

知能の個人差と隠喩の解釈過程の関係性の分析: Predication model に基づく検討

Analysis of the Relationship between individual differences in intelligence and the interpretation process of metaphors: A Study based on the Predication model

岡 隆之介¹, 楠見 孝², 内海 彰³
Ryunosuke Oka, Takashi Kusumi, Akira Utsumi

¹三菱電機株式会社, ²京都大学大学院教育学研究科, ³電気通信大学大学院情報理工学研究科
Mitsubishi Electric Corporation, Kyoto University, The University of Electro-Communications
Qualia1006@gmail.com

概要

本研究では, Predication model(PM)を用いて, 知能の個人差と隠喩の解釈過程との関係性を分析する。参加者($N=85$)は流動性知能, 結晶性知能, 検索流動性知能の課題に取り組み, 最後に隠喩の解釈課題に取り組んだ。隠喩の解釈結果をもとに算出される PM に基づく MAP@100 が最大となる条件における, PM のパラメータと個人差指標の相関を求めたところ, 検索流動性知能が高い人は主題側の制約を弱めた解釈を生成し, 類似に対する感受性が小さい人は主題側の制約を厳しくした解釈を生成する可能性を示唆した。

キーワード: 比喩解釈, 知能の個人差, Predication model

1. はじめに

比喩とは, 主題(例: 笑顔)を喩辞(例: 花)でたとえる表現(例: 笑顔は花だ)である。人は比喩を理解すると, 比喩から様々な解釈が想起される(e.g., Utsumi, 2005)。例えば, 笑顔は花だという隠喩からは, 「明るい」「美しい」そして「華やかだ」のような解釈が想起される。

比喩の解釈には個人差があることも示唆されている。Stamenkovic et al. (2019)は, 比喩の解釈の質を測定する比喩理解課題(隠喩を含む文章と選択肢が提示され, 隠喩の解釈として妥当な選択肢を回答する)の得点が, 結晶性知能の一側面である類似の個人差を測定する Semantic Similarities Test(以下, SST)の得点と, 流動性知能の個人差を測定する Raven Progressive Matrices Short(Arthur et al., 1999; 以下, RPMS)の得点と, それぞれ正相関であることを報告している($r_s = .37 \sim .49$)。この研究は, 比喩の解釈の結果(解釈課題での選択)に個人差があることを示した。また, Kazmerski et al. (2003)は, 流動性知能と結晶性知能の両方の側面を測定する知能検査バッテリー(KBIT)の成績が, 参加者の比喩の解釈の質(評定者による評定結果)と正の相関を示すことを報告している。最後に, Chiappe and Chiappe (2007)は, 結晶性知能の一側面である語彙数(書字に晒されている

経験数)と言語性ワーキングメモリ容量のそれぞれが, 比喩に対する理解の速度と, 解釈の質と正の相関を示すことを明らかにした。これらの研究は, 比喩の解釈の個人差として, 流動性知能と結晶性知能が注目されており, これらは比喩解釈の質と処理速度の両方に影響していることを示唆している。

結晶性知能と流動性知能のそれぞれが比喩の解釈と関連していることが明らかにされてきたが, それでは, 比喩の解釈過程と個人差はどのように関連しているのだろうか。比喩理解の理論の一つである Predication モデル(Harati et al., 2021; Kintsch, 2000; 以下, PM)は, コーパスから算出された単語の意味空間において, 比喩理解の過程を, 処理 1: 喩辞と類似する特徴を抽出(喩辞の活性拡散)し, 処理 2: その特徴の中で主題と類似する特徴を抽出(主題の制約)することで, 比喩の解釈を生成することで実現する。PM は比喩理解過程の記述的なモデルである Categorization モデル(Glucksberg & Keysar, 1990)が説明する, 比喩理解における喩辞のカテゴリ化との親和性が高く, 心理学的な妥当性の高い比喩理解のモデルであると考えられている。また, PM は, モデルが生成する解釈が人の解釈を近似する(Kintsch & Bowles, 2002)ことが指摘されている。

PMに基づいて先行研究の取り組みを再考すると, 先行研究(Chiappe & Chiappe, 2007; Kazmerski et al., 2003; Stamenkovic et al., 2019)は比喩の処理過程ではなく, 比喩の処理結果(解釈の内容や反応時間)と個人差(結晶性知能や流動性知能)の関係性を明らかにしてきた一方, 比喩の処理過程(PM モデルであれば, 処理 1 と処理 2)と個人差の関係性は明らかにできていない。どのような認知の側面の影響で比喩解釈に個人差が生まれているかを明らかにするためには, PM モデルのような処理過程について検討できるモデルと, 個人差の対応関係を明らかにする必要がある。

本研究では、Predication model を用いて、知能の個人差と隠喩の解釈過程との関係性を分析する。本研究では、PM の処理 1 の喩辞の活性拡散の程度 m と、処理 2 の主題の制約の弱さ k が、個人の比喩解釈を最もよく説明する条件(例: Mean Average Precision が最大; 以下, MAP)において、隠喩の解釈の個人差と関わりの深い 3 つの変数(SST, RPMS, 後述する職業列举課題)と相関するかを明らかにする。

比喩の処理結果と個人差の関係性を明らかにした先行研究(Chiappe & Chiappe, 2007; Kazmerski et al., 2003; Stamenkovic et al., 2019)から、結晶性知能と流動性知能は、比喩の処理過程とも関連している可能性がある。また、職業名列挙課題(Carroll, 1993)は、比喩の産出結果の質と個人差の関係性を調べた先行研究(Beaty & Silvia, 2013)において正相関が報告されており、比喩解釈の結果とも関連が期待される。さらに、この課題は、参加者の検索流動性知能(記憶から効率的に項目を想起する能力)を測るため、喩辞や主題の概念の活性と関連していると考えた。

もし処理 1, 2 と関連するパラメタが個人差変数と相関することが示されれば、隠喩の解釈過程と個人差の関係性が示唆されるだろう。

2. 方法

個人差変数と隠喩の解釈の収集 参加者 85 名(男性 56 名; 平均年齢 40.5 歳)がオンラインで実験に参加した。参加者は、実験に実験参加同意書の回答と、年齢・性別・最終学歴を尋ねられた。

第一の課題として、参加者は職業名列挙課題(Carroll, 1993)に取り組んだ。参加者は 1 分間の間に可能な限り多くの職業名を回答することが求められた。列举できた意味のある職業名の数を得点とした。

第二の課題として、参加者は RPMS(Arthur et al., 1999)に取り組んだ。参加者は欠けた部分を含む画像と、欠けた部分を適切に埋める画像の候補が呈示され、正解画像を選ぶことが求められた。全 12 問の中で正解した数を得点とした。

第三の課題として、参加者は日本語版 SST(岡他, 2023)に取り組んだ。参加者は 2 つの単語(例: りんご-みかん)が呈示され、それぞれの単語の類似点を記述(例: 球; この場合 2 点)で回答した。参加者の各回答は事前に決定された採点基準表に基づいて 0/1/2 点のいずれかが付与され、全 20 問の合計を得点とした。

最後に、参加者は隠喩に対する解釈課題に取り組んだ。参加者は、呈示された隠喩(笑顔は花だ)に対して、思いついた特徴を最低 2 つ、最大 5 つ回答することが求められた。刺激として用いた隠喩は 20 個であった。使用された隠喩とその解釈の例を表 1 にまとめた。

表 1. 使用された隠喩とその解釈の例

隠喩	特徴
不安は濃霧だ	怖い, 苦しい
家族は納豆だ	暖かい, 頼れる
雑巾は亀だ	汚い, 貧乏な
魅力は磁石だ	美しい, 惹かれる

PM の実装と参加者ごとのパラメタの最適化 PM の実装は、(i)言語モデルによって単語を分散表現に変換し、(ii)喩辞の類似近傍語を m 個抽出し、(iii)喩辞の類似近傍語 m 個の中で主題と類似する上位 k 個の単語を用いて、主題と喩辞と k 個の単語の平均ベクトルを求め、その平均ベクトルと類似する上位 N 個の特徴を解釈として算出する。今回の実験では、言語モデルとして、鈴木他 (2016)が公開している、日本語 Wikipedia から学習された word2vec に基づく単語ベクトル(jawiki.word_vectors.300d.txt.bz2)を用いた。また、パラメタ k, m の候補は、Predication モデルを用いて隠喩の解釈過程を検討した Utsumi (2011)に倣い、 m は[10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 100, 150, 200, 250, 300, 350, 400, 450, 500], k は[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]とした。

参加者ごとのパラメタの最適化は、20 個の隠喩に対する参加者の解釈と、あるパラメタ条件における PM の隠喩の解釈の上位 100 件を用いて、MAP@100 を計算し、これを最大にするパラメタの組み合わせを求めることで実現した。MAP@100 は、 R を適合アイテムの個数、 P_k をモデルの解釈上位 100 件での適合率とした場合の AP@100(下式; すなわち、モデルの出力上位 100 件に含まれる参加者の解釈の割合)を各隠喩について求め、各隠喩の AP@100 を平均し算出した。

$$\text{Average Precision@100} = \frac{1}{R} \sum_{k=1}^R P_k$$

3. 結果

参加者ごとにMAP@100で最適化されたパラメタ(対数変換後の k , m)と各個人差変数(RPMS/SST/職業列挙課題の得点)の平均値と標準偏差、および各変数間のピアソンの積率相関係数を表2にまとめた。なお、パラメタについては、特に m において、値が非線形に決定されているため(例: 10の次は15だが、50の次は100)、これらの影響を考慮した変換が適切であると考え、底を自然対数とする対数変換を行なった。

表2から、主題の制約の弱さ(k)は、職業列挙課題の得点の高さと正相関($r = .24, p < .05$)で、SSTの合計得点と負相関の傾向が見られた($r = -.18, p = .05$)。また、喩辞の活性化拡散の程度(m)とRPMSの合計得点の相関は小さかった($r = .07, p = .51$)。

表2. パラメタと個人差変数の相関係数($N = 85$)

指標	M	SD	1	2	3	4
1. $\log_e m$	4.13	1.35	-			
2. $\log_e k$	0.78	0.77	-.47 **	-		
3. RPMS	5.99	2.63	-.04	-.07	-	
4. SST	28.11	5.07	-.01	-.18 †	.31 **	-
5. 職業列挙数	7.89	3.64	-.15	.24 *	.04	-.08

† $p < .10$, * $p < .05$, ** $p < .01$

4. 考察

本研究では、Predication modelを用いて、知能の個人差と喩の解釈過程との関係性を分析した。実験の結果は、検索流動性知能が高い人は主題側の制約を弱めた解釈を生成し、類似に対する感受性が小さい人は主題側の制約を厳しくした解釈を生成する可能性を示唆した。

喩の処理結果と個人差の関係性を明らかにしたStamenkovic et al. (2019)では、結晶性知能(SST)と流動性知能(RPMS)が喩解釈課題の成績と正相関をすと報告されていた。これに対して、本研究は喩の処理改定のパラメタ m , k は、SSTと喩辞の活性化拡散の程度の小ささと負の相関を示した一方で、RPMSとは優位な相関は得られなかった。一方で、職業列挙数は喩辞の活性化拡散の程度と正の相関を示した。これらの結果は、PMの処理過程に基づく各処理との相関は、特に結晶性知能や検索流動性知能と喩辞の活性化拡散の程度との関連に基づくものであることを示唆した。

本研究は、PMに基づく喩解釈過程を、人間の個人

差と紐づけて明らかにした点に方法論的な意義がある。従来の喩理解研究は、反応時間や喩に対する解釈の頻度などを主たる従属変数として、それらに対する個人差指標との相関関係を明らかにする研究が中心となっていた。こうした中、本研究は喩の解釈過程と結晶性知能、流動性知能、検索流動性知能の関係性を明らかにするものであった。本研究で取り組まれているような個人差と、記述的な喩理解の計算モデル(例: Utsumi, 2011のComparison model)のパラメタの相関を明らかにすることで、喩理解過程のどの認知的側面が、喩解釈の個人差と関係しているのかを定量的に明らかにできると考える。

最後に、本研究に残された課題を3つ示す。第一に、RPMSがパラメタとの相関を示さなかった点がある。喩解釈結果と個人差の先行研究(Kazmerski et al., 2003; Stamenkovic et al., 2019)から、喩解釈において流動性知能の関与は想定されることから、PMに基づく喩解釈の予測では説明できていない喩解釈の認知的側面がある可能性があり、これがどのように記述できるのかを明らかにする必要がある。第二に、複数の喩理解モデルでの個人差指標との相関の比較である。Utsumi (2011)では、人間の喩解釈は、ComparisonモデルとPMが想定でき、どちらのモデルに基づいて人が喩解釈を行うかは、モデルに対する人の解釈の当てはまりに基づいて評価できるという想定のもと、喩解釈をこれら2つのモデルで比較・評価している。本研究ではPMが知能の個人差とどのように関連するかのみを明らかにしようとしているが、人間の喩理解における類似性認知の重要性(e.g., Bowdle & Gentner, 2005)を考慮すると、これらのモデル間の比較も重要である。第三に、PMモデルのハイパラ調整の洗練がある。本研究では、人の喩解釈を最も模擬するMAPを m, k の最適化の指標として用いているが、モデルの解釈数は100と決め打ちで行っている。こうしたアプローチでは、たとえば、MAP@100が0(すなわち、モデルの解釈100個の中に人間の解釈が一つも含まれない)結果も混入してしまい、モデルの評価として適切かは議論の余地がある。今後の研究においては、モデルの解釈数についても最適化する必要がある。

文献

Arthur, W., Tubre, T. C., Paul, D. S., & Sanchez-Ku, M. L. (1999). College-sample psychometric and normative data on a short

- form of the raven advanced progressive matrices test. *Journal of Psychoeducational Assessment*, 17(4), 354-361.
- Beaty, R. E., & Silvia, P. J. (2013). Metaphorically speaking: Cognitive abilities and the production of figurative language. *Memory & Cognition*, 41, 255-267.
- Bowdle, B. F., & Gentner, D. (2005). The career of metaphor. *Psychological Review*, 112(1), 193-216.
- Carroll, J. B. (1993). *Human cognitive abilities: A survey of factor analytic studies*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Chiappe, D. L., & Chiappe, P. (2007). The role of working memory in metaphor production and comprehension. *Journal of Memory and Language*, 56(2), 172-188.
- Glucksberg, S., & Keysar, B. (1990). Understanding metaphorical comparisons: Beyond similarity. *Psychological review*, 97(1), 3-18.
- Harati, P., Westbury, C., & Kiaee, M. (2021). Evaluating the predication model of metaphor comprehension: Using word2vec to model best/worst quality judgments of 622 novel metaphors. *Behavior Research Methods*, 53(5), 2214-2225.
- Kazmerski, V. A., Blasko, D. G., & Dessalegn, B. G. (2003). ERP and behavioral evidence of individual differences in metaphor comprehension. *Memory & Cognition*, 31, 673-689.
- Kintsch, W. (2001). Predication. *Cognitive Science*, 25(2), 173-202.
- Kintsch, W., & Bowles, A. R. (2002). Metaphor comprehension: What makes a metaphor difficult to understand? *Metaphor and Symbol*, 17(4), 249-262.
- 岡 隆之介・内海 彰・楠見 孝 (2023). 日本語版 Semantic Similarity Test の妥当性の検討 日本認知科学会第 40 回大会, 770-773.
- Stamenković, D., Ichien, N., & Holyoak, K. J. (2019). Metaphor comprehension: An individual-differences approach. *Journal of Memory and Language*, 105, 108-118.
- 鈴木 正敏・松田 耕史・関根 聡・岡崎 直観・乾 健太郎 (2016). Wikipedia 記事に対する拡張固有表現ラベルの多重付与言語処理学会第 22 回年次大会, 797-800.
- Utsumi, A. (2005). The role of feature emergence in metaphor appreciation. *Metaphor and Symbol*, 20(3), 151-172.
- Utsumi, A. (2011). Computational exploration of metaphor comprehension processes using a semantic space model. *Cognitive Science*, 35(2), 251-296.