

事例研究

## ベイジアンネットワークを用いた 社会人基礎力分類モデルの適合度検証

近畿大学 片岡隆之, 高山智行, 谷崎隆士  
一般社団法人営業ひと研究所 瀬尾 誠

近年, 脱工業化が進み高度情報化社会となって, 職務自体が多様化し, これまでのイメージではとらえられない職業・職務も増えている. そのような中, グループワークゲームによる業務疑似体験を導入することによって, 現実的な職業理解の促進と社会人基礎力の向上が期待されている. しかしながら, 社会人基礎力の育成評価は, 既に経済産業省を中心とする関係機関が多数の成功事例を紹介しているものの, 学術面では, ゼミや研修を事例とする単純比較や尺度構成への試みが散見される程度である. そこで本研究では, 社会人基礎力向上を目的とするグループワークゲーム(チョイスゲーム)による業務疑似体験を通じて, 学生と社会人におけるその向上度をベイジアンネットワークにより差異分析する. さらに機械学習を用いて, 構築ネットワークの学生と社会人の分類器における適合度を評価することにより, 社会人基礎力分類モデルの構築を試みる.

### A Bayesian Network Classification Model for Questionnaires of Fundamental Competencies for Working Persons

Kindai University Takayuki KATAOKA, Tomoyuki TAKAYAMA, Takashi TANIZAKI  
Research Institute of Eigyo-hito Makoto SEO

**Abstract:** In this paper, effective measurements of Fundamental Competencies for Working Persons (FCWP) using Group Work Game are addressed. The Ministry of Economy, Trade and Industry defined the basic abilities required in working together with various people in the workplace and in the local communities as FCWP at a committee comprising of intellectuals in the businesses and universities. We adopted a new card game, CHOICE GAME, into a lesson and measured the effectiveness of FCWP by questionnaires. As the result, we tackled to develop a Bayesian network classification model using machine learning based on the questionnaires of FCWP.

**Keywords:** Bayesian Network, Classification Model, Machine Learning, Fundamental Competencies for Working Persons, Effective Measurement, Group Work Game

#### 1 研究目的

近年, 脱工業化が進み高度情報化社会となって, 職務自体が多様化し, これまでのイメージではとらえられない職業・職務も増えている. そのような中, 近畿大学工学部では, 厚生労働省の職業分類に従って代表的な職業を紹介するとともに, 学生自らの探索を通して, 現実の職業世界についての理解を深め, 職業世界への適応の前提となる社会人基礎力を高めることを目的とする講義を新たに創設した[1]. 特に, 入社後の OJT や経験豊富な人材の影響が社会人基礎力の重要な育成要因である一方で, Off-JT の一環として, アクティブラーニングや課題解決型学習(PBL)を意識したグループワークゲームによる業

務疑似体験を導入することによって, 現実的な職業理解の促進と社会人基礎力の向上も期待されている.

ここで社会人基礎力とは, 経済産業省が提唱する社会(企業)で求められる3つの能力と12の要素をいう[2](図1). 社会人基礎力の育成評価は既に経済産業省を中心とする関係機関が多数紹介している. 近年では, 「社会人基礎力育成グランプリ」[3], 「社会人基礎力を育成する授業30選」[4]などによる育成事例が紹介されている. また民間企業では, CBT(Computer Based Testing)方式をビジネス展開し, 育成プログラムとセット販売している事例が多く見られる. 一方, 学術論文では, ゼミや研修を事例とする単純比較[5][6]や尺度構成への試み[7], 統計的評価手法の適用[8]が散見される程度である.

そこで本研究では、社会人基礎力向上を目的とするグループワークゲーム（チョイスゲーム）による業務疑似体験を通じて、学生と社会人におけるその向上度をベイジアンネットワークにより差異分析する。さらに機械学習を用いて、構築ネットワークの学生と社会人の分類器における適合度も評価することにより、社会人基礎力分類モデルの構築を試みる。

を疑似体験する。他者の多様な考えに気づき、認め、自分の意志を本音で伝えることによりコミュニケーション能力や自己肯定感の醸成につながるグループワーク教材である。チョイスゲームが目指すところは、自分の「意見を伝えられる」ひと、相手の「意見を受けとめられる」ひと、そのチョイスが自分の付加価値を上げ、チームを底上げし、ひいては利益を創出するための個人・組織の強化にある。

### 3つの力/12の能力要素

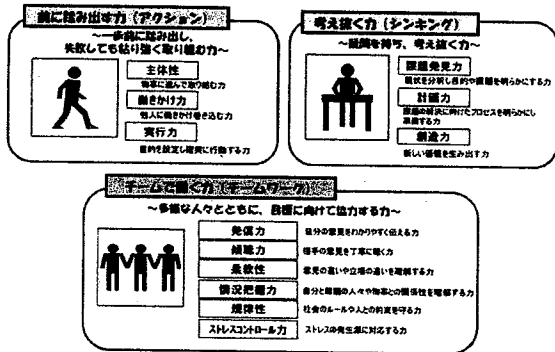


図1 社会人基礎力の定義[2]

#### 2.1.1 設問カードの特徴

特徴の一つとして、カード1枚に秘められた、設問づくりのノウハウ(意匠登録済み)が挙げられる。カードの各項目は、自分に見立て、かつ、実際の時間の流れを以下の順で想定する。つまり、「あなた」「場面」(立場を認識する=環境)を想像する。

- ①「事象」(問題・課題に直面する=環境)
- ②「葛藤」(欲・迷い・思考を露呈する=心)
- ③「行動」(良策・解決へ動く=身・術)
- ④「YES/NO」(判断・結論を出す=脳)

## 2 研究方法

内容は、①座学による職業世界の理解、②グループワークゲームによる業務の疑似体験、③一連の体験を記録したポートフォリオを用いた自分の強み・特徴の理解、という3つの枠組みで構成した。業務疑似体験に関しては、将来、経営者を目指す視点から、自分達で仮想の会社を設立して、企業経営運営のプロセスを現実起こりそうな事象を想定した設問形式(YES・NO)の研修教材「チョイスゲーム」[1]を活用して疑似体験を行い多様な意見交換、グループ討議を行うセッションと、それらの活動の応用編として、技術的視点からの新規事業ビジネスプラン作成及びプレゼンテーションにより職業観を自覚させるセッションを設けた。

### 2.1 チョイスゲーム

現実起こりそうな事象を想定したカードを使い、ゲーム性を取り入れ、楽しみながらビジネスシー

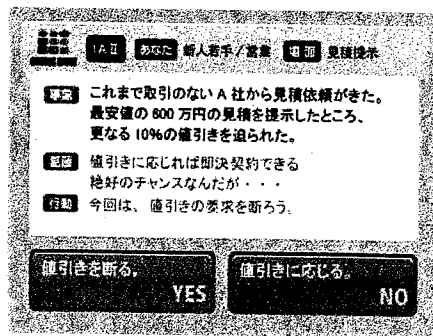


図2 設問カードの例

#### 2.1.2 グループワークシートの活用

1チームは5人~7人で編成する。5問のチョイスゲーム終了後、多数派、少数派の割れた設問を1つ選択し討議テーマを決定する。テーマ解決プロセスとして、現状、あるべき姿、あらたな活動についてポストイット、グループワークシートを活用してチームとしての方向性と第1歩をプレゼン発表する。

## 2.2 アンケート作成

チョイスゲームによる社会人基礎力の向上を測定するために、経済産業省社会人基礎力レベル評価基準表[2]における各社会人基礎力要素の「発揮できた例」から2項目を選択し、一部表現を修正して計24項目の質問票を作成している[1].

## 3 分析方法

### 3.1 ベイジアンネットワーク

ベイジアンネットワークは、グラフィカルモデルの一種で、確率変数をノード、ノード間の因果関係と向きを矢印、因果関係の強さを条件付き確率で表すことができる有向非循環グラフである。非循環グラフのため、因果関係が循環するような関係性は表すことができない。ここで確率変数とは、2個以上の状態を取る事象とそれらの起こりうる確率を対応づけたものである。また条件付き確率とは、事象Bが起こるという条件下で別の事象Aが起こる確率のことであり、以下の式で定義されている[9].

$$P(A | B) = P(A \cap B) / P(B) \quad (1)$$

ベイジアンネットワークの構築には、構造学習と確率推論の2つの工程が必要である。まず構造学習では、分析対象の各要素をノードで表現し、ノード間の因果関係を有向リンクによって表現し、構造を決定する。その後、学習用データによって観測値が与えられたノードから、未観測のノードの事象について発生確率の予測を行う。本研究では、アンケートの各質問を説明変数として、学生か社会人かを値に持つ目的変数を推測する。類似技術として、マルコフネットワークやニューラルネットワークなどがあるが、因果関係を表現できないことから、本研究ではベイジアンネットワークを適用する。

### 3.2 モデル設定

本研究のモデル構築には、ベイジアンネットワーク構築支援ソフトである BayoLink を以下の設定で利用した。

- ・構造学習アルゴリズム：Greedy Search

近似解法の一つ。ノードに対して、評価基準値が最も高くなるリンクを順に追加していき、評価基準値が良くなるようなリンクがなくなったとき、学習を終了する方法。他の手法として厳密解法の全探索が挙げられるが、時間とメモリのコストを削減できるため、Greedy Search を選択した。

- ・情報評価基準：AIC（赤池情報量基準）

情報評価基準の一つ。最も予測性能が良いモデルとの距離を表しており、値が小さくなるほど、良いモデルだと評価できる。「真のモデル（実世界を表したモデル）」を選ぶことより、「より良い予測ができるモデル」を選ぶことができるため、予測を行うモデルの評価に適していると判断した。

- ・構造学習の終了条件：クロス集計の平均値が0.01以下になった場合に学習を終了

構造学習の終了条件を設定することで、クロス集計表（CTT）の要素数に制限を加え、CTTの充填率を維持するように構造学習を行うことが可能になる。条件付き確率表（CPT）を作成する際に利用される。

- ・欠損値処理：ペアワイズ法

学習データの欠損値を処理する方法の一つ。ペアワイズ除去とも呼ばれ、2変数のいずれか（あるいは両方）が欠損値を持つ場合に当該の計算を行わない手法。可能な限り多くのデータを計算に使用することができるため、類似手法であるリストワイズ法より、良い精度のモデルを構築しやすい利点がある。

- ・正規化：MAP（最大事後確率）

MAPとは、CTTの全セルの値が1の状態を初期状態とし、これに学習データを足しながら、各セルの値を各列のサンプル数で割る方法である。

### 3.3 検証項目

構築モデルに対し、以下の各項目を算出し検証を行う。

- ・正解率：目的変数の推論結果と検証データを照合し、正解したデータの割合。

- ・適合率（精度）：推論により対象状態と予測されたデータのうち、検証データと一致したデータの割

合.

- ・再現率：検証データで対象状態であるデータのうち、推定値と一致したデータの割合。
- ・F-Measure (F 値)：適合率と再現率の調和平均。モデル評価の際、一般的に適合率と再現率を使用するが、この2指標はトレードオフの関係を持っているため、適合率と再現率の調和平均を示す。

### 3.4 初期モデル

#### (1)データ概要

- ・説明変数：q1~q24 (アンケート質問回答 (値：1 [全く思わない]~5[とても思う]))
- ・目的変数：学生 or 社会人 (値：学生, 社会人)
- ・使用データ：2015~2017 年近畿大学工学部生アンケート, 2016・2017 年企業研修アンケート

#### (2)構築結果

上記データに基づくベイジアンネットワーク構築結果を図3に示す。(q1~q6:前に踏み出す力, q7~q12:考え抜く力, q13~q24:チームで働く力)

#### (3)検証方法

以下2つの方法でモデルを検証した。

##### ・代替推定法

モデル構築に使用した機械学習データを再度モデルにあてはめることで精度等を検証する方法。

##### ・ホールドアウト検証

初期標本から無作為にデータを抽出して機械学習データとし、残りのデータを検証データとすることで、検証を行う方法。本研究では初期標本の1/4を検証用データとしている。

#### (4)検証結果

構築された初期モデルの検証結果を表1に示す。

表1 初期モデル検証結果

	社会人			学生			正解率
	適合率	再現率	F-Measure	適合率	再現率	F-Measure	
代替推定法	0.928	0.972	0.949	0.986	0.963	0.975	0.963
ホールドアウト検証法	0.440	0.647	0.524	0.833	0.682	0.750	0.672

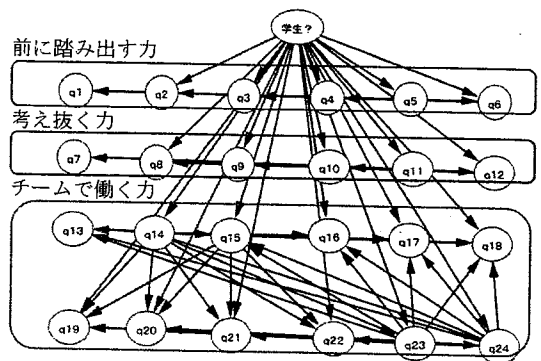


図3 初期モデル構築結果

#### (5)考察

代替推定法では、正解率 96.3%と良い結果を得られたが、ホールドアウト検証法では、正解率 67.21%まで低下した。ホールドアウト検証法は、機械学習に使用したデータとは別のデータを使用して検証することから、本モデルでは未知(学習に使用していない)データに対する予測精度が良くないことが分かった。また分類の正解率が低下したもう一つの要因として、使用データ数が学生:106, 社会人:53となり、データの偏りを発生させていた。この結果、未知データの推測結果が悪くなった可能性も考えられる。

### 3.5 修正モデル

#### (1)データ概要

##### ・初期モデルとの相違点

社会人と学生のデータ数を同数にすることで、データの偏りを改善した。また、モデルの汎化性能(未知データの予測精度)を重視した機械学習モデルを構築するため、k-分割交差検証法を導入した。

#### (2)構築結果

3.4 初期モデルと同様の方法で構築した。

#### (3)検証方法

##### ・k-分割交差検証法

n 個のデータを k 個のブロックに分割し、k-1 個のブロックを学習用データに使用し、残り 1 つのブロックを検証用データに使用する。検証用データに

同じブロックを使うことなくこれを  $k$  回繰り返す。その後、得られた  $k$  回のモデル評価結果の平均を最終的なモデル評価結果とする。この手法を用いることで、全てのデータが一度は検証データとして選ばれ、かつ、見かけ上、元データの  $k-1$  倍のデータ数で学習したことになり、少ないデータ数であってもより良い精度の機械学習モデルを構築することができる。

#### (4) 検証結果

$k=3$ ,  $k=6$  の検証の結果を表 2, 表 3 に示す。

表 2 修正モデル検証結果 ( $k=3$ )

	社会人			学生			正解率
	適合率	再現率	F-Measure	適合率	再現率	F-Measure	
k=1	0.619	0.667	0.642	0.829	0.798	0.813	0.754
k=2	0.645	0.541	0.588	0.805	0.864	0.833	0.763
k=3	0.429	0.600	0.500	0.842	0.727	0.781	0.695
平均	0.564	0.602	0.576	0.825	0.796	0.809	0.737

表 3 修正モデル検証結果 ( $k=6$ )

	社会人			学生			正解率
	適合率	再現率	F-Measure	適合率	再現率	F-Measure	
k=1	0.482	0.722	0.578	0.844	0.659	0.740	0.678
k=2	0.421	0.533	0.470	0.825	0.750	0.786	0.695
k=3	0.667	0.600	0.632	0.805	0.846	0.825	0.763
k=4	0.571	0.667	0.615	0.842	0.781	0.810	0.746
k=5	0.476	0.556	0.513	0.790	0.732	0.760	0.678
k=6	0.750	0.529	0.621	0.830	0.929	0.876	0.814
平均	0.561	0.601	0.571	0.823	0.783	0.799	0.729

#### (5) 考察

$k$ -分割交差検証法による検証の結果、初期モデルよりも未知データに対してより良い予測ができる機械学習モデルを構築することができた。しかしながら、正解率は 70%前半であり、今後、さらにモデルを改善する必要がある。

### 3.6 確率推論

#### (1) 概要

ベイジアンネットワークは、特定の変数を観測する際、その他任意変数の確率分布（事後確率分布）や確率値が最も大きい状態をその変数の予測結果として得ることができる。本研究では、修正モデルを用いて確率推論を行う。

#### (2) 推論手順

##### ① エビデンス（証拠状態）の設定

各ノードの観測結果や既知データをエビデンスとして設定する。

##### ② 確率推論の実行

全エビデンスを設定後に推論を実行することにより知りたい変数の事後確率分布を得ることができる。

#### (3) MSSM

本研究では、推論アルゴリズムとして MSSM (Modified Systematic Sampling Method) を使用する。MSSM は近似解法であるが、ネットワークの複雑さ（ノードの数、状態数等）に対して、十分なサンプル数を与えることでより厳密な解を得ることが保証されている。

#### (4) 推論結果

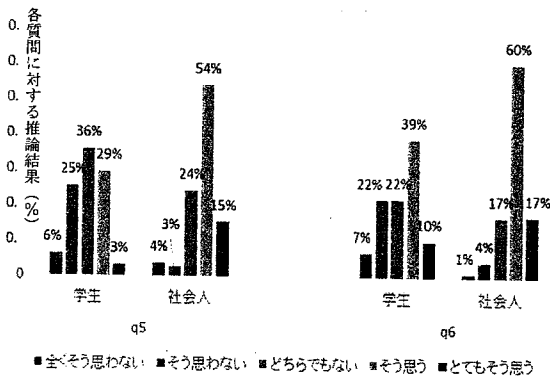
##### ① 学生と社会人の相違点(1)

社会人基礎力の各要素の平均値を単純比較した結果、学生と社会人の差が最も大きい要素は「実行力」であった。この差の有意性を検証するため、学生と社会人の「実行力」に対して  $t$  検定を実施した結果、有意水準 ( $p=0.05$ ) において有意性があるという結論を得た。

そこで、学生または社会人をエビデンスとして設定し、確率推論を行った結果、「実行力」に関する問 5 および問 6 の評価の差が大きいことが分かった

(図 4)。まず問 5 に関しては、学生のポジティブな回答（そう思う、とてもそう思う）が 32% に比べて社会人のポジティブな回答は 69% であった。同様に問 6 についても、学生のポジティブな回答は 49% に比べ、社会人のポジティブな回答は 77% になっていた。また、問 5 および問 6 ともに社会人のネガティブな回答（全くそう思わない、そう思わない）は 10% を切っていた。このことから、学生と社会人の間には「実行力」に関して大きな差があるものと考えられる。理由としてアンケート結果の自由記述欄を確認したところ、社会人は「期限内に目的を達する責任」を負いながら仕事をする必要があり、その結果、「実行力」の評価が自然と高まっていると考

えられる。



(※小数点以下を四捨五入しているため合計が100%にならないことがある)

図4 実行力に関する質問に対する推論結果

## ②学生と社会人の相違点(2)

12 要素の各値をエビデンスとして設定した際の目的変数に対する確率推論を実施した。結果として、アンケートに対する回答がポジティブであるほど社会人に分類されやすいが、一部に例外があることが判明した。特に「発信力」、「課題発見力」に関しては、例外傾向が顕著であった。

まず「発信力」に関しては、自由記述欄から、学生は叱られにくいこともあり、物怖じせずに質問や発言を行うことができる積極性を持っていると考えられる。結果として、「発信力」を問う2つの質問に対して極めて高い回答(両者の回答が5)の場合、社会人より学生と誤判定されやすいようである。

また「課題発見力」に関しては、自由記述欄から、SNSを通じて高校時代から交友の輪が広がっていることや、大学でのアルバイト等で社会人と関わりを持つ機会が多くなった結果、吸収できる情報量が増え、既存の枠にとらわれない学生らしい柔軟な思考ができると感じ、「課題発見力」の評価が高くなったようである。結果として、「発信力」と同様に、「課題発見力」を問う2つの質問に対して極めて高い回答(両者の回答が5)の場合、社会人より学生と誤判定されやすいようである。

## 4 結果ならびに考察

本研究では、社会人基礎力向上度をベイジアンネットワークにより差異分析し、機械学習を用いて、構築ネットワークの学生と社会人の分類器における適合度を評価することにより、社会人基礎力診断支援システム構築に向けた診断モデルのプロトタイプを示すことができた。またベイジアンネットワークの確率推論を用いることにより、誤判定が発生する事例も抽出することができた。今後、さらに様々な学部/学部の学部生、及び多様な業種の社会人からデータを収集することにより、より適合度の高いモデルを構築する必要がある。

## 謝辞

本研究の一部は、近畿大学学内研究助成金、JSPS 科研費 17K01279 および高橋産業経済研究財団の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] 片岡隆之, 瀬尾誠, 高山智行, 谷崎隆士, チョイスゲームを用いた社会人基礎力の効果測定, 近畿大学次世代基盤技術研究所報告, Vol.6, pp.73-77, 2015
- [2] 河合塾制作・調査, 経済産業省編, 社会人基礎力 育成の手引き, 朝日新聞出版, 2010
- [3] 社会人基礎力協議会, 社会人基礎力グランプリ, <https://www.mda.ne.jp/kisoryoku/index.html>, Accessed April 20, 2018
- [4] 経済産業省:社会人基礎力を育成する授業30選, <http://www.meti.go.jp/policy/kisoryoku/kisoryoku30sen.html>, Accessed April 20, 2018
- [5] 築山泰典, 神野賢治, 田中忠道, 大学キャンパ実習が「社会人基礎力」に及ぼす有効性の検討, 福岡大学スポーツ科学研究, Vol.39, No.1, pp.13-26, 2008
- [6] 酒井浩二, 大学と社会をつなぐ体験学習の教育効果, 日本教育工学会研究報告集, Vol.5,

pp.267-274, 2009

- [7] 西道実, 社会人基礎力の測定に関する尺度構成の試み, プール学院大学研究紀要, Vol.51, pp.217-228, 2011
- [8] 片岡隆之, 高山智行, 谷崎隆士, 瀬尾 誠, グループワークゲームを用いた社会人基礎力向上の一評価法, 日本経営システム学会誌, Vol.34, No.2, pp.185-190, 2017
- [9] 本村陽一, 岩崎弘利, ペイジアンネットワーク技術, ユーザ・顧客のモデル化と不確実性推論, 東京電機大学出版局, 2006