

# 非構造化 P2P ネットワークにおけるピアグループを利用した評判集約手法の提案

安富 正矩\* 真下 洋† 重野 寛\*

慶應義塾大学理工学部\* 慶應義塾大学大学院理工学研究科†

P2P ネットワークにおける評判集約手法は、ネットワークに参加している各ピアのローカルな評価値からグローバルな評価値を求める手法である。非構造化 P2P ネットワークにおける評判集約手法である GossipTrust が提案されているが、ネットワークに存在する全ピアのグローバルな評価値の算出する必要があり、ピアの増加により算出に時間がかかるといった問題がある。本稿では、ネットワークに存在する全ピアをいくつかのグループに分け、グローバルな評価値を算出する評判集約手法 GroupReputationAggregationTrust (GRAT) を提案する。さらに、シミュレーションを用いて GossipTrust と GRAT を比較評価する。

## Group Reputation Aggregation for Unstructured Peer-to-Peer Networks

Masanori YASUTOMI\* Yo MASHIMO† Hiroshi SHIGENO\*  
Undergraduate School of Science and Technology, Keio University\*  
Graduate School of Science and Technology, Keio University†

Reputation aggregation method for P2P networks is a processed to calculate the global reputation score from local score gained from each individual peer in the network. GossipTrust has been proposed as a reputation aggregation method for unstructured P2P networks. GossipTrust, However, requires computation of global reputation score from each peer in the entire network and thus increase in peer will cause longer time to calculate. This paper will propose a reputation aggregation method "GroupReputationAggregationTrust (GRAT)" which computes global reputation scores by dividing entire peers into groups. The propose method is evaluated through computer simulations.

### 1 はじめに

現在、P2P ネットワークにおけるアプリケーションの一つとしてファイル共有ソフトが使用されている。ファイル共有ソフトとは、各ピアが保持しているファイルをインターネットを介して共有できるソフトウェアである。

非構造化 P2P ネットワークにおいて悪意あるピアとのファイル交換の回避を目的とした評判集約システムがある。非構造化 P2P ネットワークにおけるファイル共有では、各ピアはファイルのアップロード、ダウンロードを自由に行うことができるが、悪意あるピアの存在が問題である。ファイル共有において悪意あるピアは、ごみファイルのばら撒き、ファイルの捏造、ウィルスファイルのばら撒きなどを行う。

そこで、非構造化 P2P ネットワークにおける評判集約システムである、GossipTrust[6] が提案されている。GossipTrust では、ネットワークに存在している全ピアと各ピアがファイル交換を行い、各ピアは全ピアに対する評判の算出を行う。しかし、ピア

が増加するにつれて全ピアを各ピアが把握することは非常に困難になる。また、全ピアの評判を算出することによりピアの増加に対して評判算出時間が増加してしまうといった問題がある。

この問題に対して、本稿では、ネットワーク内のピアの中から、あるピアの評判値を算出するグループを作成し、ピアの増加に対して算出時間を抑制する GRAT を提案する。あるピアの評判を算出する各ピアがグループ化を行い、さらグループ間で評判を集約して、そのピアの評判を算出する。このグループ化により、ネットワークに存在する全ピアの把握をすることなく、ピアの増加に対して算出時間を抑制することができる。さらに本稿では、GossipTrust と GRAT についてコンピュータシミュレーションにより、比較評価を行う。

以下本稿では、まず第 2 章において評判集約手法や GossipTrust および GRAT の関連研究について説明する。第 3 章において GossipTrust の動作および問題点について述べる。第 4 章 GRAT を提案し、

第5章でコンピュータシミュレーションを用いた評価を行う。第6章をまとめとする。

## 2 関連研究

本章では評判集約手法の概要、及び関連研究として非構造化P2Pネットワークにおける評判集約手法について説明する。

### 2.1 評判集約手法

評判集約手法とは、P2Pネットワークに存在しているピアの評判値を求める手法である [1] [2]。この手法を利用することにより、悪意あるピアを避け、またストレスなくファイル共有を行うことができる。評判値とは評判を数値化した値である。評判集約システムで用いる評判は以下のように定義される。

- ローカルスコア
  - ファイル交換により算出される値
  - 受信者が送信者に対して算出する
- グローバルスコア
  - ローカルスコアをもとに算出される値
  - 全ピアは統一して同じ値を保持する。
  - 各ピアの評判値である。

ファイル共有において、自ピアが他ピアからファイルをダウンロードする。そのとき、ダウンロードしたファイルの中身から他ピアを自ピアが評価した値をローカルスコアと呼ぶ。各ピアが独自にローカルスコアを算出するので、全ピアで統一された値ではない。各ピアが算出したローカルスコアからグローバルスコアを算出する。グローバルスコアの算出方法に関しては、次節以降で述べる。グローバルスコアが最終的にピアの評判値となる。ピアのグローバルスコアを知ることにより、ネットワーク全体におけるピアの評判を認識できる。

### 2.2 非構造化P2Pネットワークにおける評判集約手法

非構造化P2Pネットワークにおける評判集約手法である、TrustMeが提案されている。TrustMeでは、グローバルスコアを保持するピアをランダムに割り当てる [3]。また、匿名性の損失を防ぐため公開鍵メカニズムを用いる。1つのピアが他のピアのグローバルスコアの問い合わせのメッセージをブロードキャストする。また、1つのピアが問い合わせに対する

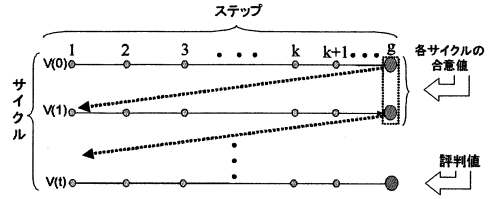


図 1: 評判値算出構成

返答をもらうとき、その返答もブロードキャストされる。この方法では、ネットワーク内でメッセージオーバーヘッドが増大し、ネットワークサイズが大きくなった場合、グローバルスコアを得る、また広めるために長い時間がかかるという問題がある。

## 3 GossipTrust

本節では、非構造化P2Pネットワークにおける評判集約手法である GossipTrust [4] [5] [6] [7] について説明し、その問題点を指摘する。

### 3.1 GossipTrust の動作概要

各ピアが個別に保持しているローカルスコアをランダムに選んだ隣接ピアと交換しあうことにより各ピアの評判値の算出を行う。ローカルスコアの交換は、ネットワークに存在している全ピアが同時に行う。

GossipTrust では、評判値の算出の際、ステップとサイクルの2つのプロセスを用いる。1サイクルごとにステップを繰り返し行う構成である。図1に GossipTrust における評判算出の構成を示す。ステップにおいて、各ピアは1ステップごとに、ランダムに選択した隣接ピア1つと各ピアが保持するローカルスコアを1回交換する。ステップを重ねることにより、各ピアが保持するローカルスコアを収束させていく。収束したローカルスコアが1サイクルにおける合意値である。次のサイクルでは、各ピアが保持している前サイクルで算出した合意値を用いて各ピアがステップを繰り返し行い再び新たなサイクルにおける合意値を算出する。

ステップの終了条件はステップスレッシュホールド  $\epsilon$ 、サイクルの終了条件はサイクルスレッシュホールド  $\delta$  によって定義される。

### 3.2 GossipTrust による評判値算出

ファイル交換の際、ファイルを受け取ったピアを  $i$ 、ファイルを送ったピアを  $j$  とし、ピア  $i$  はピア  $j$  に対してローカルスコア  $r_{ij}$  を保持する。各ピアは保

持する各ピアに対するローカルスコアを正規化する。正規化したローカルスコア  $s_{ij}$  は以下に定義する。

$$s_{ij} = r_{ij} / \sum_j r_{ij} \quad (1)$$

また、サイクル  $t$  ごとに収束した合意値は  $v(t)$  と定義する。GossipTrust では各ステップにおいてローカルスコアを含む評判データが交換される。評判データとは  $(x_i(t), w_i(t))$  である。  $x_i(t)$  は重み付きスコアである。サイクル  $t$  において重み付きスコアは、自ピアの評判値  $v_i(t)$  によって重み付けされた他ピアに対するローカルスコア  $s_{ij}$  と定義され  $x_i(t) = s_{ij} \times v_i(t)$  と示される。  $w_i(t)$  は合意係数である。評判値算出の対象ピアが持つ値であり、その値は 1 である。以上の評判データを各ピアは 1 ステップ毎に交換を行う。1 ステップの評判データの交換の際に各ピアは 2 つの動作を行う。1 つめは評判データの半分  $(1/2x_i(t), 1/2w_i(t))$  をランダムに選択した隣接ピア 1 つに送る動作である。2 つめは自ピアが保持する評判データの半分  $(1/2x_i(t), 1/2w_i(t))$  と他ピアから送られてきた評判データの半分を足し合わせる動作である。受け取った評判データの半分を足し合わせて、次ステップで用いる評判データとする。ステップ  $k$  のときの評判データ算出を以下で示す。

$$x_i(k+1) = \sum_r 1/2x_r(k) \quad (2)$$

$$w_i(k+1) = \sum_r 1/2w_r(k) \quad (3)$$

$r$  は自ピア、他ピアを含む評判データを送信した全ピアを示す。このようにして評判データは次ステップにおいて更新される。次に、各ピアは各ステップ毎に評判データから合意値  $\beta_i(k)$  を求める。合意値は  $x_i(k)/w_i(k)$  と定義され、ひとつ前のステップ  $g-1$  と最新のステップ  $g$  の合意値がステップスレッシュホールド  $\varepsilon$  以下になると、1 サイクル終了となる。

$$v_i(t+1) = x_i(g)/w_i(g) = \beta_i(g) \quad (4)$$

$v_i(t+1)$  は 1 サイクルで収束した合意値である。また、ひとつ前のサイクル  $t-1$  と最新のサイクル  $t$  の合意値がサイクルスレッシュホールド  $\delta$  以下になると、各ピアは評判値の算出を終了する。

$$|v_i(t) - v_i(t-1)| < \delta \quad (5)$$

そこで、最新のサイクルで算出した合意値が最終的に各ピアの評判値となる。

### 3.3 GossipTrust の問題点

GossipTrust では、各ピアはネットワークに存在している全ピアとファイル交換を行い、各ピアは全ピアに対してローカルスコアを保持する。また、保持したローカルスコアから各ピアが全ピアに対して評判値算出構成に基づき評判値を算出する。そのため、ネットワークに存在するピアが増えることで、各ピアの評判値算出時間が増える。本稿では、評判値算出時間を評判データの交換回数とする。また、非構造化 P2P ネットワークにおいて各ピアがネットワークに存在している全ピアを把握することは非常に困難であり、実用性に欠けている。

そのため、非構造化 P2P ネットワークにおいて、各ピアはネットワークに存在している全ピアを把握する必要がなく評判値の算出ができ、またピアの増加に伴う各ピアの評判データ交換回数を抑えることのできる評判集約手法が必要である。

## 4 GRAT

本節では GossipTrust における前述の問題点に関して、ネットワークに存在するピアをいくつかのグループに分けることで改善した、評判集約手法 GRAT を提案する。

### 4.1 GRAT の概要

GossipTrust は、各ピアはネットワークに存在している全ピアを把握する必要がある。しかし、非構造化 P2P ネットワークにおいてネットワークサイズが大きくなるにつれて全ピアを把握することは非常に困難である。また、ネットワークに存在するピアが増えることで、各ピアの評判データ交換回数が増えてしまうという問題があった。

そこで、ネットワーク内に存在するピアの中から、あるピアの評判値を算出するグループを作り、グループ内のピア同士でローカルスコアの交換することにより評判値を算出することを可能にする。

グループ化により、各ピアはネットワークに存在する全ピアを把握する必要がなくなる。また、各ピアの評判値の算出の際、評判データの交換回数を抑制することができる。

グループ作成において、以下のピアを定義する。

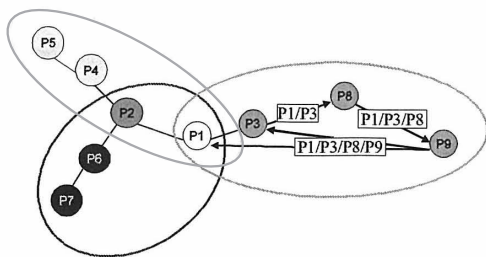


図 2: グループの作成

- 評価対象ピア
  - － ファイル交換の際、ファイルを送信したピア
- 評価算出ピア
  - － ファイル交換の際、ファイルを受け取ったピア。
  - － 評価対象ピアに対してローカルスコアを保持するピア。

## 4.2 グループ作成

グループとは、評価対象ピアの評判値を算出するピアの部分集合である。また、単一の評価対象ピアに対して複数のグループが存在する。

評価算出ピアは評価対象ピア以外の全隣接ピアに、評価対象ピアの ID と自ピアの ID を送る。ID を受け取った評価算出ピアの隣接ピアをサブリーダーと呼ぶ。サブリーダーは受け取った ID 情報に自分の ID を付加させ、評価算出ピア以外の隣接ピア 1 つをランダムに選び、その選択したピアに ID 情報送る。ID を受け取ったサブリーダーの隣接ピアを受け取った ID 情報に自分の ID を付加させ、サブリーダー以外の隣接ピアを 1 つランダムに選び、その選択したピアに ID 情報を送る。ID 情報を受け取ったピアは上記のようにピアを選択して、ID 情報を送る。ID 情報を受け取ったピア同士がグループとなる。グループサイズは評価対象ピアからのホップ数により決定する。ID 情報を最後に受け取ったピアは ID 情報をもとにグループ内の隣接ピア以外の全ピアに ID 情報を送信する。それにより、グループ内の各ピアは互いにグループ内の全ピアを知ることができ、グループ内において、評価対象ピアの評判値を算出する。

図 2 では、ホップ数制限 3 ホップにおけるグループ作成を示す。評価対象ピア P1 に対してローカル

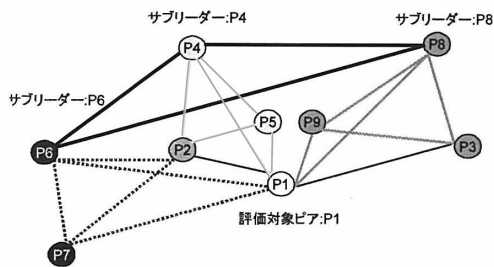


図 3: グループ間のリンク作成

スコアを保持している評価算出ピアは P2 と P3 である。また、サブリーダーは P4, P6, P8 である。P3 は評価対象ピア P1 の ID と P3 の ID を P8 に送り、P8 は受け取った ID 情報を P9 に送る。ホップ数制限により、P9 は保持している ID 情報を P1 と P3 に送る。そのことにより、P1, P3, P8, P9 は互いに同じグループであることを認識でき、評価対象ピア P1 の評判値を算出することができる。

図 2 により評価対象ピア P1 に対して 3 つのグループができていることがわかる。各グループ内で算出した評判対象ピアの評判値には差が生じてしまう。そこで、グループ内で評判データを交換する際に、グループ間でも評判データの交換をする必要がある。

## 4.3 グループ間の評判値の差の解決

評価対象ピアの評判値をグループ内だけで算出する場合、各グループ内で算出された評判値はそれぞれ異なる。そこで、各グループ内で算出された評判値の差をなくすために、グループ間で評判データの交換を可能にする必要がある。そのため、グループ間にリンクをはり、評判データの交換を可能にする。

まず、各サブリーダーは評価対象ピアに自ピアの ID を送る。次に、評価対象ピアは各サブリーダーに、受け取った全サブリーダーの ID を送る。そうすることにより、各グループのサブリーダー同士にリンクをはることができ、各サブリーダーを通して、評判データの交換を行うことができる。図 3 は 3 つのグループにおけるサブリーダー間のリンク作成を示す。P4, P6, P8 は各グループのサブリーダーである。各サブリーダーは評価算出ピア P1 に自分の ID を送る。ID 情報を受け取った P1 は P4, P6, P8 に全サブリーダーの ID 情報を送る。そこで、各サブリーダー同士がリンクをはることができる。この 3

つのピアが互いにリンクをはるによりグループ内で算出された評判値の差をなくすることができる。

#### 4.4 評判値算出法

各ピアの評判値の算出は、グループ内及びグループ間で行う。また GossipTrust 同様の評判データを用いる。そして各評価算出ピアが保持するローカルスコアをグループ内及びグループ間において平均化するために図1の評判値算出の構成を用いる。

各ステップにおいて、各ピアはグループ内でランダムに選択した隣接ピア1つと評判データの交換を行う。また、各サブリーダーは各ステップにおいてグループ内でランダムに選択した隣接ピア1つまたは、ランダムに選択した他グループのサブリーダー1つと評判データの交換を行う。

各サイクルにおいて、各ピアは所属グループの評判対象ピアの評判値を算出すると共に、自ピアの評判値も算出する。図3では評価対象ピアP1は、自ピアP1の評判値を保持する。

そこで、グループ内及びグループ間で評判データを交換することにより、各グループの評価対象ピアの評判値を算出することができる。

### 5 評価

GossipTrust と GRAT を比較評価するため、オリジナルのシミュレーターを構築し、シミュレーションを行った。

#### 5.1 シミュレーション環境

GossipTrust では、各ピアはネットワークに存在している全ピアとファイル交換を行い、各ピアは全ピアのローカルスコアを保持する。その上で、各ピアは全ピアに対して評判値の算出を行う。

提案では、各ピアは4ピアとのファイル交換を行い、各ピアは4ピアに対してローカルスコアを保持する。また、グループサイズは評価対象ピアから3ホップとする。各ピアは各グループ内の評価対象ピアの評判値を算出を行う。全シミュレーションで共通のパラメータを表1に、GRATに関するシミュレーションのパラメータを表2に示す。

本シミュレーションでは以下の2項目について評価を行った。まず、ネットワークに存在する全ピア数に対するローカルスコアの交換回数の評価を行った。ネットワークに存在する全ピア数を変化させ、GossipTrust と GRAT でのひとつのピアの評判値算出にかかるローカルスコア交換回数の比較を行った。

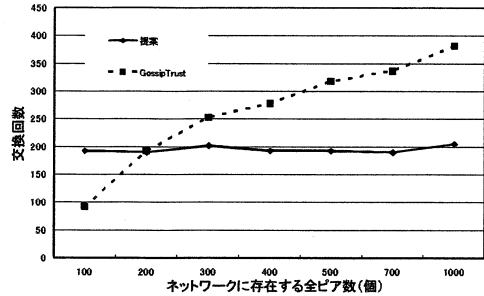


図4: ローカルスコアの交換回数の変化

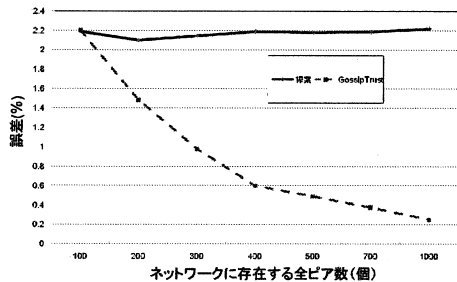


図5: 算出した評判値と評判値の理論値との誤差率

次に、ネットワークに存在する全ピア数に対する算出した評判値と評判値の理論値との誤差の評価を行った。ネットワークに存在する全ピア数を変化させ、GossipTrust と GRAT での算出した評判値と理論値との誤差率の比較を行った。この評価は、評判データの交換回数と誤差率がトレードオフの関係にあるので行った。

#### 評判値の理論値

正規化したローカルスコア  $s_{ij}$  とサイクル  $t$  において収束した値  $v(t)$  を用いて評判値の理論値を求める。

$$V(t+1) = S^T \times V(t) \quad (6)$$

ネットワークに存在している全ピアの正規化した評判値の行列式が  $V(t) = v(t)^T$ 、そして  $\sum_i v_i(t) = 1$

表1: 共通シミュレーション条件

ネットワークに存在するピア数 $n$	100~1000
ステップスレッシュホールド $\epsilon$	0.01
サイクルスレッシュホールド $\delta$	0.1



表 2: GRAT のシミュレーション条件

各ピアが保持するローカルスコア数	4
各ピアの隣接ピア数	4
グループサイズ (ホップ数)	3

である。また、 $S$  はネットワークに存在する全ピアの正規化したローカルスコアの行列式である。

各ローカルスコアは  $0 \leq s_{ij} \leq 1$  であり、行列式  $S$  の各行の合計は  $\sum_{j=1}^n s_{ij} = 1$  であり、各行は  $i = 1, 2, \dots, n$  である。

## 5.2 結果

図 4 にピアの増加に対する評判データ交換回数を示す。GossipTrust はピアの増加に対して、交換回数が増加しているのに対し、GRAT ではピアの増加に対して、評判データの交換回数が抑制されていることが分かる。これは、各評価対象ピアに対する評価算出ピアの数を一定にし、また各ピアの隣接ピアも一定あるためである。

図 5 にネットワークに存在する全ピア数に対する誤差率を示す。GossipTrust に対して GRAT の誤差率が大きくなっている。評判データの交換回数と理論値との誤差はトレードオフの関係にある。そのため、GossipTrust では評判データの交換回数が多い分誤差率が小さくなったと考えられる。GRAT では、評判データの交換回数が少ない分誤差率が大きくなった。しかし、文献 [6] は誤差率 2.2% でのファイル交換において有用性があることを示していることから、GRAT の誤差率は問題ないといえる。

## 6 おわりに

本稿では、非構造化 P2P ネットワークにおける評判集約手法では各ピアがネットワーク内の全ピアの存在を把握することは非常に困難であり、またピアの増加により評判データの交換回数の増加するという問題点を示した。

ネットワーク内のピアをいくつかのグループに分け、評判値を算出する GRAT を提案し、その効果についてシミュレーションによる GossipTrust との比較評価を行った。

まず、グループ化したことにより各ピアが全ピアの存在を把握する必要をなくし、さらに比較評価の結果、ピアの増加に対し、GossipTrust では交換回数が増加したが、GRAT では交換回数を抑制することがわかった。

また、誤差率に関しても GossipTrust より大きくなったが 2.2% の誤差は問題なく、GRAT はファイル共有において有用性があることがわかった。

## 謝辞

本研究の一部はグローバル COE プログラム「アクセス空間支援基盤技術の高度国際連携」により行われました。

## 参考文献

- [1] S.Marti and H.Garcia-Molina. Limited reputation sharing in p2p system. *Proc. of the 5th ACM Conference on Electronic Commerce*, 2004.
- [2] P.Resnick, R.Zeckhauser, E.Friedman, and K.Kuwabara. Reputation systems. *Communications of the ACM*, 2000.
- [3] A.Singh and L.Liu. Trustme: Anonymous management of trust relationship in decentralized p2p systems. *IEEE Intl*, 2003.
- [4] S.Boyd, A.Ghosh, B.Prabhakar, and D.Shah. Randomized gossip algorithms. *IEEE Trans*, 2006.
- [5] M.Jelasyty, A.Montresor, and O.Babaoglu. Gossip-based aggregation in large dynamic networks. *ACM Trans. on Computer Systems*, 2005.
- [6] R.Zhou and K.Hwang. Gossip-based reputation aggregation for unstructured peer-to-peer networks. *IEEE International on Parallel and Distributed Processing Symposium (IPDPS)*, 2007.
- [7] R.Zhou and K.Hwang. Gossiptrust for fast reputation aggregation in peer-to-peer networks. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2008.