

# 【技術構想書】Agentforceにおける自律型ニューラルネットワークの3次元可視化と多次元ベクトル空間による高精度マッチング理論

著者: 石井 良馬 (屋号: RESIDENT)

作成日: 2026/06/03

キーワード: Agentforce、多次元ベクトル空間、セマンティック・マッチング、グラフ理論、3Dデータ可視化

## 1. 序論: 人材マッチングにおける「解像度」の課題

従来の人材マッチングシステムは、主にキーワード一致(SQLベースのフィルタリング)に依存しており、給与や職種といった「点」の情報での照合に留まっていた。しかし、実際の採用現場で重要視される「社風への適合性」や「潜在的なキャリアの方向性」といった定性的な情報は、従来の2次元的なデータ管理では欠落しやすく、ミスマッチの主因となっていた。

本稿では、SalesforceのAgentforceを活用し、企業と求職者の情報を多次元ベクトルとして定義することで、従来の限界を超えた高精度マッチングを実現する理論、およびその推論プロセスを視覚化する3Dニューラルコア・アーキテクチャについて詳述する。

### 1.1 概念のパラダイムシフト(2次元フィルタリングと3次元セマンティック文脈マッチングの対比)

#### ◎従来の2次元マッチング(条件の点消し)

一構造: 「求職者」と「求人」を、スペック(給与・職種など)という2次元の平面上にプロットする。

一限界: 条件が少しでも外れている(平面上の物理的距離が遠い)場合、AIやシステムは「不適合」と機械的に判断し、潜在的な優秀層を見落とす。

#### ◎本システムによる高次元セマンティック文脈マッチング(3D可視化による意思決定支援)

構造: AgentforceのLLM(大規模言語モデル)が持つ\*\*数百~数千次元の超高次元ベクトル空間(Embedding)において、企業と求職者の全データを多角的に演算。これを、人間が直感的に理解・操作できるよう、主要なメタ要素ごとに「X軸: 構造」「Y軸: 意味」「Z軸: 文脈」の3つの直交する評価空間へ射影(次元削減)\*\*して可視化する。

## 2. システム・アーキテクチャ: 3Dニューラルコアの構築

本システムは、Salesforce内のメタデータ構造を「脳内の神経回路(シナプス)」に見立てて可視化する。

## 2.1 メタデータの動的グラフ化

ApexクラスおよびSchema APIを用い、組織内の20以上のカスタムオブジェクト、Flow、Apex、プロンプトテンプレートを動的にスキャンし、グラフ構造(Node-Edge形式)へ変換する。これにより、AIが情報を処理する際の「思考経路」を物理的なネットワークとして再現する。

## 2.2 構成要素の役割定義

- **Object**(記憶領域): 蓄積された定量・定性データ。
- **Apex/Flow**(神経反射領域): データの加工・実行を司るロジック。
- **Prompt/Agent Action**(知性領域): 高度な推論と意思決定のプロセス。

---

## 3. 数学的理論: 高次元ベクトル空間によるマッチング

精度の高い自動マッチングの根拠は、Agentforceによる高次元埋め込み(Dense Embedding)表現と、それらを人間が解釈可能な3つの直交するマクロ評価軸(X, Y, Z)へと統合・マッピングする「多次元コンテキスト空間モデル」にある。

### 3.1 X軸: 構造・定量軸(Structural Dimension)

年収、経験年数、資格、勤務地等のハードスキルを数値化する。これはパズルのピースが物理的に合致するかを判定する「生存条件」の軸である。

### 3.2 Y軸: 意味・定性軸(Semantic Dimension)

プロンプトビルダーによる自然言語処理を用い、職務内容のニュアンスや企業文化、求職者の志向性を高次元ベクトル化(Embedding)する。

- 数理的根拠: 企業ベクトルと求職者ベクトルの「コサイン類似度(Cosine Similarity)」を算出する。これにより、使用される単語そのものが異なっても、「言葉の裏にある思想や意味の近さ」を0.0~1.0の範囲で定量的に評価する。なお、算出された類似度は、3D空間上の視覚的な相対位置として提示するため、ユークリッド距離(Euclidean Distance)に逆算・変換されてマッピングされる。

### 3.3 Z軸: 文脈・時間軸(Contextual Dimension)

過去のキャリア遷移パターンや、組織内における定着・成功事例の時系列データを算入する。これにより、「現時点での条件合致」に留まらず、「将来的な活躍・定着可能性(LTV)」をコンテキスト推論する。



この黄色の玉だけ1本のルートで  
マッチングリストを出力している。

- 今回のAgentforce(立体): 平面では重ならなくても、「奥行き(Z:ポテンシャルや定着可能性)」で見ると、実はすごく近い位置にいるという発見ができる。
- イメージ: 3Dグラフの中で、過去の「大成功した事例」というゴール地点があります。
- 理論: 今の商談や面談の状況から、その成功ゴールにたどり着くために、脳内の神経回路(メタデータの繋がり)をどう通れば一番早く着けるか、AIが「思考の最短経路」を探します。
- 結論: 「この求職者には、まずこの話を(Apex)、次にこのフローを(Flow)通すと成功しやすいですよ」という最短の攻略ルートをAIが提案してくれるわけです。

今までのマッチングが『条件の点消し』だったのに対し、本システムは『立体的な相性の計算』を行っている。

特に「Z軸(時間軸・文脈軸)」が重要になる。

### 3.4 総合マッチングスコアの定量的定義

本システムにおける総合的なマッチング精度を担保するアルゴリズムとして、以下の統合評価式を定義する。

$$Score(M) = (w_X \cdot S_X + w_Y \cdot S_Y + w_Z \cdot S_Z) \times (1 + \alpha_{AI})$$

- $S_X$  (構造的適合度 / X軸) : 経験年数、給与、勤務地等のハードスキルの合致度 ( $0.0 \leq S_X \leq 1.0$ )。
- $S_Y$  (意味論的適合度 / Y軸) : 社風、企業ビジョン等の合致度 ( $0.0 \leq S_Y \leq 1.0$ )。高次元ベクトルのコサイン類似度 (Cosine Similarity) を基に算出。
- $S_Z$  (文脈的適合度 / Z軸) : 将来のキャリアパスやタイミングの合致度 ( $0.0 \leq S_Z \leq 1.0$ )。過去の定着成功事例との時系列パターンの類似性を推論。
- $w_X, w_Y, w_Z$  (評価ウェイト係数) : 各軸の重要度を表す重み付け ( $w_X + w_Y + w_Z = 1.0$ )。採用企業が求めるフェーズ (即戦力重視なら  $w_X$  を高く、カルチャー重視なら  $w_Y$  を高くなど) に応じて動的に変更可能。
- $\alpha_{AI}$  (コンテキスト・ブースト因子 / Contextual Boost Factor) : Agentforce独自の自律型推論によって検出される潜在的シナジー効果 (通常時  $\alpha_{AI} = 0.0$ 、潜在的な適合や過去のトップパーフォーマーとの類似行動特性を検知した場合は最大  $+0.3$  まで加点)。単なる統計計算を超え、AIが非構造化データから見出した「気づき」をスコアに反映させる。

## 4. 具現化された機能の理論的裏付け

### 4.1 自動マッチング機能 (Neural Pairing)

上述の多次元空間において、最短距離 (Euclidean Distance) に位置するペアを自動選出する。

### 4.2 ミーティング前アドバイス (Inference Path)

Agentforceが3D空間上の「成功事例ノード」と「現在の商談ノード」を繋ぐ最適なパスを探索し、アクションを提案する。

### 4.3 定量・定性出力機能 (Multi-modal Analysis)

企業の財務データ (定量) と、AIによるインタビュー要約 (定性) を統合解析する。これは、左脳的分析と右脳的直感をAIがシミュレートしている状態と言える。

### 4.4 非構造化面談データにおけるデータ前処理パイプラインの確立

実際の採用現場や面談において得られる音声認識ログ等の定性データは、言い淀みや相槌、文脈の飛躍 (ノイズ) を大量に含む極めて粗い非構造化データである。これらを高精度にベクトル化するため、本システムではAgentforceおよびプロンプトビルダーを活用した3段階のデータ前処理パイプラインを実装する

1. セマンティック・クレンジング (**Semantic Cleansing**): LLM(大言語モデル)を用いて、会話データからフィラー(「ええと」「なんか」等)や無意味な相槌を自動でフィルタリングし、文脈の要点を崩さずにテキストの純度を高める。
2. 定性・文脈データへのマッピング (**Feature Extraction**): クレンジングされた定性テキストから、本人の潜在的な価値観(Y軸要素: ワークライフバランスや社風の好み等)およびキャリアの時間軸情報(Z軸要素: 過去の成功体験や未来の展望等)を識別し、構造化されたJSON形式へと自動分類・マッピングを行う。
3. 分散表現 (**Embedding**) の実行: 分類された各テキスト要素を専用の埋め込みモデルへ投入し、数百次元の多次元ベクトルへと変換することで、前述の『コサイン類似度を用いた立体的な相性の計算』の直接的な入力データとして活用する。

このパイプラインの確立により、面談現場の「生の声」という極めてノイズの多い情報からでも、人間の主観に頼ることなく、客観的かつ数学的なマッチング根拠 (Inference Path) を導き出すことが可能となる。

---

## 5. 考察: 3D可視化がもたらす「AIの透明性」

AIの判断プロセスはしばしば「ブラックボックス化」するが、本システムのように3D空間で処理プロセスを可視化(可視化された光のパルス)することで、なぜそのマッチングが行われたのかという「根拠の可視化」が可能となる。これは、ユーザー(エージェント)がAIの提案を信頼し、意思決定の質を高める上で不可欠な要素である。

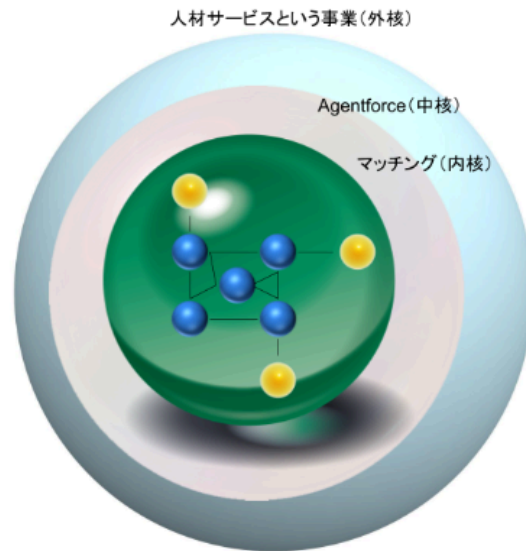
---

## 6. 結論

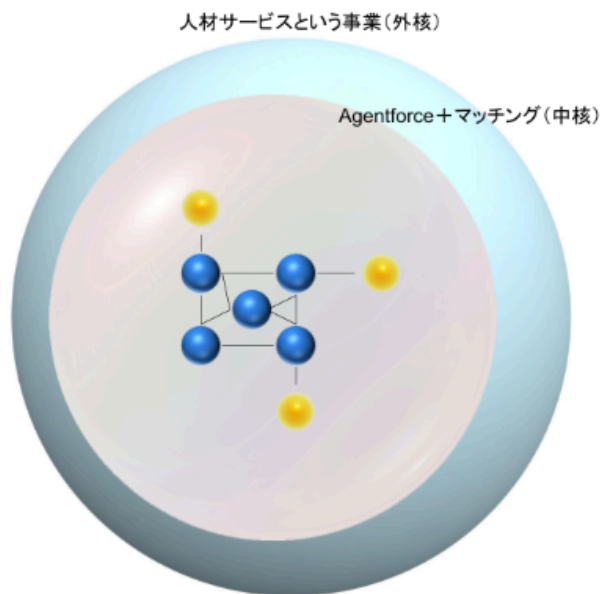
Agentforceを用いた3Dニューラルコア・システムは、単なる可視化ツールではなく、複雑な多次元データを直感的に理解可能な形に変換し、数学的根拠に基づいた意思決定を支援する次世代のインテリジェンス・プラットフォームである。これにより、人材マッチングにおける精度と納得感は飛躍的に向上する。

---

(本来の概念図)



(勘違いしがちな概念図)



---

(シミュレーター)

[https://www.resident-ai.jp/agentforce\\_3d.html](https://www.resident-ai.jp/agentforce_3d.html)