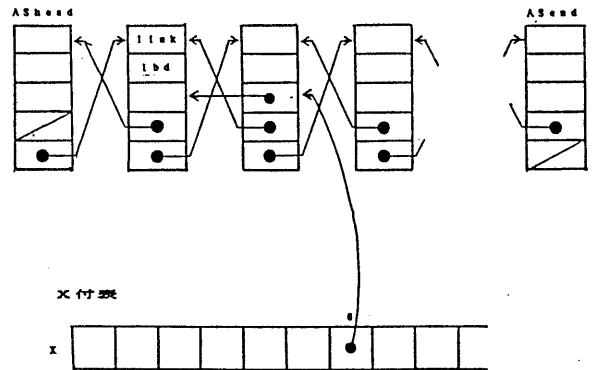


図5 オープンリストとレベルの付表

5) 削除規則の順序

削除規則の順序においては細分化や同レベルのドミナンスが強いので、これを優先させることにより効果がいちじるしいものとなる。以下に順序を示す。

- 1 : 細分化によるドミナンス
- 2 : 同レベルによるドミナンス
- 3 : 上限値による選択

5. BBの効率の評価

ここではBBの側面から、このアルゴリズムの効率を検討する。効率の尺度として分解操作の総数と、一回当たりの分解操作における活性化ノードの発生率を用いる。分解操作の総数によって、探索領域の大きさを示し、活性化ノードの発生率によって削除ルールの効率を示す。また、必要な記憶容量の評価値としてオープンリストの平均長を用いる。

図6にブロックサイズを4、エッジ数をノード数の

2倍とした場合のノード数の増加に対する変化を示し、図7にノード数を1000、エッジ数を2000とした場合のブロックサイズの増加に対する変化を示した。

ノード数増加の場合、分解操作の数は図6に示すようにノード数に比例する。また、一回当たりの活性化ノードの発生率はほぼ1.3と非常に低いものとなり、またオープンリストの平均長はほぼブロックサイズに同等な低い値におさまっている。

ブロックサイズの増加の場合、分解操作の数は大きな減少傾向を示す。1回当たりの活性化ノードの発生率は4を前後とした値になる。逆に、オープンリストの平均長はブロックサイズに比例し増大するという結果が得られている。

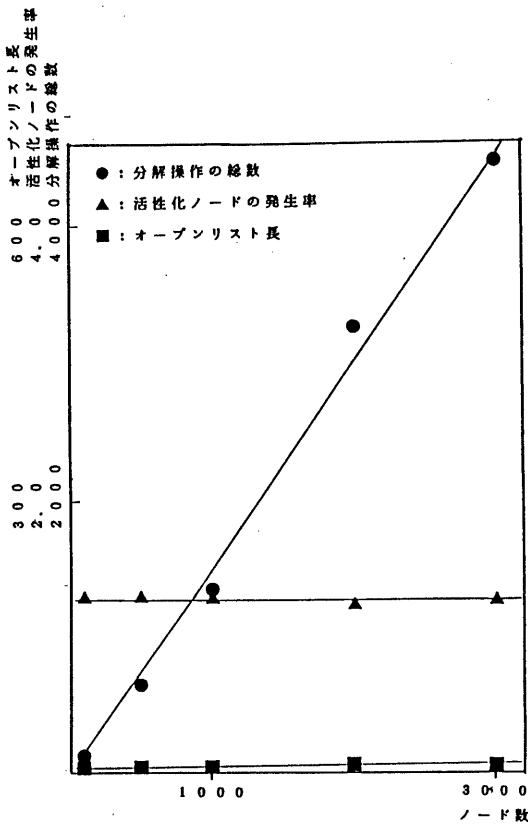


図6 ノード数に対する効率評価

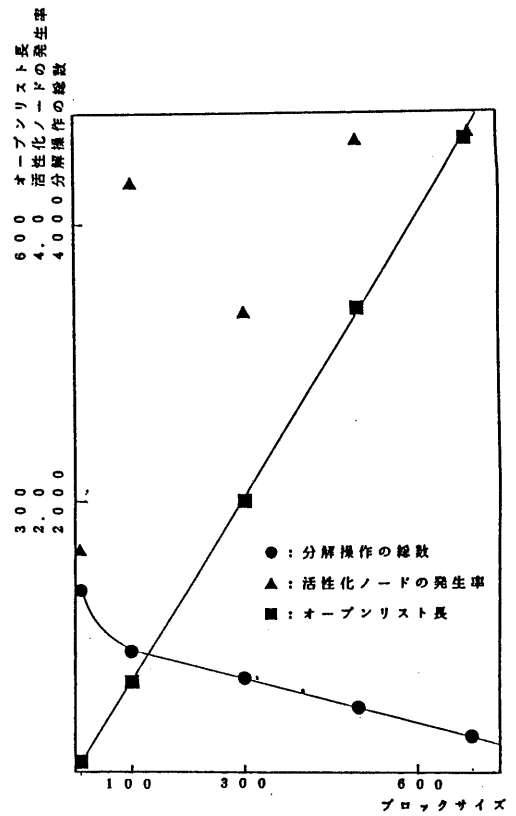


図7 ブロックサイズに対する効率評価

6. 計算量

BBはヒューリスティックな解法であるため、理論的な計算量は算出しにくい。ここでは、この問題の計算量を実験的な値を利用することによって求める。

1つの分解、限定操作過程において必要な計算はコスト計算、論理判断、オープンリストの変更の3つからなり、以上の操作を分解操作の個数分だけ繰り返す。ただし、Pがブロックサイズ、Eがエッジ数、およびLがオープンリスト長とする。

1) コスト計算

コスト計算は1つの分解操作において、漸化式をブロックサイズ分、使用することになる。ここで、エッジへの参照部を補助段階においているので、 $O(P)$ とみることができる。また、補助段階の計算量は分解操作数と独立して、1つは出次数に依存し、1つは効率的なデータ圧縮を行うことによって、入次数に依存すると考えられるので $O(E)$ である。

2) 論理判断

これは削除ルールを適用して、分岐規則によって生成された子ノードから活性化ノードを選択する論理判断である。一つの分解操作における、この判断の回数は最悪の場合、ブロックサイズの数であるので、論理判断の計算量は $O(P)$ である。

3) オープンリストの変更

・先頭要素の取り出し、削除

リスト構造で構成されたオープンリストの先頭要素を取り出し、および削除するのに用する計算量は $O(1)$ である。

・活性化されたノードの挿入

順序づけられたリスト構造に子ノード集合である順

序づけられた要素をマージするので、この計算量は最悪の場合、 $O(L)$ である。

・変更、更新

同レベルな部分解の変更操作において、レベルの付表を用いることによって、この計算量は $O(1)$ となる。

・削除

上限値テストによるオープンリストの削除は最悪の場合、 $O(L)$ である。

しかし、この操作はこの問題においては使用する率が低い。

したがってオープンリストの変更における計算量は $O(L)$ とみられる。

以上より、BBの計算量は、これらの計算量の和に分解操作数Nを乗じた $O(NP+NL)$ と考えられる。また、補助データの構成を含めると、 $O(NP+NL+E)$ とみなされる。

7. 拡張性

さらに問題の機能の拡張を計ってみる。図 9 に示すような同レベルな部分解をオープンリスト上に連結することによって、すべての解を求める算法を開発した。

また、ブレイクポイントとブロックの相対的位置にもとづく制限を加える問題を考察してみた。たとえば、ブレイクポイントおよびブロックサイズが1つの関係の場合ではブレイクポイントを任意のブロックの先頭あるいは後方に配置する問題、またブレイクポイントが2つに対して、任意の同一なブロック内にその2つのブレイクポイントを配置するか、配置しないかなどの問題が考えられる。1つの例として、図8に示すような2点のブレイクポイントを同一ブロック内に配置する場合、次のような削除ルールを付加することによ

って、容易に実現できる。

```
if (A < ブレイクポイント <= B)
  削除
else
  not 削除
```

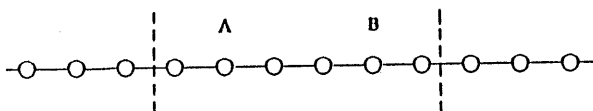


図8 ある性質をもつノードの
同一ブロック内への配置

8. おわりに

本論分ではBBの高速化について述べ、それらの評価を試みた。理論的な結果ではノード数とブロックサイズに線形に依存する値が得られた。さらに、問題の拡張、多様化を計ってみ、その容易性を示した。今後、BBの基本ツールの構築および系列分割問題の多様化などの方向について検討していきたい。

参考文献

- 1) Brian.W.Kernighan: Optimal Sequential Partitions of Graphs, J.ACM, Vol. 18, No. 1, pp. 34-40(1971).
- 2) Walter.H.Kohler: Characterization and Theoretical Comparison of Brnch-and-Bound Algorithms for Permutation Problems, J.ACM, Vol. 21, No. 1, pp. 140-156(1974).
- 3) T.Asano: Dynamic Programming of Intervals, Technical Report 91-AL-20, Information Processing Society of Japan, pp.1-8(1991).

4) 加地、大内: 分枝限定法による最適系列分割問題、情報処理学会研究報告、90-AL-16, pp. 69-76(1990).

5) 加地、大内: B & Bによる最適系列分割問題における改善と拡張、情報処理学会第42回全国大会、pp. 105-106(1991).