

O-006

コミュニティ活性化を支援するブローカレス型トラスト制御方式

山田 真史†
Masashi Yamada星合 隆成†
Takashige Hoshiai木村 正二†
Shoji Kimura

1. はじめに

個人の興味、プロフィール、価値観などの様々な属性に基づいて、緩やかに、自立的に、ダイナミックに、仲介者を介することなく、同好の士がコミュニティを形成する世界が、ブローカレスモデルである[1]。そして、SIONet(Semantic Information Oriented Network)は、このブローカレスモデルの実現技術でありこのようなグループを形成するための次世代コミュニケーションツールでもある[2]。本稿では、ブローカレスモデルを実現する3階層のSIONetリファレンスモデルの中で、ミドルウェアに位置づけられるCOMNetが具備するトラスト機能について提案する。COMNetは知的な場を構成する機能としてポリシー制御、自動化制御、トラストなどがある。本稿では、信頼性の高いコミュニティの形成と発展には欠かせないトラスト機能をブローカレスで実現する方式について提案する。

2. SIONetアーキテクチャ

SIONetアーキテクチャのリファレンスモデルでは図1のように、下位レイヤから順に探索レイヤ、知的レイヤ、応用レイヤの3階層を規定している。探索レイヤでは、上位層に対してディスカバリネットワークインタフェースを提供する。知的レイヤは、信用度や価値観などの評価、名誉や貢献度などのインセンティブ、ポリシー制御、自動化制御を行う。この知的レイヤは、コミュニティコラボレーションが可能な知的な場を実現するアーキテクチャに基づくCOMNetと呼び、上位層に対して、コミュニティネットワークインタフェースを提供する。そして、最上位層である応用レイヤは、サービスを提供するサービスエンティティによって実現される。サービスエンティティでは、ネットゲームやOne-To-One広告サービスなど多様なサービスが実現可能である。

SIONetでは、意味情報パケットの波及する範囲をイベントプレース(EP)として、目的や嗜好に応じて論理的に区切ることができる。このEP内で、各エンティティに配備された意味情報スイッチが相互に連携してメタデータを付与したパケットをリレーする。各エンティティは自分に関する属性や嗜好情報をメタデータの形で意味情報スイッチに登録しておく(フィルタ登録)。このメタデータは語彙概念と値の構造体であり、語彙概念が新しく登録された場合のみ他の全スイッチに伝えられる。この関連付がなされたパスをシェアドリンクと言い、他エンティティは予め求める語彙概念がどのスイッチに存在するのかわかる。あるエンティティがメタデータを付与したパケットを送信すると、そのパケットの持つメタデータの語彙概念と合致するイベントパスのみに選択的にパケットをリレーする。最終的に語彙概念を持つスイッチではパケット内の値をチェックし

て、合致すればそこに着信させる。エンティティ間でリレーされるパケットは「刺激」、スイッチ内で条件が合致する動作を「発火」と呼び、この発火と刺激の連鎖反応のみでブローカ無しに各エンティティを自律的に結びつけられる。

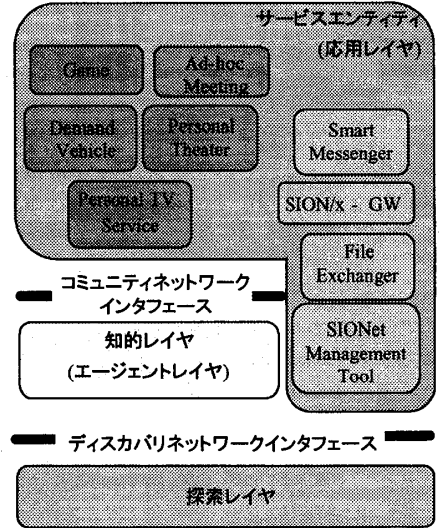


図1 リファレンスモデル

3. 従来技術

インターネットオークションサイトのeBay[4]では、商品の購入後に購買者が販売者に対してコメントや評価を与えることができる。この仕組みによって、オークション利用者は販売者の過去の評価やコメントが蓄積された掲示板から評価情報を得ることができる。ピアに対する利用可能な評価の集合をトラストと呼ぶと、ブローカによるトラストの管理手法ではいつでも誰でも販売者のトラストの参照が可能であるため、多数の参加者が存在するオークションでは有効である。

一方、オークション以外のコミュニティでは、コミュニティ内の他のピアに対する評価はプライバシー情報とも考えられるため、ブローカによる管理ではなく各ピアが個別に管理した方が良い場合がある。またピアの評価は主観的な情報であるため、全てのピアの評価を同様に扱うのではなく、親しい友人からの情報を重視するなどコミュニティに溢れている情報の中から信頼できる情報を取捨選択し、個人のニーズに合わせて加工する必要がある。本稿では、トラストを形成する評価の集合として各ピアのニーズに特化して加工された評価を利用することで、自己責任のもとでピアのトラストを算出するトラスト制御方式を提案する。

4. トラスト制御方式

4.1 トラストアーキテクチャ

提案するトラスト制御方式では、任意の二つのエンティティが持つ主観的な評価である直接評価値と、ブローカレス環境でコミュニティ内の他のエンティティの評価値を利用した間接評価値とに分類している。この直接評価値と間接評価値を加重平均することで、評価の集合としてのトラストを算出している。直接評価値を算出するための方式と

† 日本電信電話株式会社

NTTネットワークサービスシステム研究所

して、物理的な処理性能や通信性能を用いる方法や、エンティティ間の嗜好の近さを数値化するなど、評価する対象によって様々な方式が考えられる。本稿では直接評価値の値として、他エンティティとのコミュニケーションの結果をユーザにより評価し、数値化してフィードバックさせている。直接評価値を付与する対象としては、エンティティ自身とエンティティの属性がある。例えばエンティティが信頼できる／信頼できないという評価がエンティティ自身の評価であり、同じエンティティでも「サッカー」についてのトラストは高いが「野球」についてのトラストは低くなるという評価が属性の評価である。ここでフィードバックされた情報は、各エンティティが直接評価値として保持するだけでなく後述する推薦者評価値の更新にも用いられる。

また間接評価値ではコミュニティ内の他のエンティティから評価対象エンティティの直接評価値を教えることで、自分が持つ直接評価値だけではなくコミュニティ内のより多くの情報を用いることが可能となり、より客観的な評価が可能となる。本稿では、推薦者としての信頼度の高いエンティティの直接評価値を利用する方式と、コミュニティ内の多数のエンティティの直接評価値を利用する方式の2つを用いた間接評価値の実現方式を提案している。

4.2 間接評価値

直接評価値は二つのエンティティ間に閉じた評価値であるが、間接評価値ではコミュニティ内の他のエンティティの直接評価値も利用することで更に相手エンティティの評価の質を高めることが可能となる。本稿では、コミュニティ内の特定のエンティティが持つ直接評価値を利用した第三者情報による間接評価値を算出する方式1と、コミュニティ内の不特定多数のエンティティの情報を利用した人気度により間接評価値を求める方式2を提案している。

4.2.1 方式1：第三者情報による間接評価値

人間社会では、口コミ情報によるマーケティングに代表されるように信用できる人間から紹介された情報は比較的抵抗なく信用することができる。これと同様の考え方から、方式1ではコミュニティ内で自分が信用しているエンティティからの情報を重視することにより相手エンティティの評価を行っている。この信用している相手を数値化したものを推薦者評価値と定義する。これは「推薦者」という属性についての直接評価値と考えることもできる。そして方式1では、推薦者評価値と直接評価値の積により評価値を算出している。

例えばエンティティA, B, C, Dが存在するコミュニティにおいて、エンティティA, B, Cが持つ推薦者評価値とエンティティDに対する直接評価値が下表となっている場合を想定する。

TABLE I. 推薦者評価値とCへの直接評価値一覧

エンティティ	推薦者評価値	Dへの直接評価値
A	B : 0.8 C : 0.6	0.4
B	C : 0.9	0.7
C	-	0.8

この場合、エンティティAからDへの直接評価値は0.4である。またAからBを推薦者としたDへの間接評価値は $0.8 \times 0.7 = 0.56$ 、AからCを推薦者としたDへの間接評価値は $0.6 \times 0.8 = 0.48$ 、AからBとCを推薦者としたDへの間接評価値は $0.8 \times 0.9 \times 0.8 = 0.576$ となる。

このように方式1の間接評価値は、途中の推薦者によって様々な値を得ることができるが、間接評価値取得エンティティにとって最も信頼できる情報は推薦者評価値の積が最も高い情報と考えることができる。この例では、Bのみを経由した場合が最も推薦者評価値の積が高くなるため、0.56を間接評価値として扱うことになる。

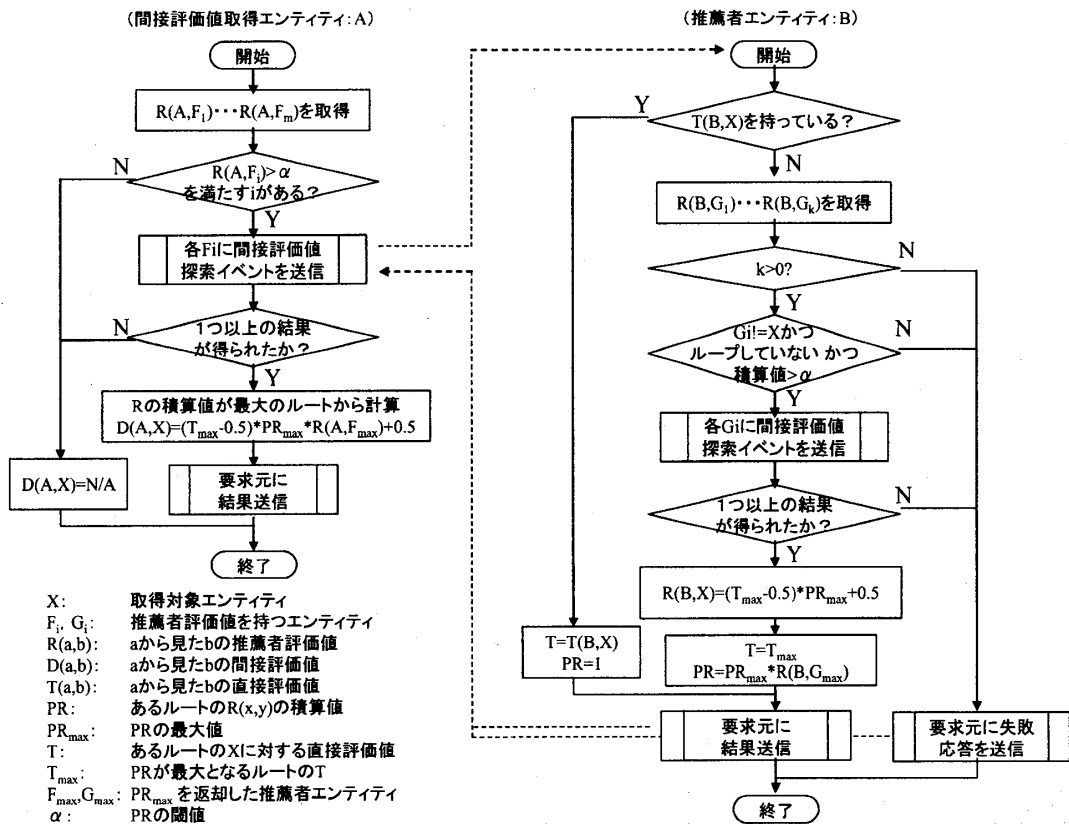


図2 間接評価値処理フロー

間接評価値取得の流れを図2に示す。間接評価値取得エンティティは、自分が知っている推薦者エンティティに対して間接評価値取得要求を送信し、得られた推薦者評価値の累積値とそのエンティティに対する推薦者評価値と直接評価値から間接評価値を算出している。また推薦者エンティティは、ターゲットエンティティの直接評価値を保持していた場合はその値を返却し、持っていなかった場合は自分が持つ推薦者エンティティに間接評価値取得要求を送信する。そして得られた推薦者エンティティの累積値に自分が持つ推薦者への評価値を積算した値を、直接評価値と共に要求元エンティティへと返却している。このように取得要求が転送されていくことで複数の推薦者を経由した間接評価値を取得することができる。またこれら一連の作業の中で、推薦者評価値の累積値が閾値を下回るか、推薦者がいなくなった時点で探索を終了することで際限のない取得要求の転送を防いでいる。

4.2.2 方式2：人気度による間接評価値

普段の生活で、商品棚に同様の商品が並んでいた場合は、売れ筋商品が良く購入される。つまり購買者はそのメーカについての知識がなく、トラスト情報を持っていない場合は、売れ筋ランキングのように他の消費者がどのような商品を購入しているのかを参考に判断を行っている。これと同様に、方式2ではコミュニティ内の他のエンティティからの人気度がどの程度あるのかを調べることで間接評価値を算出している。

例えばエンティティA, B, C, Dが存在するコミュニティにおいて、Aは他のエンティティの情報を一切持っておらず、B, Cがそれぞれ0.7, 0.9の直接評価値をDに対して持っているとする。この場合、Aは推薦者の情報も持っていないので方式1で間接評価値を取得することはできないが、コミュニティ内のB, Cの情報を利用した方式2の間接評価値は取得することができる。本稿では、直接評価値の平均を間接評価値として計算しており、 $(0.7+0.9)/2=0.8$ がAから見たDの間接評価値となる。

ここでサンプル数が少ないために偏った評価となることを防ぐため、収集された直接評価値があらかじめ定めている一定数以上集まった場合のみ、信用できるデータとしてその平均値を間接評価値としている。

4.2.3 推薦者評価値の更新

間接評価値を用いることで、他のエンティティとの繋がりができるため、新しく推薦者としての評価値を付与することでコミュニティ全体の間接評価値の精度を向上していくことができる。このような評価値の更新契機としては、直接評価値のフィードバックが行われる際と、方式1による間接評価値が取得された際の2つがある。

直接評価値のフィードバックでは、あるエンティティに対して信頼できる場合は+1、信頼できない場合は-1が入力される。その情報に基づいて直接評価値が+1又は-1に相当する値だけ変化する。このとき、フィードバックが行われる前に間接評価値が取得されていた場合、この間接評価値の結果も評価されたと考えられる。フィードバックされる情報を表に示す。表中の t は直接評価値のパラメータ、 d は間接評価値のパラメータ、 r は推薦者評価値のパラメータ、そして $f(x)$ は後述する評価関数を表す。ここで方式2による間接評価値では、直接評価値を返却してきた全てのエンティティについて推薦者評価値を更新する。

TABLE II. フィードバックの対応

フィードバック値	+1	-1
直接評価値	$t=t+1$	$t=t-1$
間接評価値	$f(d)>0.5 \rightarrow r=r+1$ $f(d)<0.5 \rightarrow r=r-1$	$f(d)>0.5 \rightarrow r=r-1$ $f(d)<0.5 \rightarrow r=r+1$

このように、自分が正の評価を与えたエンティティに対して、同じように正の評価を与えていたエンティティは自分と嗜好が近いと考えられるため推薦者としての評価値が高くなり、逆に自分と逆の評価を与えたエンティティに対しては推薦者としての評価値を低くしている。

方式1により間接評価値を取得した場合では、 $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D$ のように推薦者を多重に経由して間接評価値を取得する場合がある。このとき、Aは直接Cに対して評価値は持っていないが、Bを経由することでAからBに対する評価値とBからCに対する評価値の積が見かけ上のAからCに対する評価値と考えることができる。そのため方式1により間接評価値を取得した際に、多重にエンティティを経由した間接評価値が取得された場合は途中経路のエンティティに対して見かけ上の評価値を実際的评价値として付与することで、以降の処理を単純化することができる。

4.3 評価値の算出方法

直接評価値や間接評価値は、様々な観点から導出される。そこでCOMNetでは直接評価値や間接評価値で扱う評価値を全て0から1までの実数に正規化している。0が最悪の評価を表し、1が最高、平均値や初期値は0.5となっている。

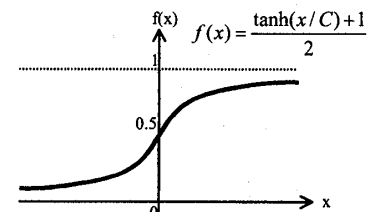


図3 評価関数

このように評価値を正規化するため、 $x=0$ の時に $f(x)=0.5$ 、 $x \rightarrow \infty$ の時に $f(x)=1$ 、 $x \rightarrow -\infty$ の時に $f(x)=0$ となるような関数 $f(x)$ を利用している (図3)。 x が0に近い場合は、 $f(x)$ は大きく変化するが、 x が十分大きい、又は小さい場合は $f(x)$ の変化は小さい。実際の世の中を考えた場合に、十分信頼を得ている人が良い行いをしても、それは評判通りであり、またたまに悪いことをしても完全に信頼を落とすまでにはいかない。逆に信頼されていない人はたまに良い行いをしても逆に不審がられるし、悪い行いをしても評判が悪いままで大した変化はない。

さらに、これらの評価値は時間の経過によっても変化をしている。 $x>0$ の場合は時間の経過とともに x の値は減少し、 $x<0$ の場合は時間の経過とともに x は増加する。つまり x は時間の経過に従って0に近づくため、 $f(x)$ が0.5に近づいていく。一般的に、情報は新しいほど重要な場合が多く、信頼度についても同様であると考えられる。そのため時間により評価値を変化させることで過去に与えられた信頼度の重要度を下げ、新しい情報を重要視するような仕組みとなっている。

5. 考察

5.1 トラストの利用例

提案したアルゴリズムでは、アプリケーション特有の情報エンティティの属性の評価値として設定することで、

簡単にトラストを用いた評価の仕組みを組み込むことが可能となる。オークションを例にすると、単にエンティティに対して良い/悪いという評価だけではなく、「価格」が高い/低い、「配送」が早い/遅いなど、属性ごとの評価を行うことができる。また社内のナレッジ共有を例にすると、単に知識を持つ/持たないという情報だけではなく、どの程度専門的な知識を持っているのかをトラストの高さとして判断することができる。また「人脈」の豊富さを推薦者トラストの高さで判断することも可能となる。

5.2 適用領域

直接評価値の仕組みでは、いわば履歴情報を用いて相手を判断するためどうしてもサンプル情報が少なく精度が低くなってしまふ。また初めて通信する相手を評価することができないため、信頼できるかどうかかわからない相手ともコミュニケーションせざるを得ない。そこで本稿で提案している2つの間接評価値の手法を用いることで、コミュニティ内の他のエンティティの評価を利用することが可能となる。さらに間接評価値では信頼できるエンティティを判断することができるため、コミュニティ内でも特に信頼できるエンティティの集団を、いわば仲良しグループのように形成することができる。

方式1による間接評価値では、信用できるエンティティが少ないと得られる情報が少なく、初期段階では直接評価値のみの場合と比べてそれほど有効ではない。このようなコミュニティ内の情報をあまり持っていない場合は、方式2による間接評価値が有効である。方式2では多数のエンティティの情報を利用できるため、マクロ的な視点からの評価を得ることができる。

このように、直接評価値や間接評価値は有効に使える時期が異なると考えられる。つまりコミュニティ内の情報をあまり持っていない初期段階では方式2が一般的な評判を判断するために有効である。またある程度活動を行うと、自分と近い嗜好を持つエンティティは推薦者としての評価値が高くなっていく。この場合は一般的な結果しか得られない方式2よりも、方式1の方が高い精度の情報を取得することができる。またコミュニティ内での活動を通して、何度も通信を行うなど直接評価値の高いエンティティが得られる。他エンティティの評判よりも、実際の自分の経験の方がより正確であるため、高い直接評価値を蓄積できたエンティティについてはわざわざ間接評価値を利用しなくても判断ができるようになる。図4はこの関係を表している。

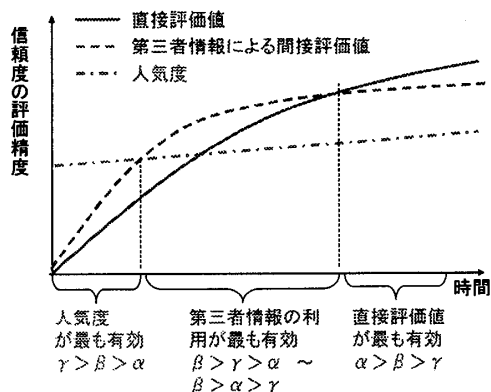


図4 間接評価値の適用範囲

最終的なエンティティのトラストは以下の式のような加重平均を用いている。Tが直接評価値、Dが方式1による間接評価値、Pが方式2による間接評価値を表している。

$$\text{トラスト} = \alpha T + \beta D + \gamma P \quad (\alpha + \beta + \gamma = 1)$$

ここで、図中に示す時間の経過に従って重み変数 α 、 β 、 γ の値を変化させることでトラストの算出精度を高めることが可能となる。

5.3 悪意あるエンティティへの対応

また悪意ある複数のエンティティが協力していた場合を考えると、直接評価値は自分の判断だけであるため影響を受けない。また方式1では、基本的には自分が信頼できるエンティティからの評価のみを信用するため、仲間内でいくら高い評価を与えていようともその結果に左右されることはない。しかし方式2では、どのエンティティの情報も平等に扱うためだまされる可能性が高い。そこで方式2では平均値だけを参照するのではなく、情報提供エンティティの総数も考慮する必要がある。つまり少ないエンティティからしか情報が得られなかった場合は、その人気の信用度が低いと考えられる。

さらに提案システムでは評価値を全て0から1の実数へ変換して扱っている。そのため悪意あるエンティティ同士が協力して高い評価をつけても、評価値は最大でも1にしかならない。これは不正な行為の影響を低く抑える効果がある。

6. まとめ

本稿では、知的な場 COMNet のトラスト機能の実装アルゴリズムについて提案した。トラストの計測方法を正規化して扱うことで、属性の異なる評価値を共通に扱うことを可能とし、また他のエンティティの情報を利用した手法として、第三者の情報を利用した間接評価値とコミュニティ内の多数のエンティティが持つ人気度を利用したアルゴリズムを提案している。

今後の予定として、提案手法の有効性や適切な重み変数について実験を通して明確にしていく。またコミュニティの規模が大きくなると、P2Pの仕組みではレスポンスの低下や処理負荷の増大が想定されるため、提案アルゴリズムの特性についてシミュレーションを行いたい。

文献

- [1] 星合隆成, ブローカレスモデルと SIONet, 電気通信協会, 東京, 2003
- [2] <http://www.geocities.co.jp/SiliconValley/8143/>
- [3] Takashige Hoshiai, et al., PREFERENCE: network architecture for constructing an order-taking society, <http://www.onlab.ntt.co.jp/en/ni/preference/index.html>
- [4] <http://www.ebay.com>
- [5] Alfarez Abdul-Rahman, Stephen Halles, "A Distributed Trust Model", In proceedings of ACM New Security Paradigms Workshop '97, Cumbria, UK., September 1997
- [6] Alfarez Abdul-Rahman, Stephen Hailes, "Supporting Trust in Virtual Communities" In Proceedings of Hawaii International Conference on System Sciences 33, Maui, Hawaii, January 04-07, 2000
- [7] Rita Chen, et al., "Poblano A Distributed Trust Model for Peer-to-Peer Networks", <http://www.jxta.org/docs/trust.pdf>