

# DIGITALBCG

## DigitalBCG Japan の取り組み事例:

### デジタル技術を活用して意思決定を支援する People Analytics

溝江 宏真

企業における人事業務の領域において、AI 等デジタル技術を活用して意思決定を支援することを **People Analytics**(以下 **PA**)と呼ぶ。過去の人事領域に関わるデジタル関連プロジェクトを振り返ると、営業職の働き方改善といったような"単一職"の"特定業務"に対する改善活動といった色合いが濃く、人事採用や配置、配属に関わる取組という意味での事例は数えるほどであった。しかしここ最近では「人事+AI」についてお客様からご相談頂く機会が国内外で急激に増えている。日本国内における要因としては少子高齢化等に起因する人材獲得難がおそらくあり、それに影響を受けてか、タクシー車内の動画広告(「あしたのチーム」、「タレントパレット」等)や関連書籍の出版が目立ち始めたことも関係しているのかもしれない。

#### PA を導入した実際のプロジェクト事例

本稿では **DigitalBCG** における **PA** の事例として、製造業「 $\alpha$ 」社(以下  $\alpha$ )との取組について概要を紹介したい。 $\alpha$  は先進的な企業で、複数の新規事業を積極的に立上げており、定期的に少なくない規模で新規事業部やチームへの異動人事が行われていた。異動対象者は  $\alpha$  の本業において一定程度以上の実績を上げた優秀な社員の皆様ではあるが、必ずしも新規事業で同じように、期待通りに活躍する訳では無いことが上層部の問題意識としてあった(仮に製造全般に関わる知識が非常に豊富な方であったとしても同様)。

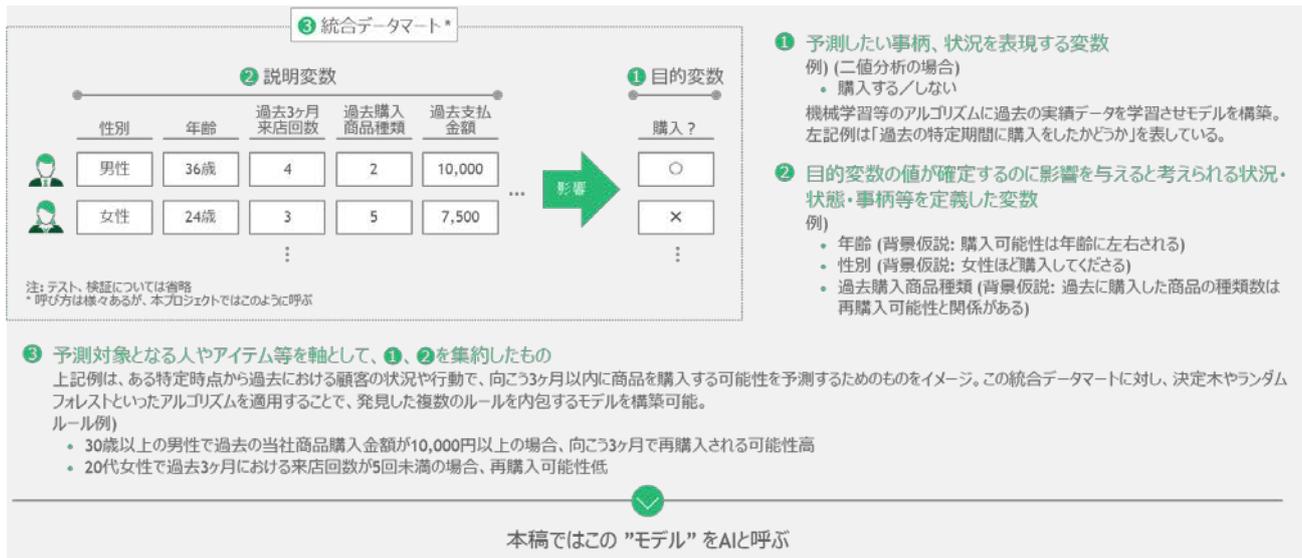
この問題意識を受け **DigitalBCG** のデータサイエンティストが取組ませて頂いたのが、異動や配属という一見デジタルと相性の悪い領域に **AI** 技術を取り入れ、適切な"候補者"を発掘することである。対象となる社員の皆様にとって不幸な配属を無くし、併せて意思決定に関わる管理者の悩みを低減することで、双方が満足する“人事“の実現を目指した。

「適切な配属」は、社員がどのような業務に向いているかを的確に判断できれば実現できる可能性が高いと考えられる。そこで本プロジェクトでは、個々人が「新規事業」や「特定職種」に対する向き

不向きな度合いを予測する AI を構築した。本稿では例として「新規事業」向け AI を構築する際に実行した主な STEP と留意点を概略する。

具体的な STEP の解説に入る前に、前提となる AI の基本構造[図 1]、考え方について先ず御説明したい。本プロジェクトにおける AI の基本構造は、予測を目的とする際の一般的なものであり、以下のような統合データマートに機械学習のアルゴリズムを適用することで構築している。

[図 1] 本プロジェクトにおける AI の基本構造



予測の精度が高い AI は、万人に適用できるルールを複数内包している。このような AI を構築するためには、如何に「筋の良い」説明変数を準備できるかが鍵となる。説明変数の作成方法にはテクニックやノウハウがあるが、自分達の考える説明変数を作るために必要なデータを集めることがまずは重要である。

## 実行 STEP

ここからは、PA プロジェクトにおいてどのように説明変数を定義し、データを集め、AI を構築したか具体的な 5 段階の実行 STEP を紹介する。

### STEP1: 評価視点の整理

本プロジェクトの目的は、社員の向き不向きを判断する AI を構築することである。そのため、目的変数は新規事業領域において「パフォーマンスしたかどうか」となる。この「パフォーマンスしたかどうか」を決める要因を如何に AI に取込むか(説明変数として表現するか)考えるため、まず初めに社員の評価に関わる方々と、社員を評価する際の「視点」について整理した[図 2]。

α では、多くの企業と同様に知識面、技術面、行動面等といった複数の視点を総合して社員評価を行っている。本プロジェクトで構築する AI にも、このような視点を持たせられれば、適切な予測ができる可能性は高いと考えた。

#### ● イメージの具体化

ここでのポイントは、例えば「できる人」「パフォーマンスの高い人」といった、何となくイメージは浮かぶが曖昧で抽象的な言葉を噛み砕き、具体的な説明変数に落とし込むことである。

また、その際に留意しておきたいことは、説明変数の表現の仕方は複数種あり得るということである。例えば「営業知識の豊富さ」を表す場合、定期的に部課内で行われる商品知識テストの点数を使うべきかもしれないし、過去の提案先業種数・取扱商品数で表した方が確からしいかもしれない。そのため、それぞれの指標はどのようなデータをどう使えば表現できるか、そして目的変数に影響を与えるものになりそうか仮説を立てて整理することが重要である。

● **データ入手可否調査と留意点**

整理した後、実現に必要なデータが手に入るかどうか本格的に調査していくが、ここでもいくつか留意点がある。

まず、IT 部門は勿論のこと各データの主管部課にご協力頂くことが必要である。そのため、仮説整理段階から少しずつ打診しておくことをお勧めしたい。

また、当該データの活用は、法律や会社規定上問題ないかどうかを法務部門とよく相談した上で注意して行う必要がある(忘れがち、後回しにしがちなので十分注意して頂きたい)。

このように、PA プロジェクトを進めるには、多数の部門の方のご協力が不可欠である。そのため、「顔の広い方」に可能な限り、アドバイザー的な形でも構わないので参画頂くことが望ましい。

[図 2] 評価視点の整理

説明変数(案)	仮説	活用データ
判断力	• xx年後の業務成績優秀者は、入社時に測定したxxが高い傾向にある	非公開
顔の広さ	• 業務成績優秀者は、顔の広い方とのつながりを持つ。但し本人が顔が広いとは限らない	
勤務スタイル	• 出退勤時間のばらつきがxxな人ほど、優秀と評価される人が多い	
過去の所属部署	• 所属社員の評価値平均がxx以上の部署に異動した方は、xx年後の評価が他の場合より高い	
	⋮	

**STEP2: データ収集・加工**

次に、STEP1 で定義したデータの収集を、本格的に開始する。収集したデータを元に、前 STEP で作成したリストを元に説明変数を作成し、統合データマートを作り上げていく。なおデータ収集は往々にして時間がかかるため、統合データマートの作成は、全てのデータが集まってから始めるのではなく入手したデータの範囲で都度段階的に構築していくことが望ましい。

また、当初意図した全てのデータが手に入ることは、ほぼ無いことも留意しておきたい。例えば IT リテラシーをテストの点数で表現しようとした場合、テストの受験が義務付けられておらず一部の社員のデータのみ存在することが有り得る。または判断力等を入社時テストで測ることを考えた場合でも、時期によってテスト問題が変わっていて同じ土俵で比較することが難しいことも有り得る。これらのような場合は、他の手段で当該能力を表現する手段を考える。これが前 STEP において仮説出しを重要視する理由である。それでも適切なデータが無い場合は、直近の取組ではその項目を利用しない判断をすることが必要となる。

また、当該データの重要性が高いと考えられる場合は、「新たに収集開始すること」を検討するが、無いものを新しく収集することは往々にして時間がかかるため、まずは、現時点で手に入るデータを使って AI 構築を進めることを推奨している。

並行して、今後の AI の性能向上に向けて取得していきたいデータを明らかにするために下記のようなリストを作成し、(一般的にはプロジェクト終了後に) 入手に取組んでいく[図 3]。

[図 3] データ収集・加工

表現対象	対応データ	現時点入手可否	… 今後の収集方法	優先度	担当	予定開始日
ドキュメント作成力	非公開	XX年以降なら可	XX部に対応依頼。データ保管先を拡張	高	—	20XX/XX/XX
好奇心の強弱		×	他データでの表現方法を改めて検討	低	—	検討中
…		…	…	…	…	…
積極性		x年からのみ存在	取得・保管を継続して行い、次年度以降のAI改善に利用	低	—	20XX/XX/XX

### STEP3: 評価の定義

将来のパフォーマンスを予測する AI を作成するためには、説明変数に加えて目的変数として「人事考課実績」を準備する必要がある。PA の領域では多くの場合、その人がパフォーマンスしたか、成果を上げていたかどうかを予測対象となる。年次評価をそのまま使うのが最も容易だが、純粋なパフォーマンス以外の要素や配属前の状況が評価に含まれる等、パフォーマンス予測の目的として適さない場合は、当該社員の評価対象期間における管理者にヒアリングを行い、改めて作成することとなる(本プロジェクトではヒアリングして再定義することを選択した)。

繰り返しになるが、予測 AI は説明変数を元に、本 STEP で定義した目的変数を予測できるように構築する。今後の人事評価に少なからず影響するため、最も時間をかけて慎重に対応を進めるべき STEP である。

### STEP4: モデリング

STEP4 では、STEP2 までで準備した説明変数を用い STEP3 で作成した評価を予測する AI を構築する。本プロジェクトでは、BCG グローバルの知見も踏まえ、知識面、性格面、スキル面等、複数の人材評価視点毎にパフォーマンス可能性を予測する AI を作成し、結果を総合的に評価するアンサンブル形式を採用した。これによって、性格で当該職種に適していても、スキルが足りない場合は育成候補としてしばらく様子を見るスキルは足りているが性格が向かないのであれば、(おそらく性格を変えるのは難しいので)そもそも今回の異動候補から外し他の領域で活躍してもらおう等の判断を、AI 予測結果を見て人事管理者が判断できるようになる。

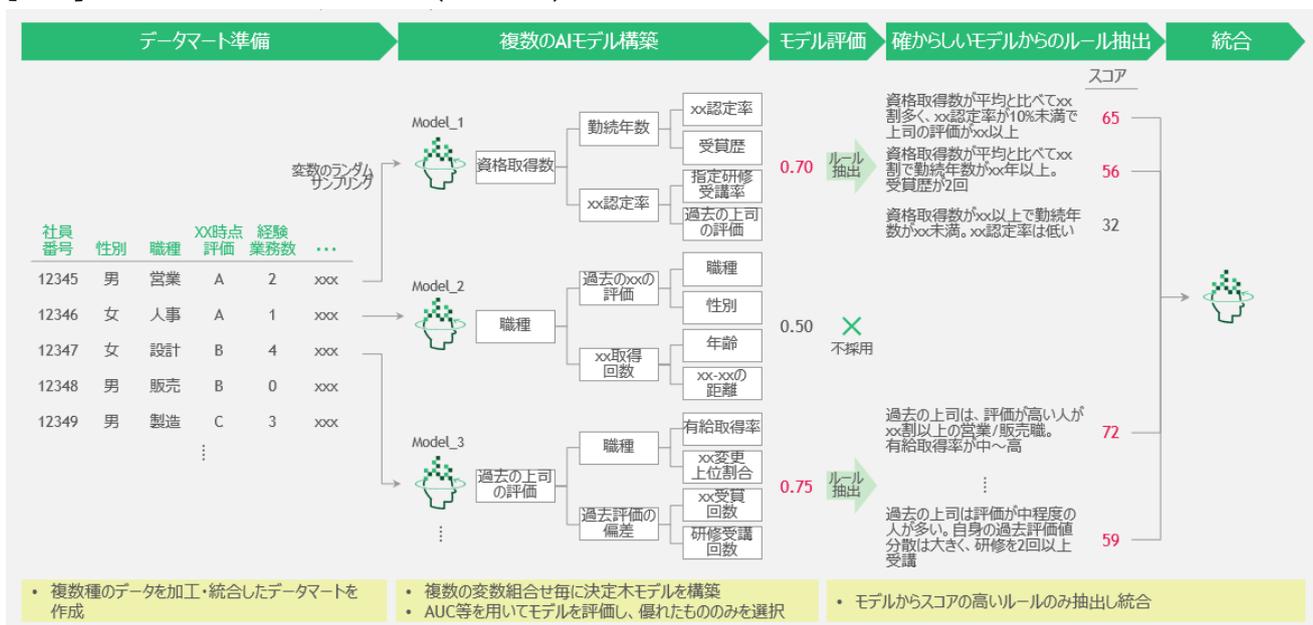
### STEP5: AI 予測結果の評価

PA 領域においても、AI 予測精度の評価は、一般的な分析プロジェクトでよく使われる AUC や F 値等の指標を用いて行う(評価指標については、本稿では省略)。また、特定指標の予測結果への影響度が想定より小さい場合、他のデータを使って当該変数を作り直し、再度モデリングし直すこともある。加えて、AI が実用に足り得るレベルにあるかを判断するため、どのような変数が判定に使わ

れたか、そしてそれらの変数がどのように組み合わせられて予測結果が出たかを人事担当者に提示し、評価を頂く。多くの場合、人事担当者に納得頂ける予測結果もあれば、全く想定外の候補者を AI が示すことも有り得る。

そして人事の領域では、例えば割引クーポンのパーソナライズ配信のように、短期間で試行を繰り返し、予測精度を高めていくことは困難である。また、最初から完璧なものができることは、他の AI 開発テーマと同様でまず有り得ない。そのため、本プロジェクトでは、先ず AI による予測結果を参考情報として人事担当者が実際の判断を下し、一定期間後に異動者のパフォーマンスを評価して AI の予測は結局正しかったのかを判断する流れを繰り返し実施するようにしている[図 4]。

[図 4] PA モデル構築ステップ (イメージ)



## 人事領域におけるデータサイエンス技術の可能性

変化の激しい現代に適応するための組織変革や人材獲得・育成は、多くの企業にとって共通の課題と認識している。BCG ではこれらの課題解決に向け、組織設計や採用育成方針の策定、運営等広範囲の支援を行っており、DigitalBCG は特にデータサイエンス等デジタル技術の観点からそれらの取組に携わっている。

本稿では人事担当者が行うように多様な視点から候補者を評価し、新規事業に向いている可能性の高い方を選定する AI の構築事例を紹介した。これ以外にも、

- 応募者・企業双方にとって満足度の高い新規採用
- 漠としがちな人事評価の数値化・明確化による評価担当者の負荷軽減
- 最も成果(利益、社員の育成等)が高くなるプロジェクトへのアサイン
- 営業担当者が最もパフォーマンスできる訪問先・担当顧客の割り当て

等、企業全体から部課レベルまで、人事領域へのデータサイエンス技術の適用余地は大きい。従来の人事組織戦略とデータサイエンス技術を組み合わせることで、より高い成果を実現できる可能性は大きいと考えられる。

## 溝江 宏真

ボストン コンサルティング グループ (BCG) 東京オフィス

DigitalBCG Japan, BCG GAMMA – Lead Data Scientist

慶應義塾大学大学院 政策・メディア研究科 修士卒業

データ解析専門会社やハードウェアベンダー等において、製造装置の動作最適化やレコメンデーションシステムの構築、データ分析を踏まえた組織人材育成等、データサイエンスに関わる多様なプロジェクトを経験。

近年では製造・通信・金融・保険業界等において、機械学習を用いた営業プロセス改善やデジタルトランスフォーメーション推進等に多く携わる。

2020年9月発行

(2020年4月10日～2020年6月5日に、LinkedInにて掲載したものを一部編集して発行しております)

ボストン コンサルティング グループ (BCG)

BCGは、ビジネスや社会のリーダーとともに戦略課題の解決や成長機会の実現に取り組んでいます。BCGは1963年に戦略コンサルティングのパイオニアとして創設されました。今日、BCGの支援領域は、変革の推進、組織力の向上、競争優位性構築、収益改善をはじめとしてクライアントのトランスフォーメーション全般に広がっています。

BCGのグローバルで多様性に富むチームは、産業や経営トピックに関する深い専門知識と企業変革を促進する洞察を有します。これらに加え、テクノロジー、デジタルベンチャー、パーパスなどの各領域の専門組織も活用し、クライアントの経営課題に対しソリューションを提供します。経営トップから現場に至るまで、BCGならではの協働を通じてクライアント組織に大きなインパクトを生み出しています。

日本では、1966年に世界第2の拠点として東京に、2003年に名古屋、2020年には大阪、京都にオフィスを設立しました。

<https://www.bcg.com/ja-jp/default.aspx>

本稿の無断転載・引用を固くお断りします。