

現代ポートフォリオ理論に基づく ビジネス SNS における人脈最適化

巢籠 悠輔¹ 大澤 昇平^{1,a)} 松尾 豊¹

受付日 2014年2月15日, 採録日 2014年11月10日

概要: 近年, ビジネスの現場において, ソーシャルネットワークサービス (SNS) を人脈構築に利用するケースが増加してきている. 特に, 人脈形成に特化した SNS はビジネス SNS と呼ばれる. ビジネス SNS 上での人脈の構築は, 新規顧客開拓や転職先の確保など, 何らかの効用を得ることを目的として行われるのが一般的である. ここでいう効用とは, 地位や収入などのステータスが高い人と知り合いであることによって, よい取引と一緒に参加する, 何か自分の身に不都合が生じた際に助けを求めることができたり, 転職などにおいて自分に有利な情報を得ることができたりするなどの経済的なメリットを得られることを指す. 人脈の持つ性質として, 人脈の維持に時間的な制約が存在することから, 1 人の人物が持てる人脈の量に限りがあることがあげられる. また, 人脈から獲得できる効用は必ずしも一定ではなく, 時間軸に沿って変動する. そのため, 人脈の構築は期待効用とリスクという 2 つの尺度に沿って行う必要がある. 本研究では, 期待効用とリスクの 2 つの尺度から人脈の最適化を行うことを目的とし, 金融工学の理論の 1 つである現代ポートフォリオ理論をビジネス SNS 上の人脈に適用する枠組みについて提案する. また, 本研究はビジネス SNS の 1 つである Wantedly のデータに対して実験を行い, クラスタ係数の大きな人脈ほど, リスクが高く最適ポートフォリオから乖離していることを示す.

キーワード: ポートフォリオ最適化, 期待効用, リスク, Wantedly

Connection Optimization in Professional Network Service based on Modern Portfolio Theory

YUSUKE SUGOMORI¹ SHOHEI OHSAWA^{1,a)} YUTAKA MATSUO¹

Received: February 15, 2014, Accepted: November 10, 2014

Abstract: A professional network service is a social network service (SNS) which enable users to construct their connections for business use. In professional network services, the users expect *utility* by making connection with other users who have a high rank. The utility is economic merit such as participating efficient deal, get assistance when causing inconvenience, and get information in turnover situation. However, the total amount of connection has a limitation because there is a time constraint: the most of business users would be busy, and thus their available time to keep connection with other users is highly limited. In computational finance, connection is one of social capital, and is dealt as financial good. Hence, constructing connection is equivalent to investment for social relationship, and thus a set of connections which a user has is a *portfolio*, a set of financial goods which a user has. This paper presents a framework applying modern portfolio theory to connection on SNS. Besides, we perform an experiment to Wantedly, and show that connections which have higher cluster coefficient have higher risk and differ from optimal portfolio.

Keywords: a portfolio optimization problem, expected utility, risk, Wantedly

1. はじめに

近年, ビジネスの現場において, ソーシャルネットワークサービス (SNS) を人脈構築に利用するケースが増加し

¹ 東京大学
The University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo 113–8656, Japan
^{a)} ohsawa@weblab.t.u-tokyo.ac.jp

てきている。たとえば、営業マンが Facebook *1 を活用して取引先との関係維持を行ったり、転職希望者が転職先の企業の雇用者と知り合いになったりケースがこれに該当する。特に、人脈形成に特化した SNS もあり、これらはビジネス SNS (professional network service) と呼ばれる*2。ビジネス SNS は、世界最大手の LinkedIn *3 に加え、我が国では大企業を対象にしたリクナビネクスト*4 や、ベンチャー企業を対象にした Wantedly *5 が有名である。

人脈の構築は、取引先との関係維持や転職先の確保など、何らかの効用 (utility) を得ることを目的として行われるのが一般的である。ここでいう効用とは、地位や収入などのステータスが高い人と知り合いであることによって、よい取引と一緒に参加する、何か自分の身に不都合が生じた際に助けを求めることができたり、転職などにおいて自分に有利な情報を得ることができたりするなどの経済的なメリットを得られることを指す。また、効用には正の効用だけでなく、負の効用も考える。たとえば、その人と知り合いであることによって、自分の信用が傷ついたり、行動が妨げられたりする場合がある。反社会的勢力との関係はその 1 つである。

人脈の持つ性質の 1 つとして、人脈の維持に時間的な制約が存在するために、1 人の人物が持てる人脈の量に限りがあることがあげられる [1]。したがって、SNS を効果的に人脈形成に利用することは、ある時間的な制約条件下で、効用を最大化するように友人関係を構築するような問題を解いていることにほかならない。この問題に対する最も単純な解法は、現時点において最も成功しているユーザー群とつながることであるが、この手法は必ずしも成功しない。なぜなら、今成功しているユーザーが、将来的に成功し続けるという保証はないからである。たとえば、そのユーザーが属している企業が一度不祥事を起こせば、そのユーザーから得られる効用は毀損する。

このように、人脈から獲得できる効用は必ずしも一定ではなく、時間軸に沿って変動する。そのため、人脈の構築は期待効用 (expectation utility) とリスク (risk) という 2 つの尺度に沿って行う必要がある。前者は、人脈から得られる効用の期待値である。後者は効用の変動の大きさである。すなわち、ある目的の期待効用を得るためのリスクを最小化する必要がある。そのためには、特定の企業に属する人物だけと付き合い続けるのではなく、幅広い企業の人物とつながるような戦略を取ることが重要である。Burt [2] は、転職のようなある目的下において行動する場

合には、1 つのコミュニティで友人を作るよりも、複数のコミュニティに友人を作る方が望ましいことを示し、このようなネットワーク上の人物の位置を構造的空隙 (structural hole) と定義している。すなわち、構造的空隙に位置する人物は、リスクが低いといえる。

株や不動産といった金融商品への投資に関する工学的問題を扱う金融工学においては、人脈は SNS 上のものに限らず社会関係資本 (social capital) [3] の 1 つとされており、金融商品として扱われる。このような枠組みにおいては、人脈の構築は社会関係への投資と等価であり、あるユーザーの持つ人脈は、その人物が保持している金融商品の集合、すなわちポートフォリオ (portfolio) [4] と見なすことができる。したがって、人脈に含まれるユーザーの効用を適切に評価することができれば、現代ポートフォリオ理論 (modern portfolio theory; MPT) [4] と呼ばれるポートフォリオを扱った一連の枠組みのうえで、人脈の最適化について議論することが可能になる。

そこで、本研究では、MPT を SNS 上の人脈に適用する枠組みについて提案する。特に、人脈の最適化には MPT の最も基本的な手法の 1 つであるマルコビッツモデル (Markowitz model) [4] を用いる。マルコビッツモデルは、一定以上の期待効用を得るために最もリスクの小さなポートフォリオを得るためのモデルである。

また、本研究は Wantedly のデータに対して実験を行い、クラスタ係数の大きな人脈ほど、リスクが高く最適ポートフォリオから乖離していることを示し、構造的空隙に位置しているユーザーがリスクを分散していることを示す。実際、構造的空隙は SNS のない時代に生み出された概念であるが、実際のビジネス SNS において構造的空隙が果たしてどの程度リスクの軽減に貢献しているか示すことは学術的な意義があると考えられる。

本研究の貢献は以下のとおりである。

- SNS 上の人脈から得られる効用の評価方法について議論し、SNS の分析に MPT の知見を導入する方法論を示した。
- SNS における実際上の人脈がマルコビッツモデルにおける最適解と乖離していることを実験的に明らかにし、構造的空隙に位置するユーザーほど MPT 下における最適な人脈を組んでいることを明らかにした。

以降の構成は次のとおりである。2 章では、本論文と関連する一連の研究について述べる。3 章では、現代ポートフォリオ理論の枠組みで SNS の分析を行う手法について述べる。4 章では、マルコビッツモデルを用いてフレンドリストを最適化する手法について提案する。5 章ではビジネス SNS の 1 つである Wantedly を対象にした実験的な結果について示す。6 章で考察を行い、最後に結論と今後の課題について述べる。

*1 <http://www.facebook.com/>

*2 <http://online.wsj.com/news/articles/SB118825239984310205> なお、本来、professional network service は職業ネットワークサービスと訳すべきであるが、本論文では国内での利用例が多いビジネス SNS という表現を採用した。

*3 <http://www.linkedin.com/>

*4 <http://next.rikunabi.com/>

*5 <http://www.wantedly.com/>

2. 関連研究

どのように人脈を構築すべきか、すなわち、どのユーザーと関係を構築すべきか、という問題はこれまで SNS 分析の分野で課題となっていた。初期の研究として、Vasuki [5] は近接性指標の 1 つである Katz を応用したユーザーの所属するコミュニティ構造を考慮し、ユーザー・ユーザー隣接行列およびユーザー・コミュニティ隣接行列を用いた推薦手法を提案している。本研究でもユーザーに対応するユーザーの所属を考慮に入れているが、ネットワーク構造だけでなく、所属の持つ株価の情報も考慮に入れ、リスクの評価を行っている点が異なる。また、Chen [6] は協調フィルタリングを用いて SNS の 1 つである Orkut^{*6}におけるユーザーへのコミュニティ推薦を行っている。Chen は類似ユーザーの推薦を目的とするものであり、ネットワークのリスクに着目した推薦手法はこれまで提案されていない。Liben-Nowell [7] は、ソーシャルネットワークにおけるユーザー同士の様々な近接性をリンク予測問題 (link prediction problem) に適用した場合の予測精度について広範な比較を行っている。リンク予測問題とは、現在のネットワークの形状から将来のネットワークの形状を予測する問題である。本研究では推薦手法に着目した分析を行っているが、リンク予測問題に用いられている指標や手法と推薦手法には共通する部分も多く、本研究結果をリンク予測問題に応用できると考えられる。

社会関係に関する研究は金融工学でも行われており、金融工学では社会関係を社会関係資本として、金融商品の 1 つとして扱っている。社会関係資本とは、ソーシャルネットワーク上での投資、あるいはそこから得られる利益のことを指し、個人間の関係やグループ間の関係などの分析が研究対象となっている。特に、Burt [8] は、ソーシャルネットワークの形状に着目した構造的空隙の研究を行っており、類似ユーザーに着目しない、密なネットワーク形成以外の分析手法を提案している。Burt は、密度が低いネットワークを構造的空隙と定めた上で、冗長性 (redundancy)、制約 (constraints)、階層性 (hierarchy) の指標を定義し、特定の産業や組織内のネットワーク分析を行っている。それぞれ、冗長性はネットワーク内に不必要なつながりがどれだけあるか、制約は構造的空隙を活用できる可能性がどれだけあるか、階層性は制約が特定のユーザーにどれだけ集中しているかを表す指標である。これらの指標は、いずれも構造的空隙を持つネットワークに対してさらに分析を行うために用いられているものであり、本研究の実験結果に応用できると考えられる。また、Kleinberg [9] や Goval [10] は、ゲーム理論を用いたシミュレーションにより、各プレイヤー、すなわちユーザーが構造的空隙となるような戦略を

とった場合のネットワークの形状について分析している。密なネットワークはネットワークのリスクが大きいと考えられるため、こうした構造的空隙に着目したネットワーク分析手法を本研究に組み合わせることも可能である。

3. ポートフォリオとしての人脈

本章では、まず、人脈の構築における制約条件の性質を考えることによって、人脈の構築が投資と見なせることを述べる。また、一般的な金融資産への投資におけるリスクとポートフォリオの考え方を、社会関係への投資に対応させることにより、人脈が社会関係のポートフォリオであることを述べる。さらに、ポートフォリオにおけるリスクの捉え方、およびマルコビッツモデルによるポートフォリオ最適化について言及し、ソーシャルネットワークのデータへの適用方法について述べる。その際、適用に必要となる人脈リスク、ユーザーの価値および投資可能範囲についての設定をそれぞれ行う。

3.1 人脈の構築と投資の関係

交友にさける時間は有限であるため、人間関係の構築には制約が存在する [1]。社会関係を結ぶことによって人は互いに付き合いを持つが、この付き合いを持つということは、自分の時間を相手に費やしていることにほかならない。一方、関係を持ちたくない相手とは時間を費やさないため疎遠になる。こうした社会関係の構築は、相手との関係によって自分に便益がもたらされるか否かに起因するため、誰と人間関係を構築するかは、制約下における効用の最大化問題ととらえることができる [11]。

社会関係を結ぶ相手によって、得られる効用は異なると考えられる。また、特定の人物から得られる便益は一定ではない。これは、時間の変化・社会情勢や経済の変化とともに、その人のステータスや周りを取り巻く環境も当然変化するからである。そのため、人脈の構築による効用は時間により変化すると考えられ、人脈の構築は社会関係への投資と考えることができる。

投資には一般的にリスクの概念が存在する。リスクとは、効用が経済事象の変化に対する不確実性を内包するものであることから、期待した効用を得ることができない可能性のことを指す。特に、複数の金融資産に投資する場合、互いに相関の高い資産に同時に投資をしてしまうと、特定の経済事象の変化において大きな損失を計上する可能性が高い。そのため、複数資産への投資では、リスクを軽減させるために互いに逆相関を取る資産へ投資を行うことが一般的な投資戦略である。また、こうした複数資産への投資をポートフォリオといい、効率的なポートフォリオを組み合わせることがリスク回避の方法として知られる。効率的なポートフォリオを組み合わせる方法は、金融工学の分野で研究が進んでいる。金融工学における金融資産のリスクとは、その金融資

*6 <http://www.orkut.com/>

産の分散のことを表す。

社会関係への投資にもリスクは存在する。たとえば、同じ会社の人とだけ、あるいは同じ学歴の人とだけ付き合うことは、互いに相関が高い人物への投資に相当するため、将来得られる効用が同時に毀損する可能性が高い。また、各個人が持つ人脈は複数の人に対する社会関係への投資であるので、人脈は社会関係のポートフォリオと考えることができる。社会関係を結ぶことによって得られる効用も時間や社会情勢の変化とともに変動するため、人脈の構築においても、効率的なポートフォリオを組むことが望ましい。

たとえば、図 1 のソーシャルネットワークを考える。ノード v_1, v_2 におけるエッジ数はそれぞれ 6 で共通であるが、 v_1 はすべて同じクラスタ内のノードにエッジが張られているため、自身が属するクラスタのリスクをすべて抱えることになり、効率的なポートフォリオを組めていない。一方、 v_2 はほかの 2 つのクラスタにもエッジが存在しているため、リスクの分散ができているといえる。すなわち、同じ会社の人のみで築かれた人脈は、それぞれのユーザの間で構成される局所的なネットワークの密度が高い分、社会情勢や経済の変化における互いのユーザの相関が高く、人脈のリスクが大きい。人脈のリスクについては、3.2.4 項で定式化を行う。

3.2 ポートフォリオの定式化

V を要素数 N の集合、 $E \subset V^2$ をエッジ集合、 L を企業集合、 $h: V \rightarrow L$ を各ユーザに所属企業を対応付ける写像としたとき、本研究で扱う SNS 上のソーシャルネットワークは $G \equiv (V, E, L, h)$ によって与えられる。また、 G に加えて、企業 $l \in L$ の株価 y_l を考える。 y_l は確率変数である。ユーザ $v \in V$ に対応する企業の s_v も同様に定義することができ、 $s_v \equiv y_{h(v)}$ である。すべてのユーザの株価を、 N 次元の多変量確率変数 s_v で表す。

3.2.1 ポートフォリオとしての人脈

本項では、あるユーザの持つ人脈をポートフォリオとして捉える方法について示す。金融工学におけるポートフォ

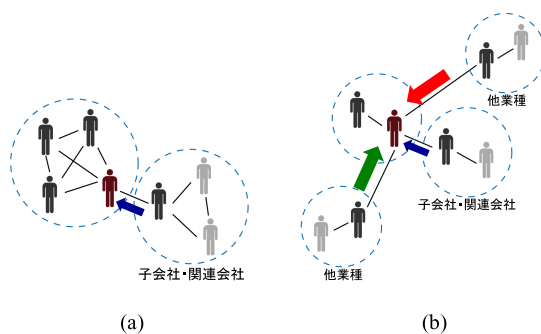


図 1 密度の異なった人脈を持つノードの例。同じ破線で囲まれたノードは、同じクラスタに属することを表す

Fig. 1 An instance of nodes which have different dense. Nodes fenced by same dashed line belong to same cluster.

リオとは、保有している金融商品のバッグであり、それぞれの金融商品の量に対応するベクトルを用いて数的に表現できる。本研究の文脈においては、ユーザを金融商品とみなし、ユーザ $v \in V$ が、他のユーザとのコミュニケーションにかかる時間の配分を N 次元の非負実ベクトル $x_v \in (\mathbb{R}^+)^N$ により表す。ただし、 \mathbb{R}^+ は非負の実数集合を表す。ただし、ユーザの持つ時間は有限であるから、すべてのユーザと長く関係維持を行うことはできない [1]。これは、ポートフォリオ理論において、金融商品を保有できる量にはその人の持つ資産に対応した上限があることと対応している。この制約を、 $\sum_{i=1}^N x_i = 1$ で表す。L1 ノルム $\|\cdot\|_1$ を用いれば、この制約はより簡潔に $\|x\|_1 = 1$ と書ける。この制約条件を満たす空間を S^{N-1} で表す*7。

3.2.2 ノードの価値

ノードが持つ価値、すなわち相手と関係を持つことによる自分における効用の評価方法は、本研究では、ノードの外形的な評価に依存すると考える。したがって、大企業や有名大学に所属する人ほど価値が大きいという仮定をおく。たとえば、人物 a が企業 A に属しており、人物 b が企業 B に属している場合、企業 A のほうが B よりも良い企業であれば、人物 a のほうが b に比べて高い価値を持っていると考える。一般に、どの企業が良い企業か、企業の価値を判断するのは難しく、多くの研究が行われているが、本研究では、最も簡便に、企業の価値がその株価となって現れているという仮定を置く。

また、企業に勤めてない人でも、所属する大学や出身地、年齢や性別など、その人に関する様々な属性がノードの持つ価値に影響すると考えられる。たとえば、所属する大学であれば、その大学からの就職率や様々な企業への就職確率を計算すれば、理論的には企業に勤めている人と同じような計算が可能である。その計算は煩雑になるため、本研究では、企業に勤めている人、特に上場企業のみをノード価値の計算の対象とする。

3.2.3 投資可能範囲

人間関係の構築において、まったく見ず知らずの相手と出会う機会が少ないことや、いきなり信頼関係を構築することの難しさに影響すると考えられる。そのため、投資対象となり得る資産には限りがあり、これが投資可能範囲として表される。社会関係の投資可能範囲においては、社会関係を結ぼうとした相手が必ずしも自分を承認してくれるとは限らないため、相手と出会う確率や相手と信頼関係を構築できる人物の集合を規定することが必要である。これを v の投資可能範囲と呼び、 $F_v \subset V$ により示す。投資可能範囲の規定方法にはいくつかある。

1 つは、属性に基づく規定方法である。たとえば、同郷であったり年齢が近かったりする場合は、そうでない場合

*7 これは $N - 1$ 次元の単体 (simplex) である。

に比べて信頼関係を構築できる可能性が高い。また、ホモフィリーと呼ばれる、属性が類似している人物同士は友人関係を築きやすいという報告もある。

もう1つは、関係に基づく規定方法である。たとえば、知人からの紹介がない場合、相手との社会関係構築が必ず失敗するという状況を仮定し、 G 上において最短パス長が $l \in \mathbb{N}$ 以内の人物とは、自由に交友ができるが、最短パス長 $l+1$ 以上の人物とはまったく交流ができないとする。

人脈の構築においては、しばしば紹介の方が有効に働く場合があるため、ここでは関係に基づく規定方法を採用する。2人のユーザ $v_1, v_2 \in V$ の間の G 上の最短パス長を $L_G(v_1, v_2)$ で書くとき、本研究における投資可能範囲は $F_v^l \equiv \{u \in V | u \neq v, L_G(v, u) \leq l\}$ で定義される*8。

S^{N-1} を、 F_v に含まれないユーザに対応する要素が0になるよう縮退した空間を v の可能ポートフォリオ空間 (possible portfolio space) と呼び、 P_v で表す。 P_v は $|F_v|-1$ 次元のベクトル空間である。

3.2.4 人脈の期待効用とリスク

株値ベクトル s に対して、平均ベクトル μ および分散共分散行列 Σ は、それぞれ $\mu \equiv \mathbb{E}[s], \Sigma \equiv \text{Var}[s] = \mathbb{E}[(s - \mu)(s - \mu)^T]$ で与えられる。ただし、 $E[\cdot]$ は期待値を、 $\text{Var}[\cdot]$ は分散を表す。このとき、ポートフォリオ x によって決定される人脈から得られる効用 $U(x)$ は、 $U(x) \equiv s^T x = \sum_{i=1}^N s_i x_i$ により与えられるとする。これは、各ユーザの株値の時間による重み付き和である。このとき、 $r(x) \equiv \mathbb{E}[U(x)] = \mu^T x$ を x の期待効用、 $R(x) \equiv \text{Var}[U(x)] = x^T \Sigma x$ を x のリスクと定義する。

4. 提案手法

本研究では、人脈リスクを最小化することを考える。単にリスクを最小にするためであれば、 $x = 0$ が最適解となるが、今回はかならず複数の人と友人になることを想定する。また、SNSを利用する人間にとってメリットがあるように、期待効用は必ず非負になるようにする。この条件は $r_v(x) \geq r_0$ で与えられる。この条件下において、最適ポートフォリオ x^* は次式で与えられる。

$$x^* \equiv \underset{x \in P_v}{\operatorname{argmin}} R(x) \quad \text{s.t.} \quad r(x) \geq r_0.$$

このように、期待効用を一定以上にし、リスクを最小にするモデルは、金融工学の分野ではマルコビッツモデル [4] として知られている。なお、 r_0 が十分大きい場合に、 $P_v \cap \{r(x) \geq r_0\} = \emptyset$ となり、解がなくなる。この場合には、 $x^* = 0$ とする。

この式の直感的な理解について図2を用いて述べる。図2は、 $N = 3$ のときのポートフォリオ最適化問題の例であり、 $V = \{a, b, c\}$ としている。いま、ユーザ c が他の

*8 ここではパラメータ l への依存性を強調するために、 l を右肩に乗せて表記している。

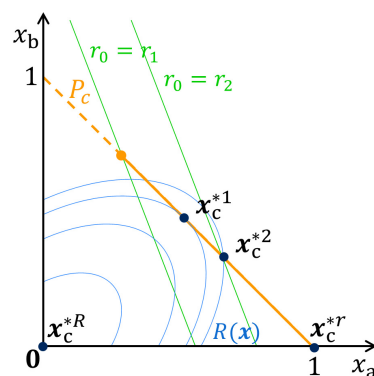


図2 $N = 3$ の場合のマルコビッツモデルによるポートフォリオ最適化問題。曲線は $R(x)$ の等高線である。 P_c のうち $r(x) \geq r_1$ の制約を満たさない領域を点線で示している。 図中 $r_1 < r_2$ としている

Fig. 2 A portfolio optimization problem under Markowitz model ($N = 3$). Curve lines are contour lines of $R(x)$. A dots line does not satisfy a constraint of $r(x) \geq r_1$. We assume $r_1 < r_2$.

ユーザ a, b と関係構築を行うことを想定する。このとき、 c のポートフォリオは、 P_c 上のベクトル $x = (x_a, x_b, 0)^T$ で表現される。なお、 P_c の制約により自分自身には投資できないため、 c に対応する3番目の要素は0になっている。さらに、 x_c は $r(x_c) \geq r_0$ の制約を満たさなければならない。 $r(x_c)$ は線形関数であるから、その境界は \mathbb{R}^2 上の超平面になる。 x_c^{*R}, x_c^{*r} はそれぞれ、 \mathbb{R}^2 上でのリスク最小解、 P_c 上での期待効用最大解である。本研究で与えられる解は、 $P_c \cap \{r(x) \geq r_0\}$ 上で $R(x)$ を最小にする解であり、図2中 x_c^{*1}, x_c^{*2} によって与えられる。 r_0 が十分に小さいとき ($r_0 = r_1$) の解 x_c^{*1} は、 P_c 上でのリスク最小解になる。また、 r_0 が十分に大きいとき ($r_0 = r_2$) の解 x_c^{*2} のリスクは x_c^{*1} よりも大きくなる。これは $r(x) \geq r_2$ の制約が強くなるためである。

ポートフォリオ最適化問題は、目標関数 $R(x)$ が x に関する二次式であることから、二次計画問題の一種である。本研究では、これを二次計画問題の数値解法の1つである、経路追跡法 (path-following method) [12] を用いて近似的に解く。

4.1 解の自由度の縮退

本研究におけるポートフォリオ最適化問題の解には、所属企業の重複に対応した自由度が生じる。すなわち、与えられた $v \in V$ に対して F_v 上の2つのユーザ a, b が同じ企業に属していた場合には、それに対する交友時間 x_a, x_b に関して、 $x_a + x_b$ が一定である限りは、 $R(x), r(x)$ の大きさはどちらも変わらない。これは、解の自由度が1より大きくなることを意味する。たとえば、同一の企業に属するユーザ a, b に対し、 a と100%交友しても、 b と100%交友しても、 a と b と半々の時間で交友しても、本研究の枠組

みにおいてはポートフォリオのリスクや期待効用は変化しない。この自由度を縮退させるため、本研究では、複数のユーザが同じ企業に属していた場合は、それぞれのユーザとの交友時間が同一になるよう按分する。

5. 実験

本章では、密なネットワークと人脈リスクの関連を示すための実験内容および結果について述べる。ネットワークの密度、人脈リスクそれぞれに対応した指標の間に相関関係が認められれば、両者に関連があることが示される。

5.1 データセット

本研究の実験に用いたデータは、ビジネス SNS の1つである Wantedly より提供を受けた。Wantedly 上の各ユーザはプロフィールを履歴書として用いることができるため、プロフィールに勤めている企業名を載せるのが一般的である。今回の実験に用いたデータは、ノード数 260、エッジ数 2,443、企業数 49 である。ただし、ノードはサイト上のユーザ、ラベルは各ノードが属する企業名を表し、エッジは各々のノードのつながりを表す。今回は所属企業として (Yahoo!ファイナンスから株価が取得可能な) 上場企業を登録しているユーザのみを対象とした。

本研究は求職・転職活動への応用が期待できるので、ソーシャルリクルーティングサイトのデータを用いることは、実験データとして最適だと考えられる。

また、ネットワークのポートフォリオを求めるのに必要な株価データについては、3年分の日足の終値を Yahoo!ファイナンス*9より取得し、利用した。期待効用ベクトル、分散共分散行列に関しては、時間を日付により離散化し、次式により推定を行う。

$$\mu \approx \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T s_t, \quad \Sigma \approx \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (s_t - \mu)(s_t - \mu)^T.$$

この式において、 $T = 365[\text{day/year}] \times 3[\text{year}]$ とした。

5.2 実験内容

ポートフォリオの最適化において $r_0 = 0$ とした。これは、本研究がネットワークにおける効用ではなくリスクを着目する指標を利用しているためである。

5.2.1, 5.2.2 項で実験に用いる指標を定義した後、5.2.3 項でその指標を用いた分析手法について述べる。

5.2.1 クラスタ係数 C

3.1 節で、密度が高いネットワークは人脈リスクが大きいと考えることができると述べた。そこで、ネットワークの密度を表す指標であるクラスタ係数を考える。ノード v のクラスタ係数 C_v は以下の式で表される。

$$C_v \equiv \frac{2e_v}{m_v(m_v - 1)}.$$

ここで、 m_v はエゴネットワーク内のノード数を表し、 e_v はエゴネットワーク内に存在するエッジの数を表す。ただし、 m_v にエゴノード v は含まれない。すなわち、密度とは (エゴネットワーク内に実際に存在するエッジ数) / (エゴネットワークにおける最大エッジ数) で表される指標である。

5.2.2 最適ポートフォリオに対する誤差 ϵ

人脈は現状のポートフォリオと対応するが、これが最適ポートフォリオとどれだけ乖離しているかを測る指標として、誤差 ϵ_v を定義する。ノード v における誤差 ϵ_v の定義は以下である。

$$\epsilon_v \equiv \|x_v - x_v^*\|_2^2 = (x_v - x_v^*)^T (x_v - x_v^*).$$

$\|\cdot\|_2$ は L2 ノルムである。 ϵ_v の値が大きいほど、最適ポートフォリオから乖離しているといえる。

5.2.3 C と ϵ の相関分析

密なネットワークは非効率かつ人脈リスクが大きいと考えられるため、すべてのノード $v \in V$ におけるクラスタ係数 C_v および誤差 ϵ_v を求め、その結果に対し相関分析を行う。 C_v と ϵ_v に正の相関が認められるならば、密度の大きなネットワークほど、最適ポートフォリオから乖離していると考えられる。

5.3 実験結果

実験結果を図 3 に示す。図 3 における黒点が、横軸を C 、縦軸を ϵ として各ノードにおける値をそれぞれプロットしたものである。両者の相関関係を調べたところ、相関係数は有意水準 1% で 0.573 と、中程度の相関が認められた。これは、ネットワークの密度が高いほど、最適ポートフォリオとの誤差が大きいことを示している。

また、ポートフォリオを構築するユーザの候補を生成す

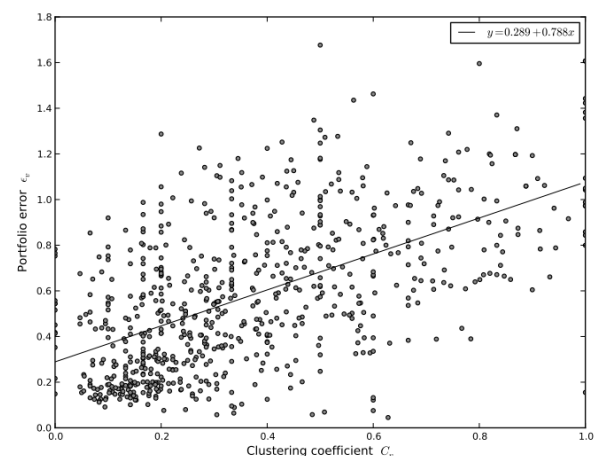


図 3 実験データにおけるクラスタ係数 C と誤差 ϵ の関係

Fig. 3 A relationship between cluster coefficient and portfolio error.

*9 <http://nance.yahoo.co.jp/>

るパス長が3, 4の場合に関しても同様に実験を行ったところ, それぞれ相関係数が0.638, 0.641と, 中程度の相関を確認できた。

最適ポートフォリオは, 互いに逆相関の資産を組み合わせることでリスクを最小化しているため, 友人の所属するすべての企業の株価が正の相関をとる場合には適切な推薦を行うことはできない。ただし, 一般的にすべての企業の株価が正の相関をとる可能性は低く, 友人数あるいはラベル数が2, 3などきわめて少数の場合に限られる。

実験結果から, 既存研究に多く見られる, ネットワークの近接性指標に着目した推薦手法では, 効率的な人脈が構築できない可能性があることが分かる。近接性指標に基づいた推薦手法は, ネットワーク上の距離が近い友人の推薦を行うので, 推薦の結果, 個々のノードが持つネットワークはより密になると考えられる。一方, 本研究では人脈の構築を投資と考えているが, MPTをソーシャルネットワークに応用すると, 密なネットワークは効率的なポートフォリオから乖離する傾向があることが分かる。これは, 密なネットワークはリスクが大きいことを表しており, 相関が高いノードどうしで形成されたネットワークは, 特定の経済事象の変化に対する脆弱性を含む可能性が高いことを表している。また, 本研究の実験結果は, 既存研究では見られなかった, 経済的な観点から見た推薦手法の有用性を示している。

Burt [4]は, 密なネットワークよりも, 構造的空隙を利用したネットワークの方が得られる便益が大きいことを示している。ここでいう便益とは, たとえば企業のマネージャ間や複数企業間で得られる情報量の多さであったり, 新興企業がベンチャーキャピタルから調達できる金額であったりする。本研究において, ノードやネットワークの効用やリスクを設定し, MPTを用いたことは, 構造的空隙を経済的な側面からとらえたものに相当する。これは, 金融工学の知見を取り入れた社会関係資本分析の可能性を示している。

6. 考察

本研究は, 人脈から得られる便益がユーザが持つ価値によりもたらされるという前提に従っている。Granovetter [10]やLin [11]は社会関係を結ぶ相手によって得られる便益が異なることを述べており, ユーザごとに異なる価値を設定し, ユーザの価値と人脈から得られる便益を対応付けることは, 十分に社会関係のモデル化ができていると考えられる。この前提のもとで, 提案手法で用いた仮定が適切かどうか検討するために必要な議論について順に述べていく。

6.1 ユーザの価値を株価と対応させることに関する議論

本研究では, ユーザの価値をユーザが属する企業の株価とすることによって, 社会関係を結ぶことによるリターン

を経済指標と対応させた。この社会関係と経済指標を関連付けについては, 社会関係資本の測定方法を提案する研究で行われており, たとえば, Kawachi [13]は, 格差の大きさを表すロビンフッドインデックス (Robin Hood Index) を用いて, 収入の格差から発生する貧困が社会関係資本の減少にどれだけ影響を与えるかについて測定している。Lin [11]は, 人が社会関係を結ぶのは相手の社会的信用や影響力が自分にとって有益であると期待するためであり, 社会関係資本はこうした期待をもとに社会関係への投資が行われることで発生すると述べているが, 社会的な信用や影響力は社会的な地位, すなわちユーザの外形的評価と結び付くため, 経済指標を用いた社会関係の定量的な評価が可能になるといえる。本研究の提案手法で用いた株価についても, Glaeser [14]が個人の社会関係資本を定量的に評価するために株価を含めた手法を提案し, 評価実験を通じて有用性を示していることから, 人脈から得られる便益を測るのに用いることは十分妥当だと考えられる。

本研究ではユーザの価値をそのまま株価と対応させているが, 社会関係資本の数式モデル化に株価以外にも機会費用が含まれており, 単純な金融資産ではなくプロジェクトとして社会関係の評価が行われている。マルコビッツモデルではなく, 資本資産価格モデル (capital asset pricing model; CAPM) [15]を応用すれば機会費用を考慮したポートフォリオの導出も可能であるので, CAPMを利用したソーシャルネットワーク分析もできると考えられるが, こちらについては今後の課題としたい。

6.2 株価を対応させることができないユーザに関する議論

今回の方法論自体は, 類似するビジネス SNSにも適用である。本節では, 一般的なビジネス SNSにおける適応可能性について考察するため, 株価を対応させることができないユーザをどう扱うかについて議論する。

ユーザの価値を株価と対応させることは, 本研究を応用した推薦システムを構築する場合に, 様々な制約を付与することを意味する。株価が一般に公開されているのは上場企業のみであるから, 推薦の対象も自ずと上場企業に勤めている人に限られてしまうが, そうした人は全人口の一部に過ぎない。実用的なシステムの構築のためには, 株価でユーザの価値を評価することができない人たちの扱いについて検討しなくてはならない。

企業に勤めている場合でも, その企業が上場していなければ株価データを用いることはできない。この場合, 企業の決算報告書や財務諸表を調べることによって, 上場企業の中から類似した企業を特定し, 株価を代用することが考えられる。あるいは, 類似企業の株の期待リターンやリスクのみを用いて, 確率過程の1つである伊藤過程 (Ito process) [16]により, 株価過程のシミュレーションを行い, 株価に代用することも可能である。

官僚や公務員については、企業との対応付けができず、株価を用いてユーザの価値を表すことはできないが、倒産や失業といったリスクがないことから、国債などの無リスク資産を用いて表すことが可能である。MPTでは無リスク資産を含めることもできるため、国債によりユーザの価値を表せば、本研究の提案手法のように、ソーシャルネットワーク分析にポートフォリオ理論を利用することができる。

弁護士や医者といった専門職に就いている人についても、株価を用いることはできない。専門職に就いている人と社会関係を結んでいる場合、訴訟や病気など自分が特定分野で問題を抱えたときに、その人脈を活かすことが考えられる。この時、人脈の価値は高まっているものの、あらかじめ社会関係を結んでおくことで少ない労力でその価値を利用することができており、これは、一定の値段で金融資産を売買する権利が行使できるオプションの性質と類似している。オプションを含めたポートフォリオ理論についても金融工学で研究が進められており、本研究に応用することが可能であると考えられる。

学生については、大学や大学院の場合、就職先の企業の割合から、各企業の株価の平均をとるなどして株価に代用することが考えられる。中学や高校でも、進学先から就職先までの割合を掛け合わせるにより、同様にしてユーザの価値の算定が可能である。また、学生に関しては、専門職の人と同様に将来においてその人脈の価値が高まるということが考えられるため、オプションと仮定することも可能である。オプションなどの金融資産に対応させる以外にも、学生と社会関係を結ぶことをプロジェクトへの投資と考え、将来得られると期待されるリターンの現在価値 (present value) [15] を算出することにより評価を行うことも可能である。ここで述べた将来の発展可能性については、ベンチャー企業にも同じ議論が当てはまる。

以上で述べたように、本研究では上場企業に属するユーザのみが提案手法の適用範囲であったが、それ以外のユーザについても、それぞれの特徴をとらえることによって、株やその他の金融資産の価値で表すことができるため、手法の適用が可能となる。扱う金融資産の種類が増えるほどポートフォリオ理論でとらえる問題も複雑になっていくため、個人にとっての最適な人脈の評価に必要な計算も煩雑になっていくと考えられる。

7. 結論

本研究では、社会関係が内包する社会情勢や経済の変化に対するリスクに着目し、MPTを用いたネットワーク分析手法を提案した。特に、人脈をポートフォリオと見なす手法について議論した、実存するソーシャルリクルーティングサイトに対して実験を行い、マルコビッツモデルにより導出される最適な人脈と現状の人脈との誤差を求め、クラ

スと係数との相関関係を調べた。結果、密度と誤差の間に中程度の相関が認められた。この結果は、既存のソーシャルネットワークに対してMPTを用いた最適化の可能性を示唆している。MPTでは、資本資産価格付けモデルやオプション価格付け理論など、投資に関連した研究がさかんであり、本研究の枠組みを用いることによって、人脈の内包する効用の変動に着目した人脈の最適化を行うことが期待できると考えられる。

謝辞 本研究を行ううえで、Wantedlyにデータ提供の御協力をいただきました。

参考文献

- [1] Granovetter, M.S.: The strength of weak ties, *American Journal of Sociology*, Vol.78, No.6, pp.1360-1380 (1973).
- [2] Burt, R.S.: Structural Holes: The Social Structure of Competition, *Harvard University Press* (1992).
- [3] Yli-Renko, H.: Social capital knowledge and the international growth of technology-based new firms, *International Business Review*, Vol.11, pp.279-304 (2002).
- [4] Markowitz, H.: Portfolio selection, *The Journal of Finance*, Vol.7, No.1, pp.77-91 (1952).
- [5] Vasuki, V., Natarajan, N., Lu, Z. and Dhillon, I.: Affiliation recommendation using auxiliary networks, *Proc. RecSys'10* (2010).
- [6] Chen, W.Y., Chu, J. and Luan, J.: Collaborative filtering for Orkut communities: Discovery of User Latent Behavior, *Proc. WWW'09* (2009).
- [7] Liben-Nowell, D. and Kleinberg, J.: The link prediction problem for social networks, *Proc. CIKM'03* (2003).
- [8] Burt, R.S.: The network structure of social capital, *Research in Organizational Behavior* (2000).
- [9] Kleinberg, J., Suri, S., Tardos, É. and Wexler, T.: Strategic network formation with structural holes, *Proc. EC'08* (2008).
- [10] Goyal, S. and Vega-Redondo, F.: Structural holes in social networks, *Journal of Economic Theory*, Vol.137, No.1, pp.460-492 (2007).
- [11] Lin, N.: Building a network theory of social capital, *Connections*, Vol.22, No.1, pp.28-51 (1999).
- [12] Vandenberghe, L.: The CVXOPT linear and quadratic cone program solvers (online), available from <http://abel.ee.ucla.edu/cvxopt/documentation/coneprog.pdf> (accessed 2014-02-15).
- [13] Kawachi, I., Kennedy, B.P., Lochner, K. and Prothrow-Stith, D.: Social capital, income inequality, and mortality, *American Journal of Public Health*, Vol.87, No.9, pp.1491-1498 (1997).
- [14] Glaeser, E.L., Laibson, D. and Sacerdote, B.: An economic approach to social capital, *The Economic Journal*, Vol.112, No.483, pp.F437-F458 (2002).
- [15] French, C.W.: The Treynor Capital Asset Pricing Model, *Journal of Investment Management*, Vol.1, No.2, pp.60-72 (2003).
- [16] Itô, K.: Stochastic integral, *Proc. IAT'44* (1944).



巢籠 悠介

2011年東京大学工学部システム創成学科卒業。システム創成学科長賞受賞。2013年東京大学大学院工学系研究科技術経営戦略学専攻修士課程修了。同年株式会社電通勤務。専門は、ソーシャルメディア分析、金融工学、

人工知能。



大澤 昇平

2010年筑波大学第三学群情報学類卒業。2012年筑波大学大学院システム情報工学科コンピュータサイエンス専攻修了。同年東京大学大学院工学系研究科技術経営戦略学専攻博士後期課程入学。専門は、ソーシャルメディア分

析、人工知能。



松尾 豊 (正会員)

1997年東京大学工学部電子情報工学科卒業。2002年同大学院博士課程修了。博士(工学)。同年産業技術総合研究所研究員。2005年10月スタンフォード大学客員研究員。2007年10月より東京大学大学院工学系研究科総

合研究機構/知の構造化センター/技術経営戦略学専攻准教授。専門は、Webマイニング、人工知能、社会ネットワーク。