

需要予測のプロフェッショナル 【デマンドプランナー × データサイエンティスト】

NEC 需要予測エヴァンジェリスト 山口 雄大

私は2010年から需要予測に携わってきましたが、メインで所属していた事業会社の中で約30名、社外のビジネス講座で約250名のデマンドプランナーを育成してきました。社内では業務プロセスの設計や予測システムの導入に合わせて、実務の推進にフォーカスした教育内容をつくり、社外では学術知見の整理をベースに、需要予測の標準的な知見、マインド¹⁾を学べる内容にしました。

そこでは古典的な指数平滑法²⁾を応用した予測モデルの数式解説や、勾配ブースティング決定木系の機械学習モデルのプログラム解説³⁾はほとんどしていません。もちろん、それらの考え方や特徴はお伝えしてきましたが、ビジネスにおける需要予測では数式やプログラムは本質ではないからです。

これは私だけの考えではなく、近年では論文も発表されたため、今回はデマンドプランナーとデータサイエンティストという2つの専門職種の整理から、ビジネスにおける需要予測の進化についての考え方を提唱します。

AIで明確になった境界

HAVI⁴⁾で食品の需要予測を担うOlgaは、なぜデマンドプランナーはAIを使わないのか？という疑問から、2つの職種のマインドの違いを図表1の通り、整理しています⁵⁾。

データ分析サイドから需要予測に関わった方は、おそらく反論したくなると思いますが、デマンドプランナーは未来を予測することを重視、より正確に

デマンドプランナー	データサイエンティスト
<ul style="list-style-type: none"> • 未来を予測したい ✓ 過去のふりかえりの優先度が低い • 限られたデータでの予測が前提 ✓ データ整備の優先度が低い ✓ どんな条件でも予測を出す • 人的判断を併用 ✓ アルゴリズムへのこだわりが弱い ✓ パラメータの理解、意識が乏しい ✓ 不十分な情報でも総合的に考慮できる • (予測精度向上のための) フィードバックループが回りにくい ✓ 知見の蓄積・継承に問題がある 	<ul style="list-style-type: none"> • 過去を精度高く説明したい • 大量のデータが必要 ✓ データの入手しやすさや管理コストへの意識が高い ✓ データが少ない領域は敬遠しがち • データドリブンが基本 ✓ エンジニアリングスキルで精度に差が出る ✓ 因果関係よりもアルゴリズムや学習データの選択、パラメータ調整に着目しがち • フィードバックループが回る ✓ 特にECビジネス、チャンネルに強い

脚注5の論文を参考に筆者作成

図表1 デマンドプランナーとデータサイエンティストのマインドの違い

補足すると、未来でよりよい意思決定をすることを重視し、データサイエンティストは過去を精度高く再現することに注力するというマインドの違いが指摘されています。

もちろん、データサイエンティストも、過去を精度高く再現できるからこそ、未来もそれなりに予測できると考えていると思いますし、それには同意します。一方で、デマンドプランナーは過去データが質的にも量的にも十分でないことは当然の前提として捉えていて、それをベースとした予測には限界があり、だからこそ人的判断を組み合わせることを相当、重要視します。

また、データサイエンティストは予測精度を目標に、アルゴリズムやパラメータ、データにこだわって試行錯誤します。一方でデマンドプランナーは、需要予測の後工程である在庫・生産・調達・物流計画の最適化や、マーケティングや営業、ファイナンス部門なども関わる意思決定（S&OP⁶⁾）への貢献を気にします。だからこそ、精度よりも予測の解釈性を重視する場合があります。

私はどちらの立場でも仕事をしてきたこともあり、どちらが良いなどは考えていません。ただ、たまにいただく書籍や講座へのコメントにはどちらかの視座に偏ったものがありますし、このマインドのアンバランスさが、需要予測の実務でAIなどの高度な分析が使われない大きな障害になっていると思っています。

多重指数平滑法などの古典的な統計モデルは、多少学べばエクセルなどでもでき、需要予測の実務において統計の専門家の出番はあまりありませんでした（ベンダーでのシステム設計は別です）。しかし、機械学習モデルとなると、プログラミングの知識や分析環境などが必要な場合が多いこともあって、実務でもデータサイエンティストへのニーズは小さくありません。結果、データ分析の専門家と需要予測の実務家のギャップが目立つようになってきたと考えています。

予測精度コンテスト

これら2職種の思考回路の違いがたまたま明確に

なった事例を紹介します。私はデータサイエンティスト2名とデマンドプランナー3名でチームを組み、予測精度コンテストに参加したことがあります。飲料メーカーのデータを使って既存品の需要予測を行い、その精度を競い合うコンテストです。

こうしたコンテストでは、途中に何度か予測値を提出するタイミングがあります。そこで、精度だけフィードバックをもらえ、それを参考に予測をやり直すというサイクルをくり返します（このルール自体がビジネス需要予測目線では違和感があり、データサイエンティスト向けのコンテストだと感じます）。

この時、

- ・どの製品がどれくらいはずれているか
- ・どの期間ではずれているか

といった詳しい内容はわかりません。

そのため、与えられているデータの期間の中でも、学習期間と評価期間に分け、その評価期間における精度分析から、予測精度向上を目指します。

ここで、データサイエンティストはよりデータにフィットするアルゴリズムの探索、パラメータの調整、データの前処理を行おうとします。例えば機械学習モデルで細かなノイズを再現できないのであれば、その商品はシンプルな移動平均モデルでの予測にして、誤差を最小にしようと考えます。

これはデマンドプランナーだと少し違うことを考えます。ノイズの影響で季節性やトレンドが見えにくい商品の需要予測は難しいので、とりあえず移動平均モデルなどで業務を効率化し、在庫計画を工夫することで欠品や過剰在庫を防ごうとします。そのため、コンテストではデータサイエンティストのような発想は生み出しにくいのです。

一方で、精度が低い商品の購買行動を深掘りします。何本かのまとめ購入用のセット品よりも、バラ売り品の予測精度が悪かった場合、売上構成比の大きな販売チャネルの特性なども踏まえ、バラ売り品はコンビニなどでの突発的な購買が多いのでは？などと発想します。そうであれば、店舗在庫の減少は不規則であり、ケース単位で仕入れた場合は、ある日の仕入れは翌日の仕入れにマイナスの影響を与える可能性が高いなどと考えます。これを踏まえ、予

測ロジックの修正を提案します。

つまり、データドリブンで予測精度の向上を目指すのと、数字の背景にある因果関係の想像から精度向上を目指すというアプローチが異なると言えます。

需要予測を進化させる最強タッグ

こうした考え方の違いは、どちらかが歩み寄りたり、間をとったりというものではないと思います。むしろタッグを組むことでどちらかの職種だけでは開発できない予測モデル、パフォーマンスを生み出すことができます。

例えば、売上規模の大きな日の予測が低めに出るとします。統計や機械学習モデルは極端な値は出しにくいので、よくあることです。これに気づいたデマンドプランナーは、予測値が一定数以下の場合、特別な係数を掛けて予測値を上げることを提案します。

それでおそらく精度は上がる場合が多いでしょう。しかし、その判断や程度は属人的になり、パフォーマンスレベルはデマンドプランナーのスキルに依存することになります。

ここでデータサイエンティストは、機械学習モデルに線形の関係性を表現する回帰系モデルを組み合わせることを思い付きます（いわゆるアンサンブルモデルです）。これによって発想がアルゴリズム化され、属人性を抑制することができるのです。

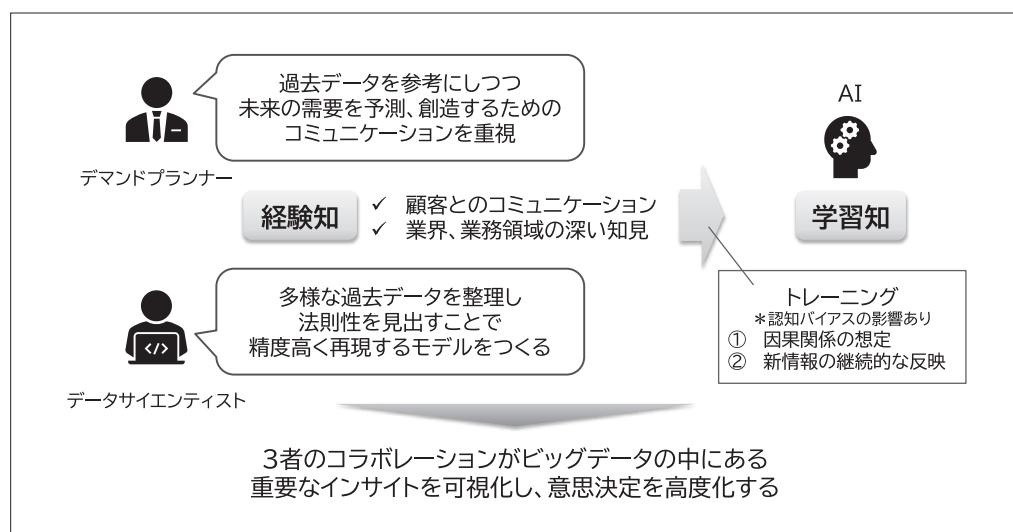
デマンドプランナーがビジネス知識（ドメイン知識）を基に数字の背景を想像し、予測精度を高めるアイデアを考え、これをデータサイエンティストがアルゴリズム化する。このタッグが需要予測の暗黙知を形式知化し、組織としての予測パフォーマンスの再現性を高めるのです。

前回の第19回のコラムで、経営学のSECI理論を使った需要予測の知の継承⁷⁾について提唱しました。このサイクルを実際に回していくには、デマンドプランナーとデータサイエンティストのタッグが有効だと考えています（図表2）。

スキルアップ戦略

戦略とは、やらないことを決めること、とも言われます。これは事業だけでなく、個人のスキルについても言えると思います。

本コラムで紹介した2つの職種に必要なスキルは、理想を言えば、両方身につけることかもしれません。しかし、私の周りのデータサイエンティストは、海外を飛び回り、日進月歩のデータサイエンスの世界で常に新しい情報にキャッチアップし、かつそれを幅広い業界で試しています。一方で、需要予測を担う実務家は、VUCAな環境、新製品の発売、ECなど新しい購買行動の拡大など、日々移り変わる条件の中で、数字の背景を想像し、需要予測をリ



論文⁸⁾を参考に筆者作成

図表2 デマンドプランナーとデータサイエンティスト、AIの協働

バイスし続けています。

これらを同時にトップレベルのスピードと質で回していくことは現実的とは言えないでしょう。つまり、自身のスキルはどの領域でトップレベルを目指し、それ以外は仲間に任せるといったマインドが重要になります。

こうした目線は、マネジメント職を経験することで、実体験として身につけることができます。自分はある分野のプロフェッショナルになりたいと思っただけで、特にSCM領域では多いでしょう。しかし、チャンスが巡ってきたのなら、一度はマネジメント職を経験してみることをおすすめするのは、こうした視野の広げ方が、自身のスキルアップ戦略に役立つからです。

ちなみに、データサイエンスの実務活用が本格化する中、経済産業省はDX（デジタルトランスフォーメーション）による新価値創出をリードする人材に必要なスキル（DX推進スキル標準⁹⁾）を整理しています。プログラムを書き、データを処理して分析する狭義のデータサイエンティストは、5つのスキル標準のうちの1つとして位置づけられています。この他、ビジネス課題に関する仮説を構築し、業務変革をリードするビジネスアーキテクトや、ビジネスと顧客の両視点で製品やサービスのデザインを考え、開発をリードするデザイナーなどが定義されています。こうしたスキル標準の整理も、ご自身のスキルアップを考える際に有効になるでしょう。



今回は、デマンドプランナーとデータサイエンティストという、需要予測に関わる2つの専門職種を例に、スキルやマインドの違い、さらにはタグを組む目的や強みを整理しました。この関係性は、ビジネスにおける需要予測を進化させるだけでなく、自身のキャリアを考える際にも有効です。みなさんの職種も、おそらくAI時代に変化している最中だと思いますが、本コラムをきっかけに、改めてスキルアップ戦略を考えていただけたら嬉しいです。

【参考文献／補足】

- 1) 『新版 需要予測の基本』（日本実業出版社、2021）をテキストとした日本ロジスティクスシステム協会の講座などです。
- 2) Robert G. Brown, Richard F. Meyer and D. A. D'Esopo. The Fundamental Theorem of Exponential Smoothing. *Operations Research*, Vol. 9, No. 5 (Sep. - Oct. 1961), pp. 673-687.
- 3) 「デマサロ！」第6回で、需要予測担当者が知っておくべき機械学習モデルの、数式ではなく、考え方を解説しています↓
山口雄大の需要予測サロン「デマサロ！」：需要予測相談ルーム | NEC
- 4) マクドナルドの新商品の需要予測など、サプライチェーンオペレーション全般を請け負っている企業
- 5) Olga Gerasymchuk. "Why Aren't Demand Planners Adopting Machine Learning? Why You Should Take the Leap?". *Journal of Business Forecasting*, Summer 2023, p.4-7.
- 6) VUCAな環境下におけるS&OPの課題と進化の方向性『S&OP』セミナーレポート第1弾【2023.08.16】 | NEC
- 7) 『需要予測の戦略的活用』（日本評論社、2021）の第18章でも整理しているので、併せてご参照ください。
- 8) Daniel Fitzpatrick. "No, AI isn't Coming for Your Demand Planning Job." *Journal of Business Forecasting*, Fall 2020, p.12-13,32.
- 9) デジタルスキル標準（METI/経済産業省）

【執筆者プロフィール】

山口 雄大 やまぐち ゆうだい

東京工業大学卒業。NEC需要予測エヴァンジェリスト、青山学院大学非常勤講師（サプライチェーンマネジメント）。化粧品メーカーで10年以上、需要予測を担当した後、S&OPグループマネージャーを経て現職。「需要予測相談ルーム」や「#山口雄大の需要予測サロン（デマサロ!）」で需要予測やS&OPに関する最新のトレンドや事業現場のリアルを発信している。Journal of Business Forecastingなどで需要予測の研究論文を発表。著書に『すごい需要予測』（PHPビジネス新書）、『企業の戦略実現力』（共著・日本評論社）など多数。



← 「山口雄大の需要予測サロン（デマサロ!）」
アーカイブ動画はこちらから