繰り返し信頼ネットワーク生成によるグループワークの公平な相互評価法の提案

Fair and Accurate Assessment Method for Group Work by Mutual Evaluation by Iterative Trust Network Calculation

芝 夢乃

Yumeno Shiba

早稲田大学大学院 基幹理工学研究科 情報理工・情報通信専攻

Department of Computer Science and Communications Engineering, Waseda University, Tokyo 169-8555, Japan
y.shiba@isl.cs.waseda.ac.jp

菅原 俊治

Toshiharu Sugawara

(同 上)

sugawara@waseda.jp

keywords: mutual evaluation, group work, trust network, collusion, multi-agent simulation

Summary

We propose a fair and accurate peer assessment method for group work using a multi-agent trust network. Although group work is an effective educational method, accurately assessing individual students is not easy. Mutual evaluation is often used to assess group work because students can observe the contributions of other students. However, mutual evaluation presents some potential problems to discuss such as irresponsible evaluations and collusion. Our proposed method identifies and excludes such cheating and unfair ratings on the basis of trust networks that are often used to evaluate sellers in e-market places by using customers' ratings. We assume a group-work course in a semester in which students mutually evaluate other group members a few (three to five) times since too many chances for evaluation burden students. We introduce the iterative method for alternately generating trust networks and calculating cluster-trust values, which represent similarity of evaluations in a cluster network. Using a multi-agent simulation, we experimentally show that our method can find the irresponsible students and collusive groups and considerably improve accuracy of final marks with only a few chances for mutual evaluations. Thus, our method can provide useful information for assessments to instructors and reduce free-riders' incentives for cheating behaviors.

1. 序 論

グループワークは効果的な教育方法であり、大学や企業などで広く使われている。例えば、プログラミングの授業のグループワークでは、学生は複数のグループに分かれ、課題にメンバが協力して取り組む。その過程で学生は互いに知識を共有し [Ettington 02]、協調性を高め [McCorkle 99]、リーダーシップを養える [Brutus 10, Hall 12]。グループワークは実践型の授業に適するが、大人数のクラスでは教員が個々の学生の取り組みを把握することが難しい。その結果、教員はグループとしての成果のみを評価し、グループ内の全学生に同じ成績をつけやすい。

しかし学生の貢献度に応じた評価がなされると、課題に真面目に取り組む学生のモチベーションは低下する。グループ内の一部の学生だけが中心的に課題をこなし、やる気のない学生 (フリーライダー) は全く作業に参加しない場合がある [Hall 12]。フリーライダーは、教員が学生の行動を監視しきれない大人数のクラスで多く発生すると報告もある [North 00]。学生は同じグループ内の学生の取り組みを観察できるため、学生間の相互評価はこの

ような不公平性をなくす有効な手段の一つである。しかし、無責任な評価をつける学生や極端に甘い/厳しい評価をつける学生、結託する学生グループなどが存在するという相互評価固有の問題もある。

本研究では、学生の相互評価をもとに形成した信頼ネットワークを用いて、グループワークにおける公平な評価方法を提案する。信頼ネットワークとは、顧客の意見をもとに売り手を評価する e マーケットプレイス等でよく利用される技術である [Zhang 12]。その環境には多くの無責任な評価者や敵対する評価者が存在するため、評価者のコメントの信頼性を判断する目的で信頼ネットワークが用いられる [Jiang 13]。無責任な評価者の存在など類似した状況が存在するものの、これまで教育の評価に適用した研究はあまり存在しない。著者らはすでに [Shiba 14] において信頼ネットワークをグループワークに適用した単純な評価方法を提案し、その有効性を示した。しかし、評価の正確性が十分とは言えず、さらに学期内の毎回の授業 (約 15 回) で学生が相互評価するという非現実的な環境を想定していた。これは学生にとって大きな

負担となるが、相互評価の頻度を減らすと評価の正確性も下がるという課題があった。また、結託の問題も議論されていないかった。

本研究では主に以下の 2 点に取り組む。第一に、[Shiba 14] の手法に信頼ネットワークを繰り返し修正する手法を加え、より正確な評価を実現することを目指す。ここでは、評価の整合性に基づくクラスタ内の相互の信頼度を表す「クラスタ信頼度」の概念を用いる。クラスタ信頼度は Zeng らが [Zeng 14] において group-trust degree として定義しているが、提案手法では、クラスタ信頼度の計算と信頼ネットワークの修正を繰り返し、安定した信頼ネットワークを得るよう拡張した。それにより、正確な評価と偶然近い評価をつけた無責任な評価者をより正確に排除できる。第二に、結託グループへの対策として、学生がつけた相互評価から結託者を判別し、その評価を除外する方法を提案する。その結果、[Shiba 14] と比べて少ない相互評価回数でも最終評価の精度を向上できた。

本稿の構成は次の通りである。次章で教育分野のグループワークにおける評価と信頼ネットワークの関連研究を紹介する。3 章では、学生をエージェントとしてモデル化し、マルチエージェントシステム上のグループワークや相互評価の方法について述べる。4 章でクラスタ信頼度を信頼ネットワークに導入し、信頼ネットワークを繰り返し修正する方法を提案する。加えて、結託して高い評価をつけ合う学生を発見し、結託を防ぐ方法を提案する。5 章では、提案手法の有効性を示すためマルチエージェントシミュレーションによる実験を行い、成績評価の正確性と結託グループの発見率を調査・評価する。6 章で実際の授業における提案手法の実用性や今後の課題について考察し、7 章で本研究の結論を述べる。

2. 関 連 研 究

教育分野では相互評価は幅広く用いられ、その利点や欠点を調査した研究が多く存在する。[De Grez 12] では教員による評価と学生による相互評価の有効性を比較し、[Foley 13] は学生の相互評価への態度を調査しているが、ともに大半の学生が小さなグループでは匿名性を確保した上での相互評価を望むとしている。しかしグループワークにおける相互評価には解決すべき問題もある [Edgerton 02, Sadler 06, Topping 09]。例えば Sadler らと Topping は、相互評価を用いた授業では学生は責任を持ちやすいが、無責任な学生も少なからず存在すると言及している [Sadler 06, Topping 09]。無責任な学生として、ランダムな評価や単一の評価をつける者が挙げられている。一方で責任感のある学生でも甘い/厳しい評価 (ときには悪意のある評価 [Conway 93]) をつけることがある。相互評価の公平性を向上させるために、[Brutus 10] では学生がつけた評価をフィードバックする方法を提案したが、それ

でも無責任な学生が存在したと報告している。

相互評価の別の問題として結託が挙げられる。グループワークでは協力関係が生まれるために結託しやすく [Edgerton 02, Sutherland-Smith 13, Sutton 11]、多くの研究がこの問題に取り組んでいる。ここで結託とは、グループのメンバが互いの貢献度にかかわらず高い評価をつけ合う状況をさす。[Kennedy 05] では学生は評価をつける対象が友人であれば、その友人がほとんど貢献していなくても、友情のために高い評価をつける傾向があると述べている。Visram らは、個人の成果を記したポートフォリオは、学生のグループワークへの貢献を示す証拠となるため、結託や盗作を防ぐ効果的な手法だと主張している [Visram 03]。しかし、授業でこのようなポートフォリオが利用できるとは限らない。この他に様々な結託の議論がされている [Conway 93, Visram 03] が、本研究では相互評価の段階における結託に着目する。

相互評価や信頼ネットワークはネット社会でもよく使われる技術である [Yu 03, Zhang 12]。例えば、e マーケットプレイスでは顧客の評価をもとに売り手の評価を決定するが、そこには多くの無責任なあるいは偽の評価者も存在する。そこで、評価者のコメントの信頼性を判断するために信頼ネットワークが用いられる [Jiang 13, Zeng 14]。Zhang らは不正な評価の攻撃に対する様々な信頼モデルのロバスト性を調査し、ロバスト性を高めるためのメカニズムを提案した [Zhang 12]。Jiang らは進化モデルに基づく信頼モデルを提案し、買い手 (利用者) が信頼できるアドバイザの発見手法を示した [Jiang 13]。加えて、提案モデルがその時点における他の信頼ネットワークモデルより不正な評価に耐性があることを示した。Zeng らは、1 対 1 の信頼度と多対 1 の信頼度を組み合わせたハイブリッド法を導入し、信頼ネットワークの正確性を向上させた [Zeng 14]。

本研究の目的は、信頼ネットワークをグループワークの相互評価に適用し、公平な評価を実現することである。著者らはすでに学生による相互評価に信頼モデルを適用した評価方法 [Shiba 14] を提案しているが、相互評価の機会が制限された環境では無責任な評価の発見が十分にできず、結託グループの発見もできなかった。また [Shiba 15] で、さらに精度を上げた手法を提案したが、結託の検出については十分な評価実験をしていない。本論文の既存研究に対する貢献は以下の通りである。まず [Shiba 14] の手法を拡張し、新たにクラスタ信頼度を導入することで最終評価の正確性を向上させ、学期内に相互評価の機会が 3~5 回でも十分に対応できるよう改善し、実用性の高い手法とした。また、[Shiba 15] では結託者への対策を取り入れた実験の結果を示していないが、本論文では結託者の判別精度や対策の効果に関する結果を示し、その詳細な議論を行った。

表 1 貢献度と 5 段階評価の対応表

5-point rating $R_c(\gamma_i)$	Values of γ_i
5	100 – 81
4	80 – 61
3	60 – 41
2	40 – 21
1	20 – 1

3. 準備

3.1 エージェントとグループワークのモデル化

グループワークに参加する学生をエージェントとし、その集合を $A = \{1, \dots, n\}$ とする。学期内に授業は L 週あり、学生は毎週グループワークに参加する。1 グループの定員は g_m 人であり、各授業には $\lfloor |A|/g_m \rfloor$ 個のグループが存在する。グループは初回の授業で編成され、学期の途中で数回組み替える(再編成)。エージェント i が k 週目の授業で所属するグループを G_i^k と表す。したがって、エージェント i と j が k 週目で同じグループに属した場合は $G_i^k = G_j^k$ となる。また、 $G_{-i}^k = \{a \in A | a \neq i, G_a^k = G_i^k\}$ と定義する。グループの組み替え頻度に対応するグループ編成回数は正の整数 S_G で表す。エージェントは相互評価を S_G 回、そのグループでの最後の週に行う。例えば、 $L = 15$, $S_G = 5$ の場合、グループは 3 週間ごとに組み替えられ、エージェントは相互評価を 5 回行う。 $S_G = 1$ の場合、グループ編成は初めの一度のみで組み替えはなく、学期内の最後の週で相互評価を 1 回だけ行う。

エージェント $i \in A$ は 1~100 の整数値のパラメータ α_i と γ_i を持つ。 α_i は i の課題に対する能力、 γ_i は i のグループワークへの貢献度に対応し、真面目な学生からフリーライダーまでの幅広い範囲を表現する。教員は学生の能力に応じた評価をつけるべきだが、通常は能力を知ることではできない。しかし、一般的に高い能力を持つ学生ほどグループワークに積極的に貢献する傾向があるため、最終評価は貢献度 γ_i をもとに決定されるべきである。この考えから、簡略化のために $\alpha_i \approx \gamma_i$ と仮定する。実際の学生はこのように単純ではないが、本研究の目的は学生の貢献度に応じた評価を実現するために不公平な評価を除外することであり、学生の複雑なモデル化は今後の課題とする。また本研究では、貢献度は同じグループ内の他のメンバから観測できるものとする。

3.2 学生間の相互評価

本研究では簡単な評価方法として 5 段階評価を用いた。理想では、学生はグループワークへの貢献度に比例して評価されるべきである。そこで本研究で定めた貢献度の値と 5 段階評価値 R_c の正しい対応表を表 1 に示す。エージェントは同じグループ内の他のメンバを評価し、教員にその評価を提出する。ここで、エージェントは自己評価をせず、自分がつけた評価結果は他人に知られない。

相互評価への態度の観点から、学生を「真面目な評価者」と「不真面目な評価者」に分ける。真面目な評価者はグループワークへの貢献度を考えてメンバを慎重に評価する一方、不真面目な評価者はそのような考慮をせず、例えば、ランダムな評価や全員に均一の評価をつける学生が挙げられる [Sadler 06]。

真面目なエージェントも表 1 に一致した正確な評価をすることは難しいため、ここでは相対評価の考えを導入する。学生は最も貢献したメンバに最高評価(ここでは 5)をつけ、他のメンバにはその貢献度と比較した相対評価をつけるよう事前に教員から指示される。それでもなお、正しい評価は難しい。そこで、不確定要素(評価のずれ)として正規分布 $N(0, \sigma^2)$ にしたがるパラメータ $\delta_{i,j}^k$ を導入する。以上を踏まえ、真面目なエージェント i が k 週目に $j \in G_{-i}^k$ につける評価を以下のように定義する。まず、グループ G_i^k の中で最も貢献したと思うエージェント $j_0 (= \arg \max_{j \in G_i^k} (\gamma_j + \delta_{i,j}^k))$ に、最高評価の 5 を与える。その他の G_{-i}^k のエージェント j には、 j_0 との相対評価として $5 - (R_c(\gamma_{j_0} + \delta_{i,j_0}^k) - R_c(\gamma_j + \delta_{i,j}^k))$ を与える。不真面目な評価として異なる評価傾向の 4 タイプ「ランダムな評価」、「全員均一の評価」、「極端に甘い/厳しい評価」を導入するが、詳しくは 5 章で述べる。

さらに、グループ内の結託を導入する。ここではグループ内のメンバ数人もしくは全員が結託を行う。結託に参加する学生は結託相手のメンバにのみ意図的に高い評価(本研究の場合 4~5 点)をつけ、その他のメンバには前述の相互評価への態度に従って評価をする。[Kennedy 05] より、真面目な評価者も友人には善意で高い評価をつける場合があるため、結託するか否かと相互評価への態度に関係はないとする。また、エージェントの相互評価への態度は一貫して変わらないが、結託するか否かはその時の所属グループによって変わる。したがって、1 週目のグループで結託をしなくても k 週目のグループでは結託することもありうる。

3.3 従来の評価法

通常は教員が全てのグループ内の各学生の評価に正しく差をつけることは難しく、グループの成果のみに基づきそのメンバに同じ評価をすることが多い。ここではこれを従来評価法と呼ぶ。従来評価法でのエージェント i の最終評価 c_i は以下の式で表される。

$$c_i = \text{round} \left(\sum_{1 \leq k \leq L} o(G_i^k) / S_G \right) \quad \text{for } \forall i \in G^k. \quad (1)$$

ここで、 round は四捨五入の関数、 $o(G_i^k)$ は k 週目のグループの成果の評価を表す。 $o(G_i^k)$ は教員によって正しくつけられる 1 から 5 までの値とするが、評価のない週は便宜上 $o(G_i^k) = 0$ とする。式 (1) の平均値を提案手法に対するベンチマークとして使う。

図1 初期の信頼ネットワーク形成の流れ

4. 提案手法

4.1 初期の信頼ネットワーク

信頼ネットワークとは、エージェント同士の信頼性(本研究では相互評価の類似性に相当する)を表すグラフであり、エージェントを表すノードとノード間の距離を表すエッジで構成される。信頼ネットワークの形成プロセスは [Shiba 14] にあるため、ここでは簡潔に述べる。まず、ノードの集合 A と空集合のエッジ $E = \emptyset$ のネットワーク $N = (A, E)$ から開始する。 k 週目の相互評価の後、同じグループに属したエージェント i_1 と i_2 ($G_{i_1}^k = G_{i_2}^k$) の間のエッジ l_{i_1, i_2} を E に追加する。このとき k 週目の l_{i_1, i_2} のユークリッド距離を以下のように定義する。

$$d_k(l_{i_1, i_2}) = \frac{\sqrt{\sum_{j \in G_{i_1}^k \setminus \{i_1, i_2\}} (e_{i_1 \rightarrow j}^k - e_{i_2 \rightarrow j}^k)^2}}{|G_{i_1}^k \setminus \{i_1, i_2\}|}. \quad (2)$$

ここで、 $e_{i \rightarrow j}^k$ は k 週目におけるエージェント i から j への評価である。エッジの距離は、任意の2人のエージェントが共通の相手につけた評価が一致しているほど小さい。学期の最後にエージェント i_1, i_2 間のエッジ l_{i_1, i_2} の平均距離を以下の式により算出する。

$$D(l_{i_1, i_2}) = \frac{\sum_{1 \leq k \leq L} M_k(i_1, i_2) \cdot d_k(l_{i_1, i_2})}{\sum_{1 \leq k \leq L} M_k(i_1, i_2)}. \quad (3)$$

なお、エージェント i_1, i_2 が L 週目までに一度も同じグループに属さなかった場合は $D(l_{i_1, i_2})$ を定義しない。ここで、 $M_k(i_1, i_2)$ はメンバ関数であり、 k 週目にエージェント i_1 と i_2 が同じグループであれば1、そうでなければ0の値を取る。

次に平均距離が以下のように決めた閾値 T_s 以上のエッジを切る。まず初期値を $T_s = T_0$ とする(以下の実験では $T_0 = 1.0$)。 E の平均距離が T_s 以上のエッジを除くと、残りのエッジの集合 E' は次のようになる。

$$E' = \{l \in E | D(l) < T_s\}. \quad (4)$$

この E' をもとに、信頼ネットワークをエッジで結ばれたクラスタ(部分集合)に分け、これを $N_1, N_2, \dots$ とし、各クラスタは $N_j = (A_j, E_j)$ と表す。ここで、次の条件を満たす A_j が存在するかを調べる。

$$\exists i_1, i_2 \in A_j \text{ s.t. } l_{i_1, i_2} \in E' \wedge D(l_{i_1, i_2}) \geq T_s. \quad (5)$$

もし存在した場合、 T_s の値を $T_s \leftarrow \max\{D(l) | l \in E'\}$ と更新し、式(4)により E' を再定義する。条件(5)を満た

すエージェントのペアが存在しなくなるまで閾値の更新を繰り返す。以上の流れを簡略化したネットワーク図を用いて図1に示す。丸はエージェント、実線はエッジ(除外されたエッジは点線)を表し、灰色に囲まれた部分はクラスタを表す。左端はエッジを除く前の初期のネットワークである。右に進むにつれエッジの除外と閾値の更新が繰り返され、クラスタの構成が変化している。右端の図のように、距離が T_s 以上の点線のエッジで結ばれたエージェント同士が同じクラスタ内に存在しない状態が最終状態となる。

その後、ノード数の降順でソートされたクラスタを $N_i = (A_i, E_i)$ ($i = 1, 2, \dots$) で表す(つまり $|A_i| \geq |A_{i+1}|$)。ここで、次の条件を満たす最小の整数 m_s を調べる^{*1}。

$$\sum_{1 \leq i \leq m_s} |A_i| > |A|/2.$$

選ばれた過半数のエージェント集合を $Q = \cup_{1 \leq i \leq m_s} A_i$ と表す。真面目な学生が半数以上という仮定から、これは評価のばらつきが少ないクラスタ(つまり真面目な評価者のクラスタ)を形成すると考えられる。

学生の各授業における評価は、相互評価とグループの成果から総合的に決定される。ここで、第 k 週目に学生が相互評価する機会があれば1、無ければ0となる評価タイミング関数 $P(k)$ を定義する。これを用いてエージェント i の k_0 週目までの評価 $u_i(k_0)$ を次のように定義する。

$$s_i^k = \sum_{j \in \tilde{G}_{-i}^k} e_{j \rightarrow i}^k / |\tilde{G}_{-i}^k| \quad (6)$$

$$u_i(k_0) = rd \left(\frac{\sum_{1 \leq k \leq k_0} P(k) \cdot f_e(s_i^k, o(G_i^k))}{\sum_{1 \leq k \leq k_0} P(k)} \right). \quad (7)$$

ここで、 $\tilde{G}_{-i}^k = G_{-i}^k \cap Q$ である。 $P(k) = 1$ でも $\tilde{G}_{-i}^k = \emptyset$ となる場合は、参考となる相互評価がないため、 k 週目の評価は無し($P(k) = 0$)とする。 f_e は1~5の値を取る教員の評価関数であり、相互評価 s_i^k とグループの成果に対する評価 $o(G_i^k)$ の重みづけは教員の方針で決定される。 s_i^k は評価関数に影響することから、正しい値を取る必要がある。しかし実際には無責任な評価や結託による悪影響を受けるため、本研究ではそのような評価を排除し、 s_i^k を正確な値に近づけることを目指す。

本節で述べた初期の信頼ネットワーク (Initial Trust Network, ITN) を用いて評価を決定する方法を、以降ではITN手法と呼ぶ。

4.2 クラスタ信頼度

4.1 節のエージェント集合 Q には、真面目な評価と偶然近い評価をつけた不真面目な評価者が含まれることが

*1 今回は [藤原 12, Sadler 06] の研究に基づき真面目な評価者が半数以上と仮定し、これから簡潔に閾値を $|A|/2$ としたが、必ずしもこの値である必要はない。今後は評価の正確性に与える影響も考慮した上で設定したい。

ある．これは相互評価の回数が少ないと起こりやすい．そこで，クラスタ信頼度の概念を導入し，このような紛れ込んだ不真面目な評価者の排除を試みる．

エージェント $i \in A$ が属するクラスタ N_m において， i が N_m 内の他のエージェントから信頼されている度合いを表す数値がクラスタ信頼度である． N_m における i のクラスタ信頼度は以下の式で求める．

$$g(i, N_m) = \frac{1}{\sum_{j \in A_m, i \neq j} g(j, N_m)} \sum_{j \in A_m, i \neq j} g(j, N_m) \cdot t_{ji}. \quad (8)$$

ここで， $N_m = (A_m, E_m)$ は 4.1 節においてエッジを切断した後の i が属するクラスタである． i が N_m 内でクラスタ信頼度の高い多くのエージェントとエッジで結ばれていれば， $g(i, N_m)$ の値は大きくなる．また，パラメータ t_{ji} はエージェント j から i への直接的な信頼度を表し，本研究では i, j 間の相互評価の類似度を正規化した値に相当する． i と j にエッジがない場合は $t_{ji} = 0$ とし，エッジがある場合は以下のように定義する．

$$t_{ji} = \begin{cases} 1 - D(l_{j,i})/2 & \text{if } (D(l_{j,i}) \leq 2), \\ 0 & \text{Otherwise.} \end{cases} \quad (9)$$

この定義から，エージェント間の距離が小さければ（評価の類似度が高ければ）直接的な信頼度は高くなる．また，エージェント i と j がつけた評価の差が平均 2 点以上だった場合は $t_{ji} = 0$ となる．これは，5 段階評価において 2 点の差は大きく，評価の類似度は低い（互いに信頼していない）と判断したためである．

4.3 クラスタ信頼度に基づく信頼ネットワークの再構成

信頼ネットワークを，クラスタ信頼度の低いエージェントの排除と，信頼度の高いエージェントの追加を繰り返して修正する．クラスタ信頼度の初期値は $g(i, N_m) = g_{init}$ ($0 \leq g_{init} \leq 1$) とする．それから式 (8) を用いて Q に属すエージェント i のクラスタ信頼度を計算する．そして $g(i, N_m) < T_{th}$ となるエージェントをクラスタから排除する^{*2}．具体的には全てのクラスタ N_m に対し，次の排除ステップを繰り返す．

- (1) $\forall i \in N_m$ に対し $g(i, N_m)$ を計算する．
- (2) $g(i, N_m) < T_{th}$ となるエージェントを探す．
- (3) もし存在した場合， $g(i, N_m)$ が最も低いエージェントを N_m から排除し，(1) に戻る．

排除ステップの流れを図 2 に示す．簡略化のため 1 つのクラスタのみに着目し，エッジは省略した．青のエージェントは計算の結果クラスタ信頼度が閾値より低かったエージェントであり，2 回の排除ステップで 2 エージェントが排除されたことを示す．

図 2 排除ステップによるクラスタ再構成の流れ

図 3 追加ステップによるクラスタ再構成の流れ

排除ステップでは，たまたま Q に含まれた不真面目なエージェントを排除できるが，真面目なエージェントも排除することがある．このようなエージェントを戻すためにクラスタを再構成する．前述の排除ステップで排除されたエージェント i と，そのエージェントが属していたクラスタ N_m の組 (i, N_m) の集合を Z とし， Z_h を空集合とする． $\forall (i, N_m) \in Z$ に対し，次の追加ステップを繰り返す．

- (1) エージェント i を一時的に N_m に追加する．
- (2) $g(i, N_m)$ を計算し，もし T_{th} 以上であれば (i, N_m) を Z_h に追加する．
- (3) i を N_m から取り除き，(1) に戻る．
- (4) 最後に， $\forall (i, N_m) \in Z_h$ の i を N_m に追加する．

その後， $Q = \cup_{1 \leq i \leq m_s} A_i$ を再定義する．信頼ネットワークが安定するまで排除ステップと追加ステップを繰り返す．

追加ステップの流れを図 3 に示す．一時的にクラスタに追加した際にクラスタ信頼度が閾値以上であったエージェント (Z_h に追加されたエージェント) を黄色で表し，閾値より低かったエージェントを青で表す．上記のステップの結果，図 3 右端のクラスタが構成される．

4.4 結託する学生への対策

信頼ネットワークの形成後，結託する学生（以降，結託者と呼ぶ）への対策を導入する．具体的には，高い評価をつけ合う学生の中から結託者を見つけ出し，結託者間の評価を除外する．一般に，グループワークに非協力的な学生や貢献度の低い学生は，不正を行わずに高い評価を得ることは難しく，結託するインセンティブが高いといえる．このような学生への対策として，結託によって不正につけられた高い評価（以降，結託評価と呼ぶ）を取り除くことを考える．

結託のインセンティブが高い可能性のある，貢献度が低めのエージェントの集合をやや多めに $S = \{i \in A | s_i(L) \leq 3\}$ とする．ここで， $s_i(L)$ はエージェント i が集合 Q のエージェントから得た貢献度の平均であり，以下の式で

^{*2} 今回は実験に基づいて T_{th} を最適な値に設定しているが，閾値の設定については今後の検討課題である．

求める．

$$s_i(L) = \frac{\sum_{1 \leq k \leq L} P(k) \cdot s_i^k}{\sum_{1 \leq k \leq L} P(k)}. \quad (10)$$

次に、高く評価し合ったエージェントのペアを探す．ここで、エージェント i が j につけた評価が相対的に高ければ 1、その他は 0 となる評価判別関数 $W(e_{i \rightarrow j})$ を定義する． k 週目の i から j への評価 $e_{i \rightarrow j}^k$ が以下の条件を満たす場合は高い評価であると判断し、 $W(e_{i \rightarrow j}^k) = 1$ とする．

$$\begin{aligned} rd(s_j(L)) + 1 \leq e_{i \rightarrow j}^k \leq 5 & \quad \text{if } (rd(s_j(L)) \leq 4), \\ e_{i \rightarrow j}^k &= 5 \quad \text{Otherwise.} \end{aligned} \quad (11)$$

この定義から、真面目な評価者がつけた評価の平均より 1 点以上高い評価もしくは最高点の 5 点をつけた場合に、高い評価をつけたとみなされる．高い評価をつけ合うペアのうち、少なくとも一方の貢献度が低ければ両者は結託したと疑う．したがって、 k 週目に i と結託した疑いのあるエージェントの集合 B_i^k は次のように表せる．

(1) $i \in S$ の場合

$$B_i^k = \{j \in G_{-i}^k | W(e_{i \rightarrow j}^k) = W(e_{j \rightarrow i}^k) = 1\}.$$

(2) $i \notin S$ の場合

$$B_i^k = \{j \in G_{-i}^k \cap S | W(e_{i \rightarrow j}^k) = W(e_{j \rightarrow i}^k) = 1\}.$$

最後に、式 (6) において $\tilde{G}_{-i}^k = G_{-i}^k \cap Q \cap \neg B_i^k$ と再定義し、 $u_i(L)$ を算出する．これにより、結託者および不真面目な評価者と判別された学生からの評価を除外した最終評価が得られる．

4.5 意図的なグループ編成方法

グループのメンバはランダムに決められることが多いが、ここではグループワークへの貢献度が高い学生と低い学生を意図的に同じグループとするグループ編成方法を提案する．これには主に 2 つの利点がある．第一に、不真面目な評価者の発見が容易になる可能性がある．貢献度の低い (非協力的な) 学生と貢献度の高い (協力的な) 学生が混ざるグループでは、真面目な評価者は幅広い評価をつけると考えられる．一方で、全員に均一の評価や甘い/厳しい評価をつける不真面目な評価者は、このようなグループでもメンバの評価にあまり差をつけない傾向がある．第二の利点は、グループとしての能力をほぼ均等化し、成果の差を縮められる．すなわちメンバの貢献度や能力の観点から、バランスの取れたグループを作ることができる．

具体的な方法は以下の通りである． $k_0 + 1$ 週目のグループの組み替えの際に、 k_0 週目までに得た相互評価の平均 $v_i(k_0)$ をもとに、クラスの全エージェントを貢献度ごとに分類する．ここで、 $v_i(k_0)$ は以下の式により算出する．

$$v_i(k_0) = \frac{\sum_{1 \leq k \leq k_0} P(k) \cdot v_i^k}{\sum_{1 \leq k \leq k_0} P(k)} \quad (12)$$

$$v_i^k = \sum_{j \in G_{-i}^k} e_{j \rightarrow i}^k / |G_{-i}^k|. \quad (13)$$

$v_i(k_0)$ が 4.5 ~ 5.0 のエージェントはカテゴリ 1、 $v_i(k_0)$ が 4.0 ~ 4.5 はカテゴリ 2、と相互評価の値を 0.5 刻みに 8 つのカテゴリに分ける．そして貢献度の高いカテゴリ 1 から順に、カテゴリ内のエージェントをランダムに 1 人ずつ選び、全グループに平等に振り分ける．これを全カテゴリについて繰り返しグループ分けを完了する．

5. 評価実験

5.1 実験設定

実験 1 では提案手法による評価の正確性の向上を調べるため、4.1 節で述べた ITN 手法 ([Shiba 14] の手法に相当)、3.3 節で述べた従来評価法、全ての学生を信用し、学生が提出した相互評価を全て最終評価に反映させる手法 (Mutual Evaluation Only, 以下 MEO 手法) とその結果を比較する．MEO 手法では式 (6) において $\tilde{G}_{-i}^k = G_{-i}^k$ とした上で $u_i(L)$ を算出する．また、学期内の限られた授業数で、真面目/不真面目な評価者の判別率を調べる．エージェントの数 ($|A|$) は 500^{*3} とし、特別に記述がなければグループはランダムに編成される．エージェントの能力 $\alpha_i (= \gamma_i)$ は 1 ~ 100 のランダムな値とする．学期内の授業数は $L = 16$ 、グループの大きさは $g_m = 5$ とする．グループ G の成果に対する教員の評価を

$$o(G) = R_c(\max_{i \in G} \gamma_i).$$

と定義する．これは、貢献度の高い学生は質の低い成果に満足せず、能力の高い学生の頑張りで成果が決まる部分が大きいという仮定に基づく．教員の方針による評価関数は $f_e(s_i^k, o(G_i^k)) = s_i^k \times o(G_i^k) / 5$ とし、またクラス信頼度の初期値は $g_{init} = 0.5$ とする．上記のグループ成果の評価と教員の評価関数は、全手法で共通である．

グループの編成は学期内で S_G 回行う．相互評価の頻度に関して「excessive 評価」「moderate 評価」の 2 つの表現を用いる．excessive 評価は学生が毎回の授業で相互評価するのに対し、moderate 評価はそのグループとしての最後の授業でのみ相互評価をする (相互評価の回数は S_G 回となる)．相互評価の機会が減ると最終評価の正確性が下がると考えられるが、学生の負担の面から excessive 評価より moderate 評価の方が現実的といえる．以下では、特に記述がない限り moderate 評価を用いる．

不真面目な評価として、前述の異なる傾向を持つ 4 タイプを導入する．ランダムな評価と均一の評価をつけるタイプは、それぞれ学生の貢献度に関係なくランダムな評価、一定の評価をつけるものとする．極端に甘い評価をつけるタイプと極端に厳しい評価をつけるタイプは、各学生の貢献度に応じて 4 ~ 5 点、1 ~ 2 点をつけるものとする．全体に占める不真面目なエージェントの割合 (Ratio of Irresponsible Agents, 以下 RIA) は 0% ~ 45% とし、真

*3 不正が発生しやすい大きなクラスを想定した．なお、 $|A| = 150$ とし実験もしたが大きな差はなかった．

 図4 各評価方法における真の評価との差 ($S_G = 5$)

 図5 S_G および相互評価の頻度を変化させたときの真の評価との差

面目なエージェントの数よりは少ないと仮定 (かつ希望) する。また、不真面目なエージェントの4タイプはそれぞれ等しい割合で存在する。学生の貢献度と評価への態度 (真面目/不真面目) に相関関係はないものとする。真面目なエージェントは正しく評価しようとするが、常に正しい評価ができるとは限らないため、3.2節で導入した評価の誤差 δ の分散を $\sigma^2 = 3^2$ と設定する。

実験2ではグループ内の結託を導入する。いくつかのグループにおいて、比較的能力の低い2~5人のメンバーが結託し、結託者同士は互いに4~5点の高い評価をつけ合うものとする。4.4節で提案した結託者への対策の有効性を示すため、提案手法を取り入れた場合と取り入れない場合の結果を比較する。また、結託者の判別率と利得を調べる。実験2では $S_G = 5$, $RIA = 30\%$ とし、意図的なグループ編成を行う。授業における結託者の割合 (Ratio of Collusive Agents, 以下 RCA) を $0\% \sim 30\%$ とするが、3.2節で述べたようにグループごとに結託者となる学生も変わる。その他の条件は実験1と同じである。

全ての実験は、パラメータを固定した1つの実験環境に対し100回行う。以降で示すグラフの各プロットの値は100回の試行結果の平均値である。

5.2 実験1——不真面目な評価者への対策

§1 提案手法の有効性

貢献度に正確に対応した最終評価と、moderate 評価を用いたときの最終評価の差の平均値 (以降、真の評価との差と呼ぶ) を図4に示す。真の評価との差は $\sum_{i \in A} |R_c(\gamma_i) - u_i(L)| / |A|$ で計算した。この値が小さいほど評価の正確性が高いことを意味する。従来評価法による評価は、フリーライダーが多くても個々の学生の貢献度を考慮しないため、最も悪い結果となった。MEO手法ではRIAの増加とともに真の評価との差が0.058から0.490へと線形的に増加した。これは不真面目なエージェントの評価が正確性へ影響したことによるが、その差は従来評価法よりはるかに小さい。ITN手法 [Shiba 14] では真の評価との差を0.058から0.333の間に抑えており、提案手法では常に最も正確な評価となっている。特にRIAが大きい (45%) のとき、ITN手法での差0.333を提案手法では約48%も減少させた (0.174)。これは提案手法が不真面目な評価者による評価を効果的に除外できたことを意味する。

グループ編成回数 S_G を変化させたときのITN手法と提案手法による真の評価との差を図5に示す。ここではRIAは45%に固定した。図より、ITN手法ではグループ編成回数 S_G と真の評価との差に負の相関関係がある。 S_G が大きいほど相互評価を比較する相手の数が増え、初期の信頼ネットワークのエッジ数は増える。その結果、真面目な評価者と偶然近い評価をつけた不真面目な評価者とがエッジで結ばれる可能性も高まる。ITN手法ではクラスタ信頼度によるネットワークの再構成を行わないため、このような不真面目な評価者の評価も取り込み、精度が低下したと考えられる。一方、提案手法では S_G と真の評価との差に正の相関関係がある。また、提案手法ではmoderate評価でもexcessive評価と同程度の正確な評価を実現できている。実際の授業では $S_G = 3 \sim 5$ 程度でmoderate評価とするのが現実的であるが、その場合にも提案手法はITN手法より有効である。

§2 意図的なグループ編成の有効性

グループの組み替え時にランダムなグループ編成および4.5節で述べた意図的なグループ編成を取り入れた場合の、真の評価との差を図6に示す。意図的なグループ編成により不真面目な評価者の発見が容易になり、評価の精度は約29%向上した。さらに、意図的なグループ編成はバランスの取れたグループが作れるなどの利点も指摘したい。

§3 真面目/不真面目なエージェントの判別率

学期内の最後の時点での、評価の (不) 真面目なエージェントの判別率を図7に示す。真面目なエージェントの判別率が高いほど真面目な評価を取り入れる割合が増え、不真面目なエージェントの判別率が高いほど不真面目な評価を除外する割合が増える。したがって、判別率の高さは評価の正確性の高さに対応する。なおRIAは45%に固定した。図より不真面目な評価者の判別率は約8割以

図 6 各グループ編成方法における真の評価との差 ($S_G = 5$)

図 8 結託者が存在するときの真の評価との差

図 7 S_G の値と真面目/不真面目なエージェントの判別率の関係

図 9 結託者の判別率と誤り率

上、真面目な評価者の判別率は約 9 割以上であり、提案手法の判別率は高い。しかし誤って不真面目と判断された真面目な評価者（以降、誤判断された真面目な評価者と呼ぶ）が少数存在する。この原因を調べるため、誤判断された真面目な評価者の相互評価を分析した。詳しい結果は省略するが、誤判断された真面目な評価者は、不確定要素（3.2 節参照）によるずれの影響で他の真面目な評価者より差のある評価をつけることが多かった。相互評価の難しさから、実際の授業でもこのようにずれた評価は存在するが、評価の正確性を追求する場合はこのような評価も排除せざるを得ないと考ええる。

5.3 実験 2——結託者への対策

§1 提案手法の有効性

グループ内の結託を導入した場合の真の評価との差を図 8 に示す。RCA の増加とともに真の評価との差も増加したが、これは結託評価が評価の正確性に悪影響を与えたためである。結託者への対策を取り入れた提案手法では差の平均が 0.132 であり、対策を取り入れない場合（平均 0.253）に比べ評価の精度は約 48% 向上している。提案手法（結託者既知）は、結託したエージェント集合 B_i^k を既知としたものであり、全ての結託評価が除外される。図より、提案手法では結託者が未知の場合は既知の場合（平均 0.114）より真の評価との差はやや大きい、RCA

が 20% 以下のときはほぼ同じである。この結果から、提案手法を用いれば結託者が未知の現実的な環境でも、結託評価の大部分を除外できたとと言える。

§2 結託者の判別率

提案手法での結託者の判別率と、結託していない真面目な評価者を誤って結託者と判別した確率（以降、誤り率と呼ぶ）を図 9 に示す。学生が結託するか否かは所属したグループによって変わるため、1～3 週目（ $S_G = 5$ の場合）における結託者の何割を判別できたかのように、グループが固定の一定期間ごとの判別率/誤り率を算出し、その平均を取った。

図 9 より結託者は平均 86% と高い割合で判別できている。RCA が小さいほど判別率が高いのは、提案手法で不真面目な評価者の大部分が排除され、相対的に真面目な評価者が増えたため、結託者による不正が発見しやすくなったためと考えられる。一方で、結託していない真面目な評価者の平均 17% が誤って結託者と判別されている。これは 4.4 節における結託者の判別条件を弱めに設定したことが原因と考える。評価の精度の観点からは、実際は結託者ではなくても結託者と判別し、疑わしい評価を多めに排除することはよい方法と考える。しかし、たまたま条件に当てはまった真面目な学生を結託者とみなすことは現実的には望ましくなく、誤り率を減らすことも重要である。このトレードオフについては今後の検討課

表 2 結託者の真の評価ごとの平均利得と判別率

真の評価	1	2	3	4	5
利得 (結託対策なし)	1.20	0.77	0.52	0.04	-0.03
利得 (提案手法)	0.60	0.41	0.24	0.00	-0.07
判別率 (%)	0.88	0.70	0.66	0.69	0.66

題である．

§3 結託者の利得

RCA = 30%のときの結託者の真の評価ごとの平均利得と判別率を表 2 に示す．ここで利得とは，結託によって得た成績評価の上昇値であり， $u_i(L) - R_c(\gamma_i)$ で求められる．この値が小さいほど評価の正確性が高いことを意味する．表 2 より，結託者への対策は不正な利得を減少させたことがわかる．特に真の評価が 3 以下の結託者については，利得が約半分にまで減少している．真の評価が 1 の結託者が最大の利得を得ているが，提案手法を用いたときの 0.60 という値は 5 段階評価においてそれほど大きくない．一方，判別率は 0.88 と高い．これらの結果を加味すると，結託者の利得は小さいが発見される確率は高いと言える．このことから，提案手法はフリーライダーが結託しようとするインセンティブを減らす効果があると言える．

6. 考察と今後の課題

5 章の実験結果から，グループワークにおける提案手法の効果について考察する．まず，クラスタ信頼度の計算と信頼ネットワークの修正を繰り返し，相互評価の機会が少なくとも不真面目な評価者や結託者による評価を除外できた．これは実際の授業では有益かつ重要なポイントである．なぜなら，学生への負担や時間的な制約を考慮すると，相互評価は学期内に 4～5 回程度が限界だからである．提案手法ではこのような現実的な条件で正確性の高い成績評価を実現できた．学生数を 150 人に減らしても実験したが，全て同様の結果が得られており，クラスの規模によらず提案手法は有効といえる．

一方で，最終評価は特定の指標のみで決定するのではなく，多様な観点から決定すべきと考えられる．例えば，無責任につけられた評価を排除することは重要だが，他と異なる意見や少数派の意見を無視することにも繋がる．このような状況を考慮し，本研究の提案手法のみで評価するのではなく，あくまで 1 つの指標として用いることを想定している．しかし，本手法は教員が多様な観点を考慮に入れて最終評価を決定する際に，有用な情報を提供すると確信している．

また，本手法はフリーライダーや不正な評価をすることへのインセンティブを低下させる効果も重要である．本手法では，不真面目な評価者や結託者は高確率で発見され，不正によって得られる利得は小さい．不正が発覚し

たらペナルティを与えるなどの対策を宣言すれば，このような学生はさらに減ると予想される．他方，誤り率を限りなく 0 に近づけることも重要な課題となる．

マーケットプレイスなどの様々な評判システムで信頼ネットワークや信頼モデルを用いた不正な評価の除外法が多く研究されている．本研究ではこれらの技術をグループワークにおける相互評価に適用した．しかし，応用が違いため異なる点も存在する．例えば，マーケットプレイスでは多くの顧客が売り手を評価する機会があるが，グループワークの場合は相互評価の機会が制限されている．また，評判システムでは評価の内容が公開されるが，グループワークの相互評価では他人の評価は見られない．さらに，学生が無責任な評価をつけたり結託したりするのは怠惰が主な理由と考えられるが，マーケットプレイスには競争者がいるため，不正な評価をつける者は複雑で計画的と考えられる．今後はこのような違いを考慮し，提案手法を改良したい．

7. 結 論

本稿では，グループワークにおける学生間の相互評価を用いた公平かつ正確な評価を目指し，無責任な評価をする学生や結託する学生に対処する評価方法を提案した．学生をエージェントとしてモデル化し，マルチエージェントシステム上のグループワークや 5 段階相互評価の方法について述べた．次に，相互評価を用いた公平な評価方法を提案した．提案手法では不真面目な評価者による評価を除外するために，学生がつけた評価をもとに信頼ネットワークを形成し，クラスタ信頼度の計算とネットワークの修正を繰り返した．また，結託者による評価を除外する方法も取り入れた．実験では提案手法を [Shiba 14] の手法や教員がグループの成果のみから評価を決める従来評価法と比較し，最終評価の正確性がどれだけ向上したかを調べた．その結果，提案手法は相互評価の機会が学期内に 4～5 回と少なくとも有効であり，不真面目な評価者や結託者も高確率で発見できた．

実際の授業では学生は常に柔軟かつ複雑であるため，教員は多様な観点から最終評価を決定すべきである．そこで提案手法による評価結果は，教員が評価をつける上での 1 つの参考になると考える．また，提案手法は評価の自動化が容易であるため，コンピュータ化された教育に適しているといえる．さらに提案手法では不真面目な評価者や結託者を発見できるため，学生が不正をしようとするインセンティブを低下させる効果も期待できる．

謝 辞

本研究は，JSPS 科研費 (25280087) の助成を受けたものです．

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Brutus 10] Brutus, S. and Donia, M. B. L.: Improving the effectiveness of students in groups with a centralized peer evaluation system, *Academy of Management Learning & Education*, Vol. 9, No. 4, pp. 652–662 (2010)
- [Conway 93] Conway, R., Kember, D., Sivan, A., and Wu, M.: Peer assessment of an individual's contribution to a group project, *Assessment & Evaluation in Higher Education*, Vol. 18, No. 1, pp. 45–56 (1993)
- [De Grez 12] De Grez, L., Valcke, M., and Roozen, I.: How effective are self- and peer assessment of oral presentation skills compared with teachers' assessments?, *Active Learning in Higher Education*, Vol. 13, No. 2, pp. 129–142 (2012)
- [Edgerton 02] Edgerton, E. and McKechnie, J.: Students' views of group-based work and the issue of peer assessment, *Psychology Learning & Teaching*, Vol. 2, No. 2, pp. 76–81 (2002)
- [Ettington 02] Ettington, D. R. and Camp, R. R.: Facilitating transfer of skills between group projects and work teams, *Journal of Management Education*, Vol. 26, No. 4, pp. 356–379 (2002)
- [Foley 13] Foley, S.: Student views of peer assessment at the Int. School of Lausanne, *Journal of Research in International Education*, Vol. 12, No. 3, pp. 201–213 (2013)
- [藤原 12] 藤原康宏, 大西 仁, 加藤 浩.: 多数の欠測値を含む相互評価データにおける評価者の評価特性補正方法, *日本教育工学会論文誌*, Vol. 31, No. 3, pp. 373–381, 日本教育工学会 (2007)
- [Hall 12] Hall, D. and Buzwell, S.: The problem of free-riding in group projects: Looking beyond social loafing as reason for non-contribution, *Active Learning in Higher Education* (2012)
- [Jiang 13] Jiang, S., Zhang, J., and Ong, Y.-S.: An evolutionary model for constructing robust trust networks, in *Proc. of the 2013 Int. Conf. on Autonomous Agents and Multi-agent Systems, AAMAS '13*, pp. 813–820, Richland, SC (2013)
- [Kennedy 05] Kennedy, G. J.: Peer-assessment in group projects: Is it worth it?, in *7th Australasian Computing Education Conf. (ACE 2005)*, Newcastle, NSW, Australia, January/February 2005, pp. 59–65 (2005)
- [McCorkle 99] McCorkle, D. E., Reardon, J., Alexander, J. F., Kling, N. D., Harris, R. C., and Iyer, R. V.: Undergraduate marketing students, group projects, and teamwork: The good, the bad, and the ugly?, *Journal of Marketing Education*, Vol. 21, No. 2, pp. 106–117 (1999)
- [North 00] North, A. C., Linley, P. A., and Hargreaves, D. J.: Social loafing in a co-operative classroom task, *Educational Psychology*, Vol. 20, No. 3, pp. 389–392 (2000)
- [Sadler 06] Sadler, P. M. and Good, E.: The impact of peer-grading on student learning, *Educational Assessment*, Vol. 11, No. 1, pp. 1–31 (2006)
- [Shiba 14] Shiba, Y. and Sugawara, T.: Fair assessment of group work by mutual evaluation based on trust network, in *Proc. of the 2014 IEEE Frontiers in Education Conf. (FIE)*, pp. 821–827 (2014)
- [Shiba 15] Shiba, Y. and Sugawara, T.: Fair assessment of group work by mutual evaluation with irresponsible and collusive students using trust networks, in *Proc. of the 18th Int. Conf. on Principles and Practice of Multi-Agent Systems (PRIMA-2015)*, LNAI Vol. 9387, pp. 528–537, Springer (2015)
- [Sutherland-Smith 13] Sutherland-Smith, W.: Crossing the line: collusion or collaboration in university group work?, *Australian Universities' Review*, Vol. 55, No. 1, pp. 51–58 (2013)
- [Sutton 11] Sutton, A. and Taylor, D.: Confusion about collusion: Working together and academic integrity, *Assessment & Evaluation in Higher Education*, Vol. 36, No. 7, pp. 831–841 (2011)
- [Topping 09] Topping, K. J.: Peer assessment, *Theory into Practice*, Vol. 48, No. 1, pp. 20–27 (2009)
- [Visram 03] Visram, Z. and Joy, M. S.: Group assessment for computer science projects, in *4th Annual Conf. of the LTSN Centre for Information and Computer Sciences*, pp. 49–53 (2003)
- [Yu 03] Yu, B. and Singh, M. P.: Detecting deception in reputation management, in *Proc. of the Second Int. Joint Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS '03*, pp. 73–80, New York, NY, USA (2003), ACM
- [Zeng 14] Zeng, J., Gao, M., Wen, J., and Hirokawa, S.: A hybrid trust degree model in social network for recommender system, in *Proc. of the 2014 IIAI 3rd Int. Conf. on Advanced Applied Informatics (IIAIAI)*, pp. 37–41 (2014)
- [Zhang 12] Zhang, L., Jiang, S., Zhang, J., and Ng, W.: Robustness of trust models and combinations for handling unfair ratings, *Trust Management VI*, Vol. 374 of *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, pp. 36–51, Springer (2012)

〔担当委員：松島 裕康〕

2016 年 1 月 15 日 受理

—— 著 者 紹 介 ——

芝 夢乃

2016 年早稲田大学大学院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻修士課程修了。同年より、三菱電機株式会社情報技術総合研究所に勤務。マルチエージェントシステムに関する研究に従事。

菅原 俊治 (正会員)

1982 年早稲田大学大学院理工学研究科数学専攻修士課程修了。同年、NTT 武蔵野電気通信研究所基礎研究部入所。1992～1993 年マサチューセッツ大学アマースト校客員研究員。現在、早稲田大学理工学術院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻教授。知識表現、学習、分散人工知能、マルチエージェントシステム、ネットワーク管理などの研究に従事。博士(工学)。情報処理学会、日本ソフトウェア科学会、電子情報通信学会、ISOC、IEEE、ACM、AAAI

各会員