

単調性の組み込みによる人財マッチング技術の強化

Strengthening Human Resource Matching Technology by Integrating Monotonicity

(株)日立ソリューションズ東日本(HSE)ではパートナー人財とプロジェクトの適合度を予測する人財マッチング AI 技術の研究を行っている。人財マッチングでは、スキルの高い人財は低い人財よりも適合度が高いという単調性を満たした予測が求められる。しかし、従来手法では、学習データから単調性の傾向を学習することはできても、任意のケースにおいて単調性を保証することができなかった。本稿では、AI の予測処理に単調性を直接組み込むことにより、単調性を保証できる手法を構築した。今後、提案モデルの実務評価を行い、パートナー企業との連携強化に寄与できるかどうかを検証していく。

清藤 駿成	Seito Takanari
星 魁斗	Hoshi Kaito
泉 達也	Izumi Tatsuya
澤田 瑞穂	Sawada Mizuho
継田 尚哉	Tsugita Naoya
鈴木 麻子	Suzuki Asako
鈴木 馨	Suzuki Kaoru

1. はじめに

ソフトウェア開発・建築・製造業などのものづくり業界では、人手不足の解消・コスト削減・自社で保持していない技術の調達などのために、社外の企業（パートナー企業；本稿では派遣企業を想定）と協力して事業を進めることが多い¹⁾。さまざまな企業と協力することで自社の会社規模や技術範囲では実施できない事業に取り組むことができるため、パートナー企業との連携の強化は経営上の重要な課題となっている。

HSEも多くのパートナー企業と連携して事業を行っている。HSEでは、パートナー企業との連携を強化するために、高い技術力を持つパートナー人財（以後は単にパートナーと記載）に対して、特定のプロジェクトへの一時的な参画にとどまらず、別のプロジェクトに継続して参画いただくことを推奨している。しかし、現状では、高い技術力を持つパートナーであっても、所属している部署で参画できる案件がなくなってしまう場合に、やむを得ず契約が終了してしまうことが多い。

パートナー企業との連携強化に取り組んでいる調達部では、このような場合であってもパートナーに契約を継続いただけるように、別の部署のプロジェクトに参画いただくことを推進している。しかし、パートナーの適性評価の観点から部署ごとに異なっていることから、他部署が実施した評価では、自部署のどのようなプロジェクトに適性があるのかを判断することが難しい。そのため、部署を

越えたパートナーの連携は進んでいない。

この課題を解決するために、HSEでは2021年度からパートナーとプロジェクトの適合度を予測するマッチング技術の研究を行っている²⁾。具体的には、パートナーのプロジェクト参画実績から、パートナーとプロジェクトの適合度の予測方法を学習するAI技術である。パートナーとプロジェクトの適合度を正しく判断できるようになることで、パートナーを適切な部署に推薦できるようになり、部署を越えたパートナーの連携を促進できると考えている。

HSEが保持する技術の強みとして、清藤ら(2021)²⁾で提案した手法では、各部署でのプロジェクト参画実績から、どの部署の予測にも使える汎用的な特徴を学習することで、参画実績のない部署との適合度の予測精度を高めることができる(クロスドメイン機能)。清藤ら(2021)²⁾では、予測精度がまだ実用化のレベルに達していないことが課題であったが、手法の改善やデータクレンジングにより、精度が改善されてきている。

一方、実用化に向けたさらなる課題として、従来手法では、単調性を満たさない予測をしてしまうことが分かっている。単調性とは、スキルの高いパートナーは低いパートナーに比べてプロジェクトとの適合度が高くなるというものである。本稿では、この課題を解決するために構築したマッチング技術を紹介する。また、近年AIの実用化において必須となってきた、AIの判断根拠を説明する技術も紹介する。

2. 従来手法

2.1 適合度予測モデル

図1に従来手法における適合度の予測モデルを示す。

モデルの入力はパートナーの属性とプロジェクトの属性である。パートナーの属性には習得しているスキル・プロジェクト内での役割・性格などの情報、プロジェクトの属性にはプロジェクトの概要・要求するスキル・実施する上でのリスク項目などの情報を入力する。属性は該当する項目に当てはまる場合は1、そうではない場合は0にするなどして数値化しておく。モデルの出力は入力されたペアに対する適合度である。適合度は0~1の範囲の数値であり、0は適合度が低いこと、1は適合度が高いことを意味する。

従来手法は特徴計算部と適合度計算部で構成される。

特徴計算部では、一般的なニューラルネットワーク(NN)を用いて、属性データから適合度の予測に必要な情報(特徴1, 特徴2, …)を抽出する。例えば、パートナーの特徴として、PythonやRなどの属性を組み合わせた、データ分析言語のスキルなどの特徴を学習できる。

適合度計算部では、パートナーとプロジェクトの適合度を、特徴の距離を用いて計算する。具体的には、特徴の距離が近いときに1、遠いときに0を出力する。プロジェクトが要求する特徴と類似の特徴を持っているときに適合度が高いと判定する処理だと解釈できる。

特徴計算部のニューラルネットワークのパラメータは、パートナーのプロジェクト参画実績に基づいて、適合度の高いペアは1、低いペアは0と出力するように学習させる。これにより、パートナーとプロジェクトの適合度を正しく判断できるようになる。また、従来手法の特長として、クロスドメイン機能を適用することで、部署に共通する汎用的な特徴を抽出できるようになる。

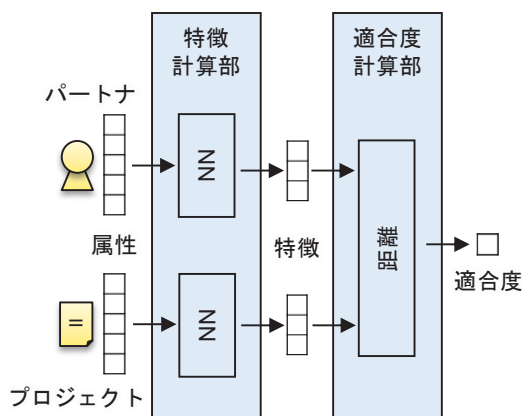


図1 従来手法の適合度予測モデル

2.2 課題

パートナマッチングを含む人材マッチングでは、保持スキルの高いパートナーは低いパートナーと比較してプロジェクトの適合度が高くなる予測が求められる。同様に、要求スキルが高いプロジェクトは低いプロジェクトと比較してパートナーとの適合度が低くなる予測が求められる。保持(要求)スキルの増加によって適合度が単調に増加(低下)することから、スキルの変化に対する適合度の変化の単調性と呼んでいる。

図2に単調な予測の例を示す。パートナーBはパートナーAが持つスキルに加えて、さらにPythonが使えるとする。このとき、Pythonを要求するプロジェクトとの適合度は、パートナーAよりもパートナーBの方が高くなることが期待される。一方、プロジェクトがPythonを要求しない場合であっても、余分にスキルを持つことはデメリットにはならないため、パートナーBの方が低くなることはない。

ここで、従来手法の課題として、従来手法には単調性を保証する機能が組み込まれていないため、単調性に反する予測をすることがある。従来手法では、単調性を満たした過去のプロジェクト参画実績データから、局所的には単調性を満たした予測方法を学習することはできる。しかし、学習データの数が限られていることから、すべてのケースにおいて単調性を保証することはできない。

単調性は一般常識としてユーザから当然守られていると期待されることや、単調性を満たさない予測はユーザが明らかに間違いだと分かる誤判断であることから、このような予測はAIの信頼性を著しく下げてしまう。そのため、単調性を確実に保証できるモデルが求められる。

単調性を保証できる機械学習モデルは、企業倒産予測・家屋評価・医療診断などの分野で研究が行われている³⁾。企業・家屋・患者などの一種類の入力データの変化に対して、予測値が単調に変化することを保証するものである。しかし、パートナーとプロジェクトという二種類の入力データに対して、それぞれの特徴を別個に計算しながら、単調性を保証できるものではなかった。

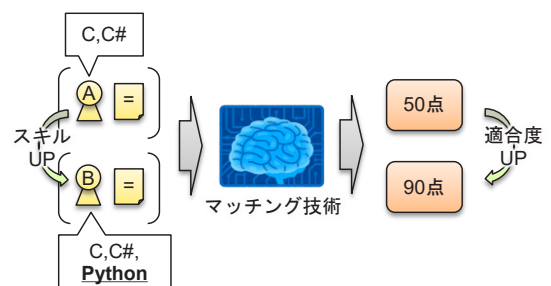


図2 単調な予測の例

3. 提案手法

3.1 適合度予測モデル

本稿では、従来手法の課題を解決するために、単調性を保証できるように構成した適合度の予測モデルを提案する。図3に提案手法の適合度予測モデルを示す。入出力や構成要素（特徴計算部と適合度計算部）は従来手法と同じであるが、構成要素内の処理が従来手法とは異なる。

特徴計算部には、従来手法では一般的なニューラルネットワークを用いていたが、提案手法では単調ニューラルネットワーク⁴⁾（単調NN）を用いる。単調NNとは、入力が増加に対して出力の増加が保証されるニューラルネットワークである。単調NNを用いることで、属性の変化に対する特徴の変化の単調性を保証できる。ここで、性格などの属性は、適合度の増加と低下の両方に寄与する可能性があるため、単調性を保証する必要はない。単調NNでは、このような属性に対しては単調性を保証しないこともできる。また、計算した特徴は、適合度予測部の入力的前提となる、0~1の範囲に正規化しておく。0は特徴を持たないこと、1は特徴を持つことを意味する。

適合度予測部では、従来手法ではパートナとプロジェクトの特徴の距離を用いていたが、提案手法では、各特徴に対してプロジェクトに対するパートナの充足度を計算し、充足度のAND条件（積）を適合度とする。充足度とは、プロジェクトが要求する特徴をパートナが保持する割合のことである。具体的には、 $\min(\text{パートナの特徴} / \text{プロジェクトの特徴}, 1)$ で計算する。minは値の範囲を0~1にするための処理である。0はプロジェクトが要求する特徴を持たないこと、1はプロジェクトが要求する特徴を持つことを意味する。パートナの特徴が大きくなると、分子が大きくなるため、充足度が大きくなる。また、プロジェクトの特徴が大きくなると、分母が大きくなるため、充足度が小さくなる。したがって、特徴の変化に対する充足度（適合度）の変化の単調性を保証できる。

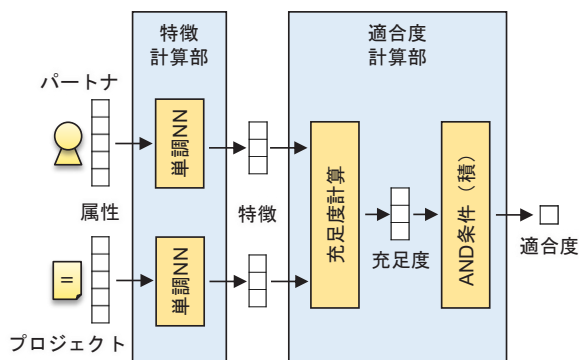


図3 提案手法の適合度予測モデル

以上より、提案モデルを構成する各処理は、その処理の入力の変化に対して出力の変化の単調性が保証されている。したがって、モデル全体としても、入力の変化に対して出力の変化の単調性が保証される。このように、適合度の予測に単調性が組み込まれることで、予測結果が実務者により近くなり、信頼性の高い予測をできるようになる。

3.2 判断根拠説明モデル

AI技術の実用化の際には、適合度を高精度に予測できるだけでなく、AIの予測が正しいかをユーザが判断できるように、判断理由を提示できることも求められる。本節では、契約終了予定のパートナ（対象パートナ）を別の部署（対象部署）に推薦する場面で、対象パートナが自部署に適性があるかを対象部署が判断する際に、AIの判断根拠を提示するモデルを説明する。

図4に本研究で構築した判断根拠説明モデルの出力例を示す。提案手法は、AIが計算した特徴に基づいて、パートナとプロジェクトをグルーピングすることで、判断根拠を提示するモデルである。

提案手法では、パートナとプロジェクトの特徴を、特定の閾値よりも大きいかどうかで、特徴を持つかどうかの二値に変換する。そして、保持する特徴のパターンでパートナとプロジェクトをグルーピングし、グループごとに画面に表示する。例えば、グループ 1,2 は特徴 1,2 の両方を持つパートナとプロジェクトのグループである。

保持する特徴の集合に包含関係がある場合には、包含されるグループから包含するグループに矢印を引く（冗長な矢印（特徴 1,2,3←特徴 1 など）を除く）。例えば、特徴 1,2,3 は特徴 1,2 を包含するため、グループ 1,2 からグループ 1,2,3 に矢印を引いている。

単一特徴のグループの横には、その特徴を構成する属性の一覧を表示する。各特徴を構成する属性は、近年盛

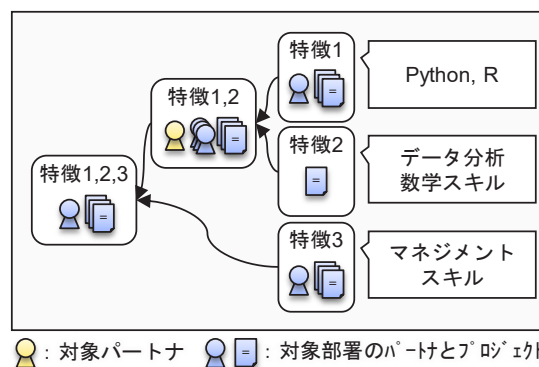


図4 判断根拠説明モデルの出力例

んに研究されている XAI 技術⁵⁾を用いて特定できる。例えば、特徴 1 を構成する属性は Python と R であり、データ分析言語に関する特徴であることが分かる。

適合度予測モデルでは、プロジェクトが要求する特徴をパートナーも持つときに適合度が高いと判定する。したがって、対象パートナーは、属するグループを含めて、それよりも下位のグループに属するプロジェクトと適合度が高い。例えば、対象パートナーはグループ 1,2, グループ 1, グループ 2 に属するプロジェクトとの適合度が高い。

保持する特徴のパターンごとにグルーピングしていることで、適性ありプロジェクトに対して、どの特徴をもとに適性ありと判断されたのか、また、適性なしプロジェクトに対しても、どの特徴がないから適性なしと判断されたのかが分かる。さらに、特徴を構成する属性をもとに、特徴がどのようなスキルで構成されているのかも分かる。例えば、対象パートナーがグループ 1 に属するプロジェクトと適性ありと判断されたのは特徴 1 を構成する Python や R のスキルを持つことが理由であり、グループ 1,2,3 に属するグループと適性なしと判断されたのは特徴 3 を構成するマネジメントスキルを持たないことが理由であると分かる。このように、適性のないプロジェクトに対しても、どの特徴が不足しているかが分かれば、不足している特徴を持つパートナーと一緒にプロジェクトに参画させることで、活躍できる可能性がある。

以上のように、AI が計算した特徴に基づいてパートナーとプロジェクトをグルーピングすることで、AI が適性あり(適性なし)と予測した根拠を読み取ることができる。

4. おわりに

パートナーのプロジェクト参画実績を用いた予測精度評価によって、単調性を保証できる新しいモデルでも、適合度を高精度に予測できることが確認できている。今後、本稿で紹介したマッチング技術の実業務での評価を計画している。契約終了予定のパートナーに本研究のマッチング技術を適用して別部署に推薦し、推薦先部署で実際に活躍できたかを評価する予定である。最終的には、パートナーの退場者数を削減でき、パートナー企業との連携強化を実現できるかを評価していく。

本研究は、パートナーとプロジェクトのマッチングの他にも、新入社員と配属部署のマッチングや、部署のメンバとタスクのマッチングなどにも適用できる。読者の皆様には、単調性の組み込みによって強化された HSE のマッチング技術の活用をご検討いただくと幸甚である。

参考文献

- 1) 日本アイ・ビー・エム株式会社：パートナー活用戦略の重要性、<https://www.ibm.com/downloads/cas/YNJLKBYP> (2022/12/6 閲覧)
- 2) 清藤, 他：パートナー企業との連携強化に向けたマッチング技術の研究, 日立ソリューションズ東日本技報 第 18 号, 2021
- 3) Cano, J. R., et al.: Monotonic Classification: An Overview on Algorithms, Performance Measures and Data Sets, Neurocomputing, Vol. 341, pp. 168-182 (2019)
- 4) Sill, J.: Monotonic Networks, Advances in Neural Information Processing Systems, Vol. 10 (1997)
- 5) Arrieta, A. B., et al.: Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges toward Responsible AI, Information Fusion, Vol. 58, pp. 82-115 (2020)



清藤 駿成 2017 年入社
研究開発部

機械学習・AI を用いた意思決定支援技術, マッチング技術の研究開発



星 魁斗 2020 年入社
研究開発部

機械学習・AI を用いた意思決定支援技術, マッチング技術の研究開発



泉 達也 1988 年入社
研究開発部

研究開発とりまとめ



澤田 瑞穂 1988 年入社
開発本部



継田 尚哉 2022 年入社
調達部

パートナー企業等への委託契約に係る業務, 開発人財のマッチング



鈴木 麻子 2009 年入社
調達部

パートナー企業等への委託契約に係る業務, 開発人財のマッチング



鈴木 馨 2000 年入社
財務・人財統括本部

パートナー企業等への委託契約に係る業務, 開発人財のマッチング