

演習04:解答の枠組み（解答例）

解答の枠組み(図の挿入など、必要に応じて改変していただいて構いません)
複数の打ち手に対してPoCを行った場合には、複数枚提出してください。

今回のPoCで検証した打ち手
 （演習03-Cから1つ）

過去実績等から将来のトラック台数を予測する機能を実装/導入する
 （Excelを用いて自前で構築する）

検証内容・範囲・方法 何を明らかにするための検証を行ったか？

検証内容

- ① 実用に足る精度でトラック台数を予測できるか？
- ② 上記予測をもとに定期契約台数を变化させた場合に、コストメリットが見込めるか？

検証の範囲

- Excelを用いて2か月先の月次平均トラック使用台数の予測を行う
- 過去データの量・粒度を踏まえて、採用するアルゴリズムを決定する

検証方法

- Excelで予測モデルを実装する
- 変数には以下を使用する

説明変数

 - 部品ごとの需要量、過去トラック台数
 目的変数

 - 2か月先の定期便の契約台数

実施概要 具体的に、何を行ったか？

検証手順

- 既存データの活用方針、採用アルゴリズムの検討
- 分析用データセットの作成(前処理)
- 予測アルゴリズムの構築
- 精度検証
- 費用シミュレーション

検証環境

- Excel(Microsoft 365 MSO (16.0.14326.20936))

その他、検証実施における前提など

- 現行、一担当者が毎月1〜2日程度を掛けて2か月先のトラック台数を見積っているため、毎回8H以下で処理が完結できる事が望ましい
- 外注先コードが5999、出荷場所区分が0,2,5のデータを対象とする

結果・考察 どのような結果・考察が得られたか？

検証結果

- ① 実務に耐えうる精度範囲で予測することができた
- ② 一定のコスト削減を見込めることがわかった

① 実現性の評価(予測精度)

- ルールベース手法により、7〜11月の5か月間において、本来必要であった台数に比べて、8月の誤差1台のみに収まる結果となった
- 今回は5ヶ月分のデータのみ使用したが、月数を増やすことにより精度の向上が期待できる

② ビジネスインパクトの評価

- シミュレーションの結果、最大で1ヶ月あたり200万円前後の費用削減が見込めることが分かった
- また予測モデルを使用すれば、トラック費用だけでなく従来予測にかかっていた8〜16時間分の工数も削減できる可能性がある

今後に向けた考察

- 今後精度を高めるためには説明変数の拡充・過去データの蓄積が有用であることがわかった

検証の方針

背景・目的

- 現在貴社では、定期便と非定期便の最適な契約台数を算出するために、トラック台数予測モデルの導入を検討している。そこで本格的な導入の前に、トラック台数予測の実現可能性及び導入効果に関する簡易検証を実施した。

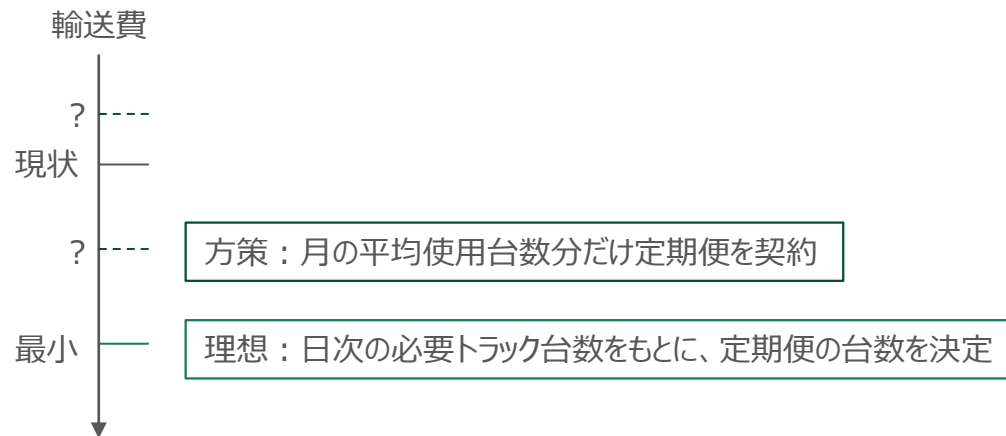
検証内容

- 検証① 予測モデルの作成
 - 現状のデータでトラック台数予測モデルの作成が可能なのか、どのような手法であれば実現可能なのか、どれぐらいの精度が期待できるのかの検証を行う。
- 検証② 収益変化シミュレーション
 - 検証①で検討したトラック台数予測モデルの結果を用いて契約するトラック台数を決めた場合、費用にどのような変化がもたらされるのかという点について、具体的な数値を使ってシミュレーションを行う

検証① 予測モデルの作成

方策

- 定期便・非定期便の最適な契約台数を見積もるためには、日次の必要トラック台数を予測して、それをもとに費用が最小になる定期便・非定期便の台数を決定するのが最良である。
- しかし、次々頁に示す理由より日次予測ができないため、費用の最小化は難しい。
- そこで、月の平均使用台数分だけ定期便を契約し、そこから溢れた分は非定期便を使用するという方策をとることにし、その場合費用がどれくらい削減されるのかの検証を行った。



検証① 予測モデルの作成

要件定義

- 予測対象：月次の平均トラック使用台数
- 予測タイミング：2ヶ月前
- 使用可能データ：2ヶ月前の部品毎の需要量、2ヶ月前までのトラック台数など
- 実行時間：8時間以内

検証① 予測モデルの作成

手法の検討

予測手法	月次予測	日次予測
過去のトラック台数を元に予測 (時系列予測)	✗ トラック台数データが5ヶ月分しかない	✗ トラック台数データが5ヶ月分しかない
需要量からトラック台数を予測 (機械学習)	✗ トラック台数データが5ヶ月分しかない	✗ 部品毎の需要量データは月次
需要量からトラック台数を予測 (ルールベース)	○	✗ 部品毎の需要量データは月次



現状のデータの粒度では日次予測は難しいため、月次予測とする。

また、機械学習や時系列予測を行うにはデータ数が少ないため、データ数が少なくても実現可能なルールベース手法を採用する。

部品毎の需要量が必要なトラック台数に大きく影響するため、需要量からトラック台数を予測する。

検証① 予測モデルの作成

ルールベースのアルゴリズム

インプット

2ヶ月前の部品毎の需要量

部品毎の梱包情報を元に算出

※次頁参照

需要量から算出される月の平均トラック使用台数

× 1.87

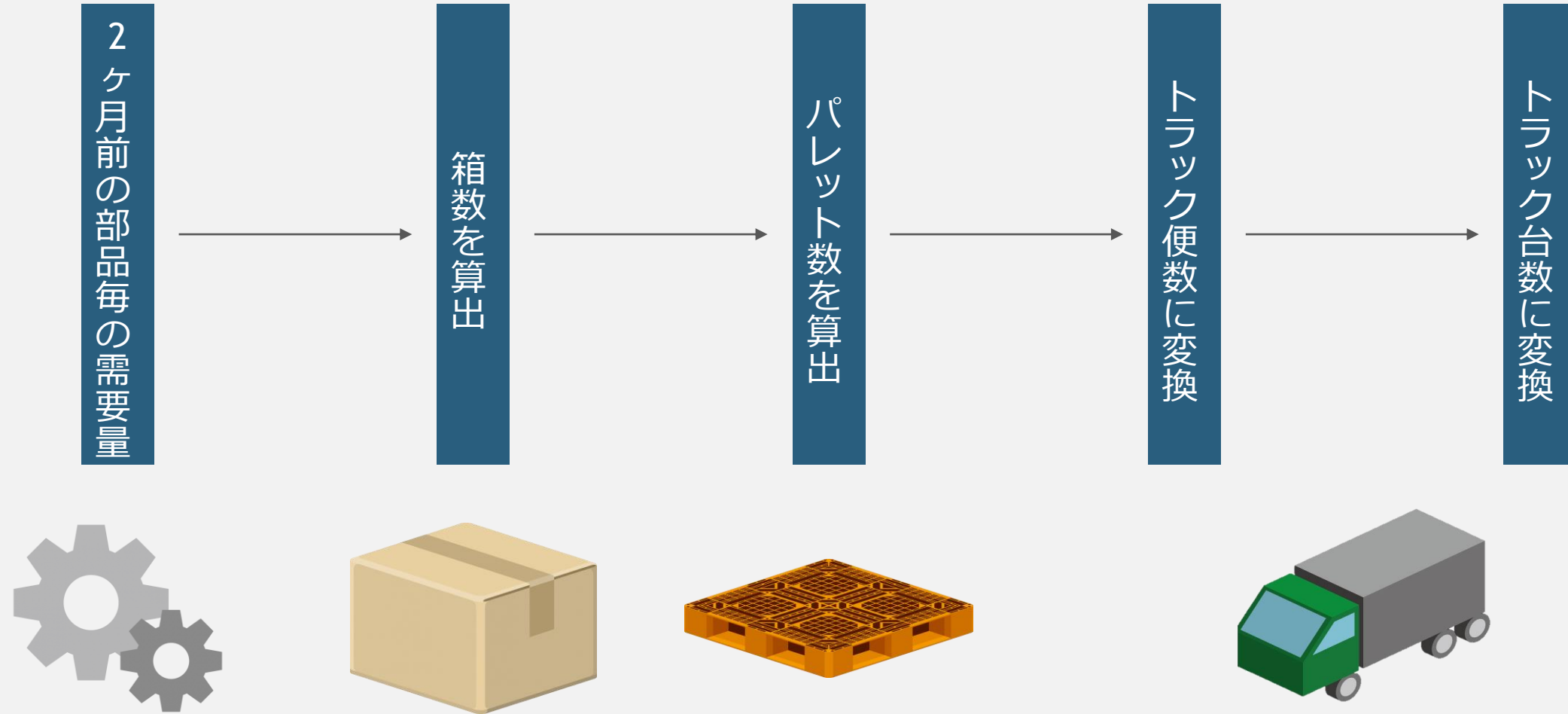
需要量から算出した台数と実際に使用した台数には平均1.87倍の関係が見られるため

月	需要量から算出された台数	実際に使用した台数	倍率
7月	5.18	9.4	1.81
8月	4.78	9.4	1.97
9月	4.62	8.9	1.93
10月	4.1	7.2	1.76
11月	4.05	7.7	1.90

アウトプット

月の平均トラック使用台数

(参照) 部品毎の梱包情報を元に算出



検証① 需要予測モデルの精度検証

精度

- 誤差は8月のみ1台である。
- ただし、データが少なかったため、検証データに対する評価値ではないことに注意。

月	予測台数※	実際に使用した台数※	誤差
7月	10	10	0
8月	9	10	1
9月	9	9	0
10月	8	8	0
11月	8	8	0

※小数点繰り上げ

結論

- ルールベース手法によりトラックの台数予測が可能であることを確認できた。今回は5ヶ月分しか使用できなかったため、月数を増やすことにより精度の向上が期待できる。

検証② 収益変化シミュレーション - 結果

シミュレーション結果

- トラック台数予測モデルの予測値を定期便の契約台数とした場合、トラック費用がどのように変化するかをシミュレーションした。

月	実際の値			予測値を定期便の台数とした場合の値			差額
	定期台数	非定期便数	費用	定期台数	非定期便数	費用	
7月	10	13	18,567,000	10	13	18,567,000	0
8月	10	2	12,051,000	9	16	12,038,700	-12,300
9月	10	1	16,161,000	9	19	16,065,300	-95,700
10月	10	0	16,077,000	8	12	13,869,600	-2,207,400
11月	10	0	16,077,000	8	12.5	13,911,600	-2,165,400

結論

- シミュレーションの結果、予測モデルを使用した場合現状よりも費用が増加することではなく、最大で1ヶ月に2,207,400円の費用削減が見込めることが分かった。
- また予測モデルを使用すれば、トラック費用だけでなく従来予測にかかっていた8~16時間分の工数も削減できる。

結果のまとめ

検証結果まとめ

- 検証①により、ルールベース手法によってトラックの台数予測が可能であることを明らかにした。
- 検証②により、月の予想平均使用台数だけ定期便を契約する方策でも、費用は削減できることを示した。

今後の展望

- 今回は日次のトラック台数データが5ヶ月分しかなかったため、追加データにて未知データに対する検証を行う必要がある。
- 月次予測ではなく日次予測が行えるようになれば、トラック費用のさらなる削減が期待できる。