



ML Enablement Workshop #3 : 開始編

成長サイクルの検証を 開始する

久保 隆宏

Developer Relation
Machine Learning

ML Enablement Workshop

プロダクトマネージャー、開発者、データサイエンティストの3者が**組織横断的**に AI/ML のユースケースを特定し **1~3 カ月以内**に手ごたえを得る計画を作る。

理解編

目的

機械学習の改善がプロダクトの成長につながるサイクルを理解し、アイデアを**ビジネスモデル**に落とし込めるようになる。

アウトプット

自社プロダクトの成長サイクルを表すビジネスモデル図

時間

・ 2~3時間

応用編

目的

顧客への**提案シナリオ**を作成、シミュレーションすることで事前に反応を洗い出し対処すべき課題を洗い出す。

アウトプット

顧客への提案シナリオと反応を可視化したボード

時間

・ 3~4時間

開始編

目的

改善後の体験実現を最終目標とし、実現可能かつ短期で効果と学びが得られる最初の計画を立てる。

アウトプット

1~3 カ月間の活動と計測指標
をまとめた行動計画

時間

・ 2~3時間

はじめに：応用編の振り返り

- 多様な選択肢がある顧客に選ばれるにはストーリーが不可欠。
 - 顧客の生活や業務を知ること、思いがけない代替手段や競合が明らかになる。
- ストーリーを可視化することで関係者を巻き込む。
 - 顧客との接点を作るのは営業、プロダクトを実装するのは開発者やデータサイエンティスト、パートナーとの契約は調達部門などビジネスモデルを実現するには様々なチームの力が必要。
- ストーリーを通じた提案・選択基準の更新
 - プロダクトを採用する必然性が生まれるかを背景情報の洗い出しとロールプレイで確認し、アップデート。

開始編で計画を立てる範囲

加速フェーズ
1~3 ヶ月

ユースケースを決め、
仮説検証に着手する

異なるチームとの協調を
日常的にする

チームで検証を繰り返し
価値あるユースケースを
特定する

拡大フェーズ
1 年～

AI/ML の組織戦略立案

検証を通じ得られた知見をもとに、長期的な AI/ML の投資計画を立て、推進するための組織を組成する。

データ基盤・ML基盤構築

仮説検証の速度、AI/ML の開発速度を速めるためのデータ基盤や ML 基盤の設計と構築。

チームワークの醸成

MLEW から始まったチームワークを組織全体へ波及しつつ、責任ある AI 活用に向けガバナンスを整える

開始編の流れ

1. 成長サイクルの検証を開始する
2. 検証から成長の実現に向けたステップの設計
3. 実践

20 min

80 min

開始編の流れ

1. 成長サイクルの検証を開始する

20 min

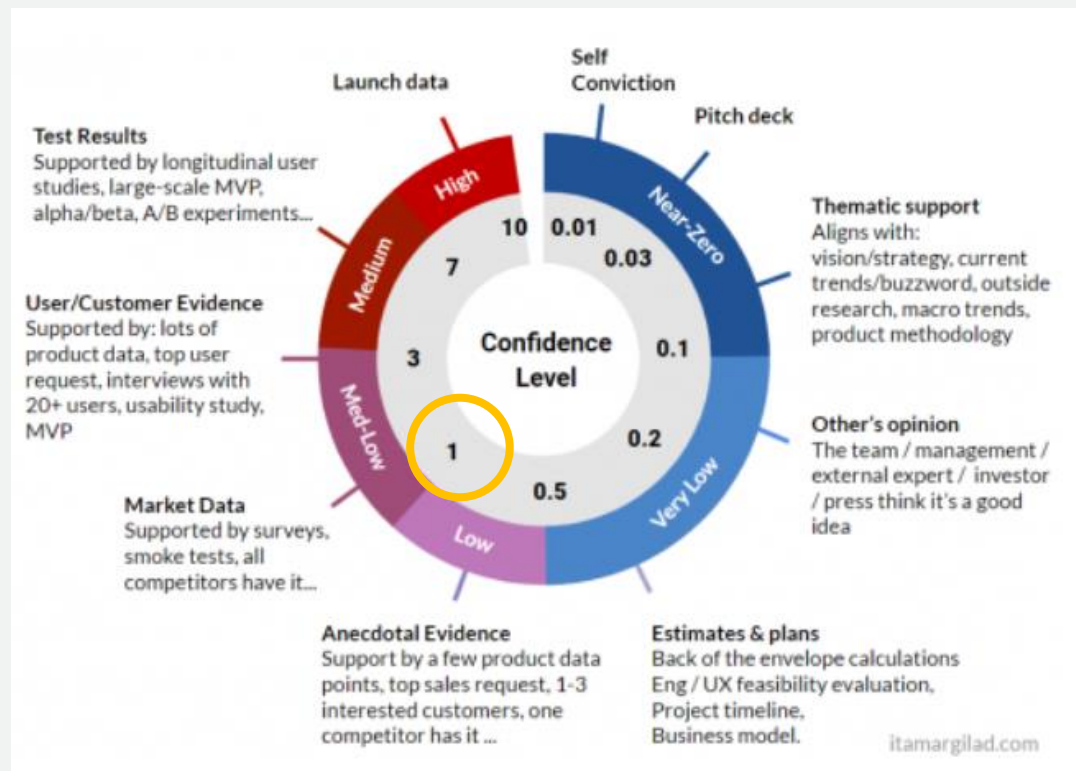
2. 検証から成長の実現に向けたステップの設計

3. 実践

80 min

検証の必要性

成長サイクルが本当に回るか確認するためには顧客の反応を検証する必要がある。



ICE スコア:

アイデアの価値を示すスコア。Impact / Confidence / Ease of implementation のスコアの掛け算で計算する。

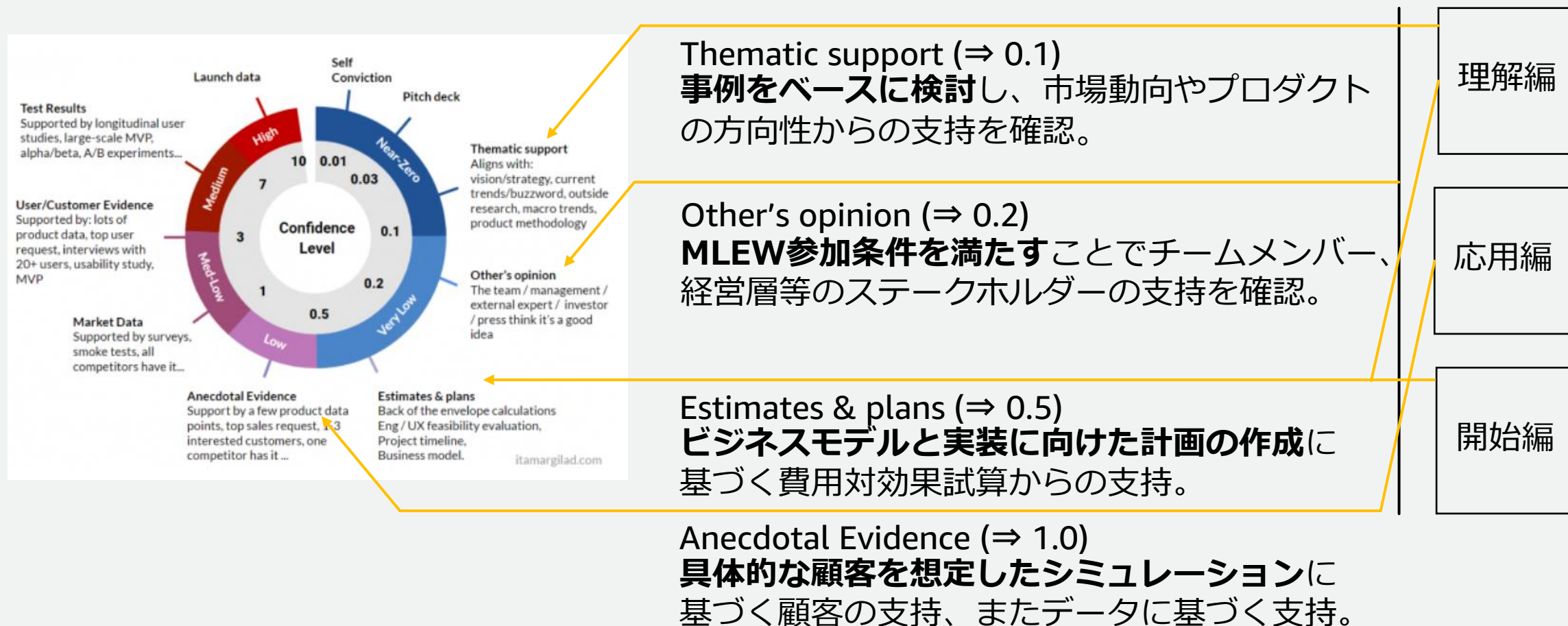
左図は Confidence のスコア表。

MLEW 終了時点だとスコアは最大 1 (Low)。

掛け算なので 1 以下はスコアを減らす。

検証の必要性

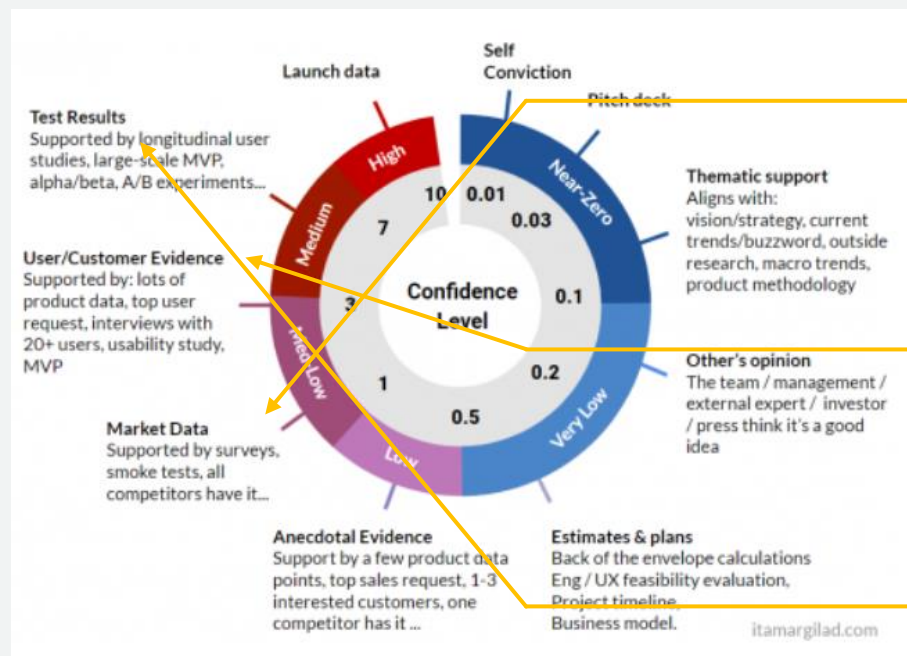
ML Enablement Workshop を通じ行ってきた検証



“[より良い製品案を選択するために役立つツール](#)” より引用

検証の必要性

1 以上に行くためには、顧客に仮説を当てる検証が不可欠。



- Market Data (⇒ 3)
テストマーケティング等による顧客の反応計測に基づく支持。
- User/Customer Evidence (⇒ 7~)
(MVP による) 20+ の顧客の反応、大量のプロダクトデータに基づく支持。
- Test Results
長期的なユーザーのサーベイ、α/β 版の反応、 A/B テストに基づく支持。

検証失敗のとらえ方

期待された検証結果が出ないことはもちろんある。

外れてがっかり・・・ワークショップの時間は無駄だった??

着実に成果がプラスになり、次はより大きくなる計画が必要。

落ち込まずに済む計画の立て方を本編にて解説

開始編の流れ

1. 成長サイクルの検証を開始する

2. 検証から成長の実現に向けたステップの設計

1. 成長を計測する指標を決める
2. 指標改善のマイルストーンを決める
3. 各担当のタスクを決める
4. 会議体、レポートラインを決める

開始編の流れ

1. 成長サイクルの検証を開始する
2. 検証から成長の実現に向けたステップの設計
 1. **成長を計測する指標を決める**
 2. 指標改善のマイルストーンを決める
 3. 各担当のタスクを決める
 4. 会議体、レポートラインを決める

成長を計測する指標を決める：良い指標の条件

- 顧客体験の向上、また顧客の定着に相関がある
- 収益と相関がある（先行指標となる）
- 機械学習モデルの精度と相関がある

ex: 推薦したアイテムのうち、お気に入りに登録された数の割合

顧客体験の改善

- 顧客の好むアイテムが提案できたことを示す

ビジネスの成長

- お気に入りの商品は購入される可能性が高い

機械学習の精度向上

- ラベル付きデータを蓄積できる

計算方法の例：「[機械学習の価値を計算する](#)」を参照

良い指標の例：ユーザーの能動的な行動を表す定量値

- Amazon: プライムユーザーの購入点数
 - 購入回数が多いほど欲しい商品を提供できていることを示し、購入数は手数料収入につながる。
- Spotify: 月間コンテンツ再生時間
 - 再生時間が長いほど聞きたい曲が提供できていることを示し、長いほどサブスクリプションの購入に繋がる。
- Salesforce: 1アカウント当たりのレコード登録数
 - 登録数が多いほど活用されていることを示し、活用されているほどアカウント数が増えプランの拡大につながる。

参考：「[ノーススターメトリックの求め方](#)」

良くない指標の条件

- 顧客体験が改善されなくても上がる
- 収益との相関が薄い
- 直接学習データとして使えないデータが蓄積される

ex: トップページのアクセス数

顧客体験の改善

× 広告に釣られてきた
場合も上昇する

ビジネスの成長

△ 個別アイテムの購入
に必ずしもつながらない

機械学習の精度向上

△ アクセスログから
モデルが学習できるか？

開始編の流れ

1. 成長サイクルの検証を開始する
2. 検証から成長の実現に向けたステップの設計
 1. 成長を計測する指標を決める
 2. 指標改善のマイルストーンを決める
 3. 各担当のタスクを決める
 4. 会議体、レポートラインを決める

マイルストンの考え方

良い例

- ヒットを積んだ後にホームランを狙う段階的ステップ
- 各段階で**目標と実際のギャップ**を計測・分析し、次の成果獲得をより確実なものにする
- どの段階でも、期待値 (成果×実現確率) に見合ったコストで行動を実施する

良くない例

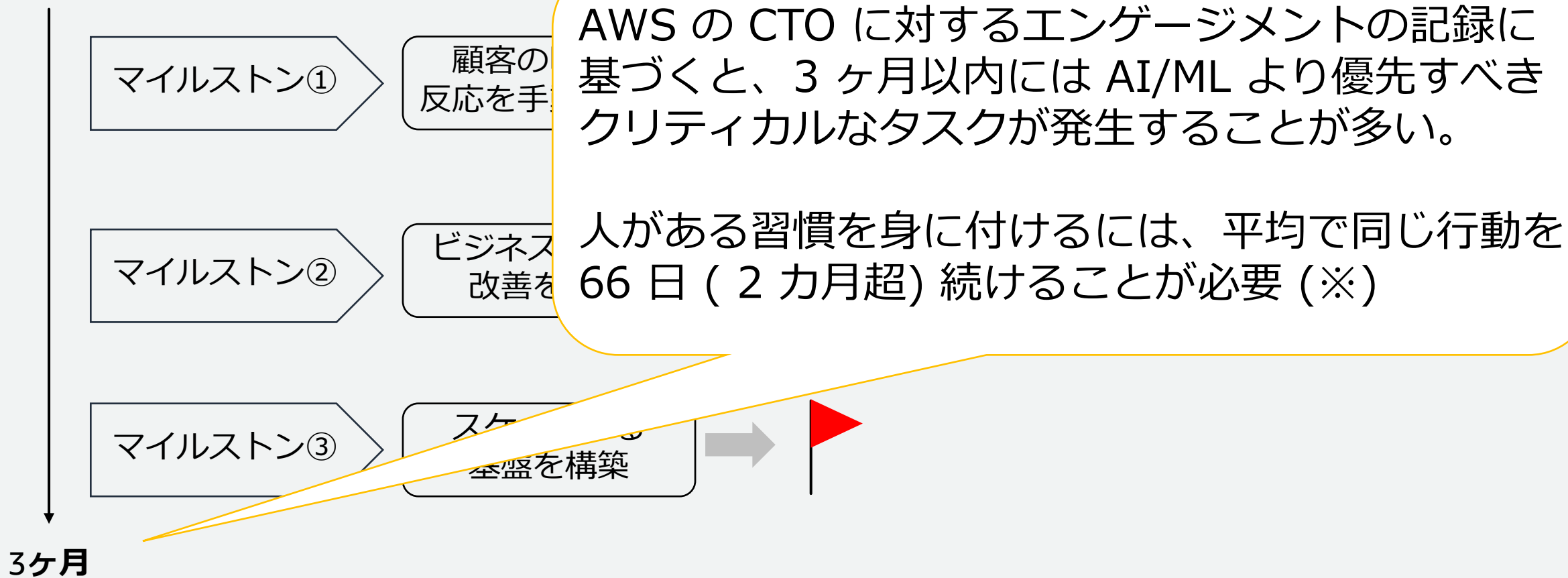
- 経験を積まず、最初からホームランを狙っている
- **取得した定量・定性データ**に基づかない行動をとる。あるいは、データをそもそもとっていない
- 期待値に見合わないコストをかけて行動する

-----> 計画
—————> 実績

データ利活用に取り組む企業の 50% 近くは成果を測定しておらず「良くない例」のため ([DX 白書 2023 より](#))、**計測するだけで半数以上の企業より上に行ける。**

指標改善のマイルストーンを決める

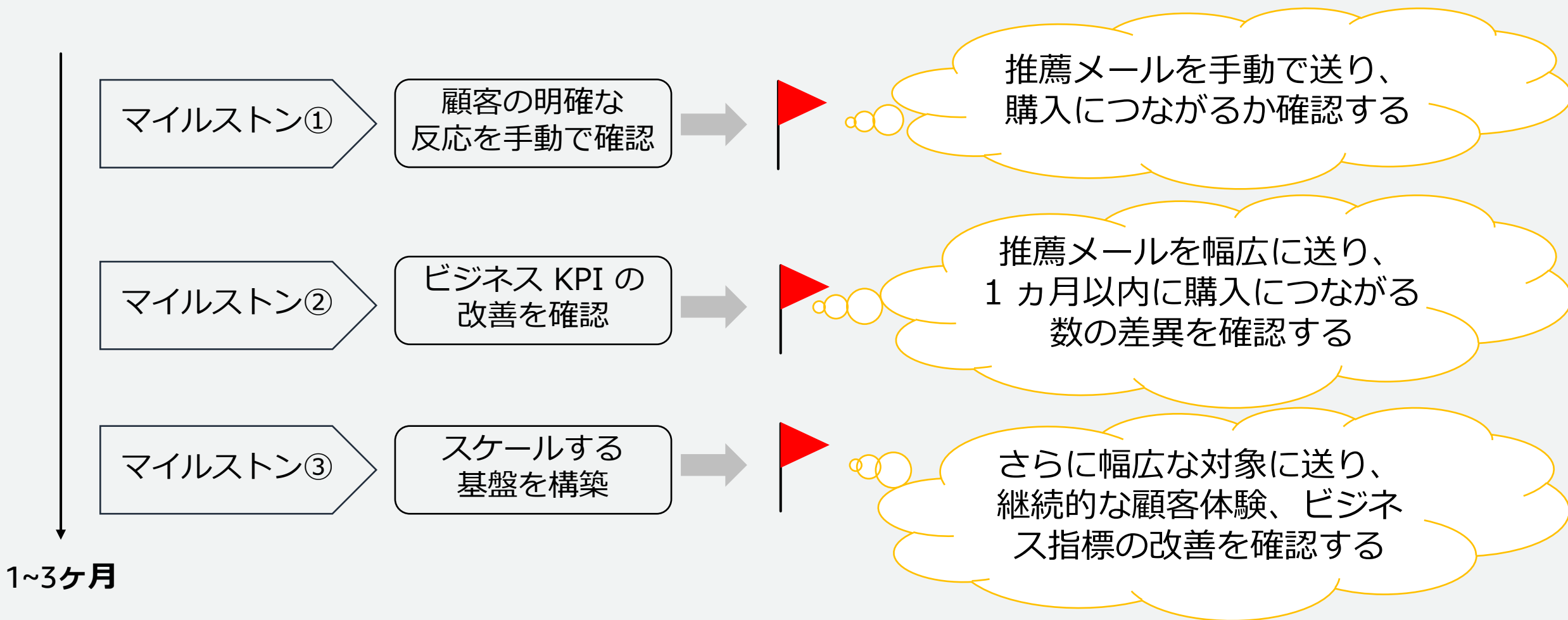
必ず 3 カ月以内に最初のマイルストーンを達成する。



※ロンドン大学のフィリパ・ラリー博士の研究に基づく

指標改善のマイルストーンを決める

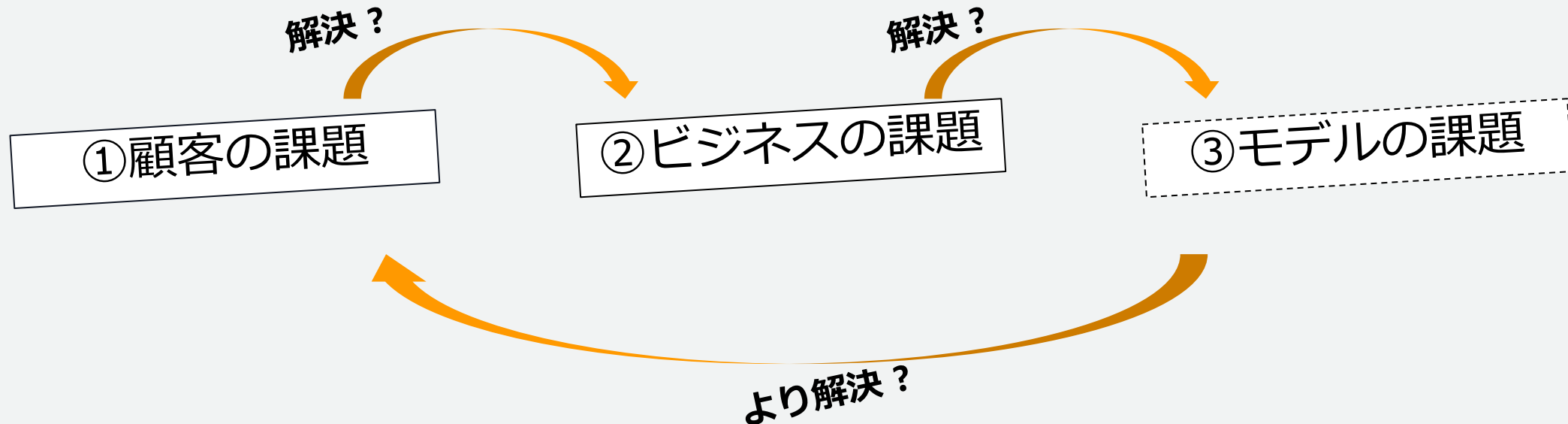
どのマイルストーンでもプラスの成果が得られるようにする。



成長サイクルが実現するかマイルストーンごと確信を深める

デザインを行える SaaS 型のサービスである Canva の例

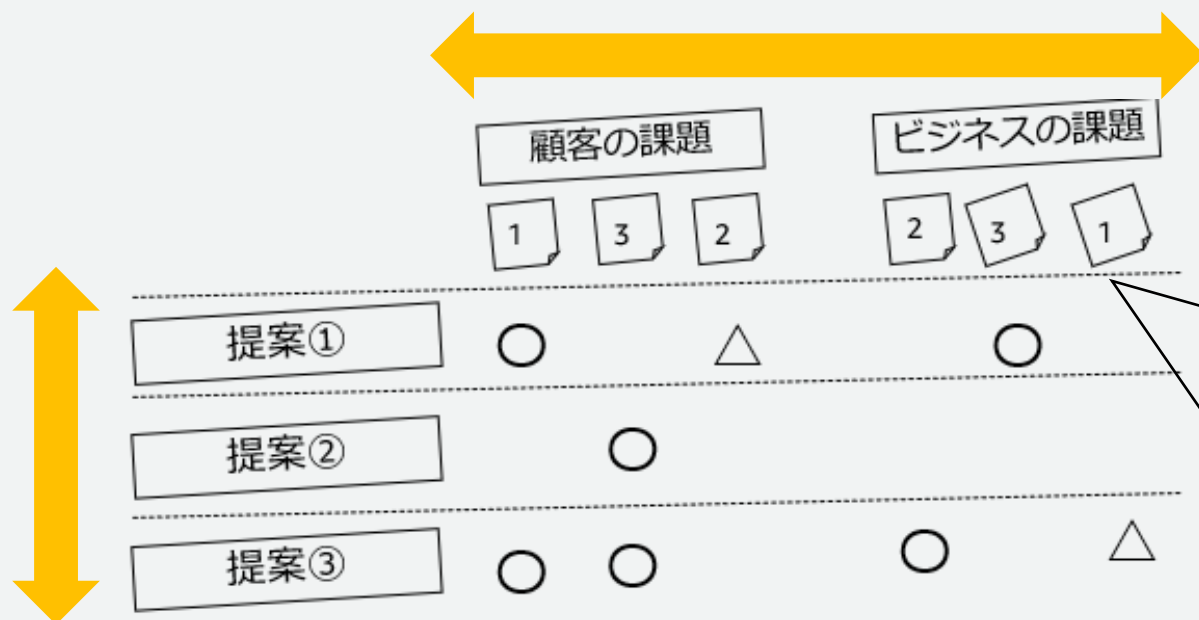
- ①テキストからの画像生成機能はユーザーに使われるか？
- ②画像生成機能を使ったユーザーの画像編集機能課金率は有意に高いか？
- ③ニーズに特化したモデルは、通常よりターゲットのユーザーに使われるか？



マイルストーンをクリアするたび評価、評価基準を更新する。

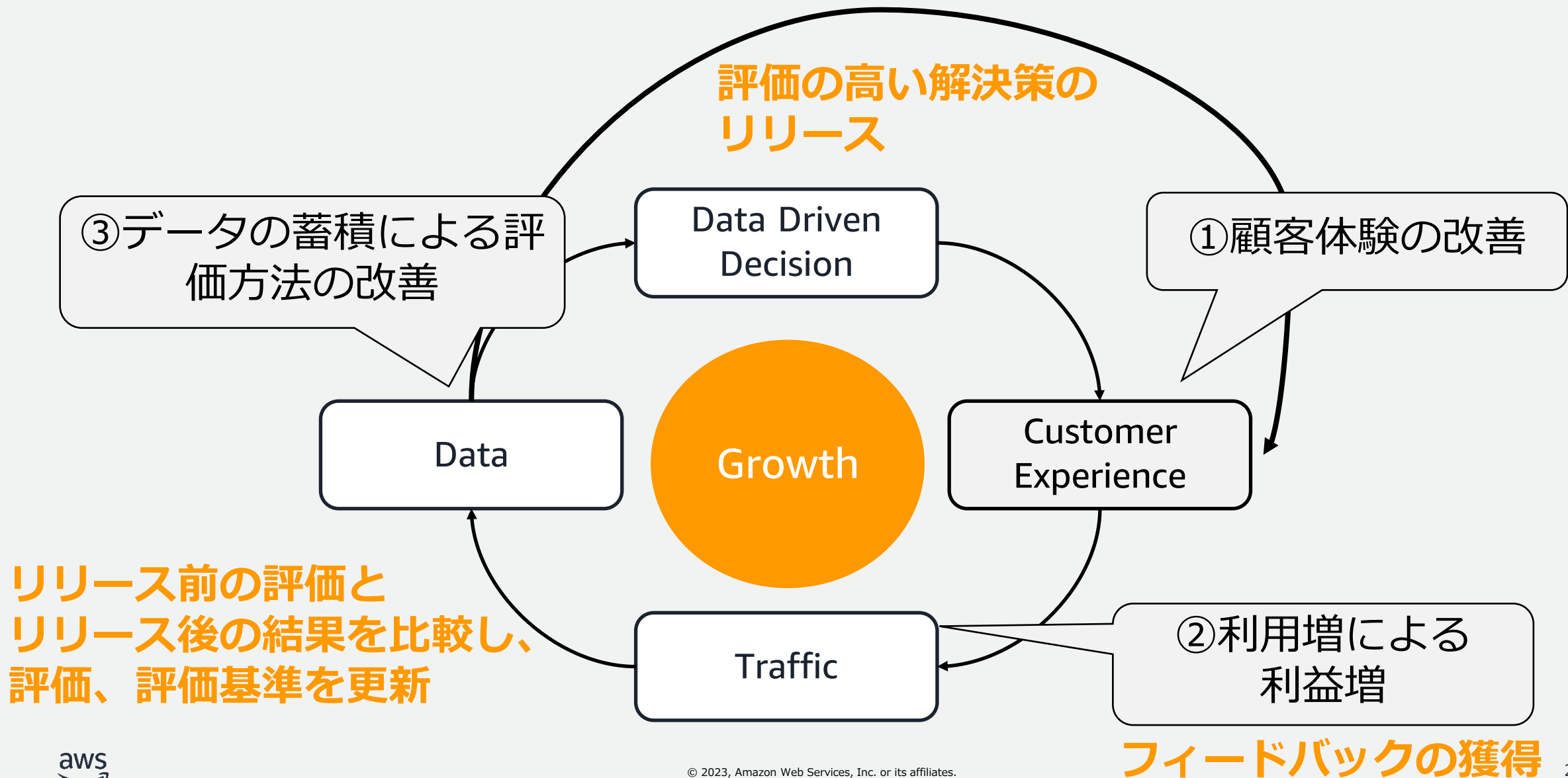
実際試してみると解決すると思った課題が解決しない、新しい解決すべき課題が出てきたりする。

得られた情報を、課題解決提案の評価・評価基準に反映する。



冒頭の ICE スコアのように、経験をもとに洗練した判断基準があれば
生まれたアイデアを迅速に優先順位付けして開発に進むことができる。

チーム自身も成長サイクルに乗っていく

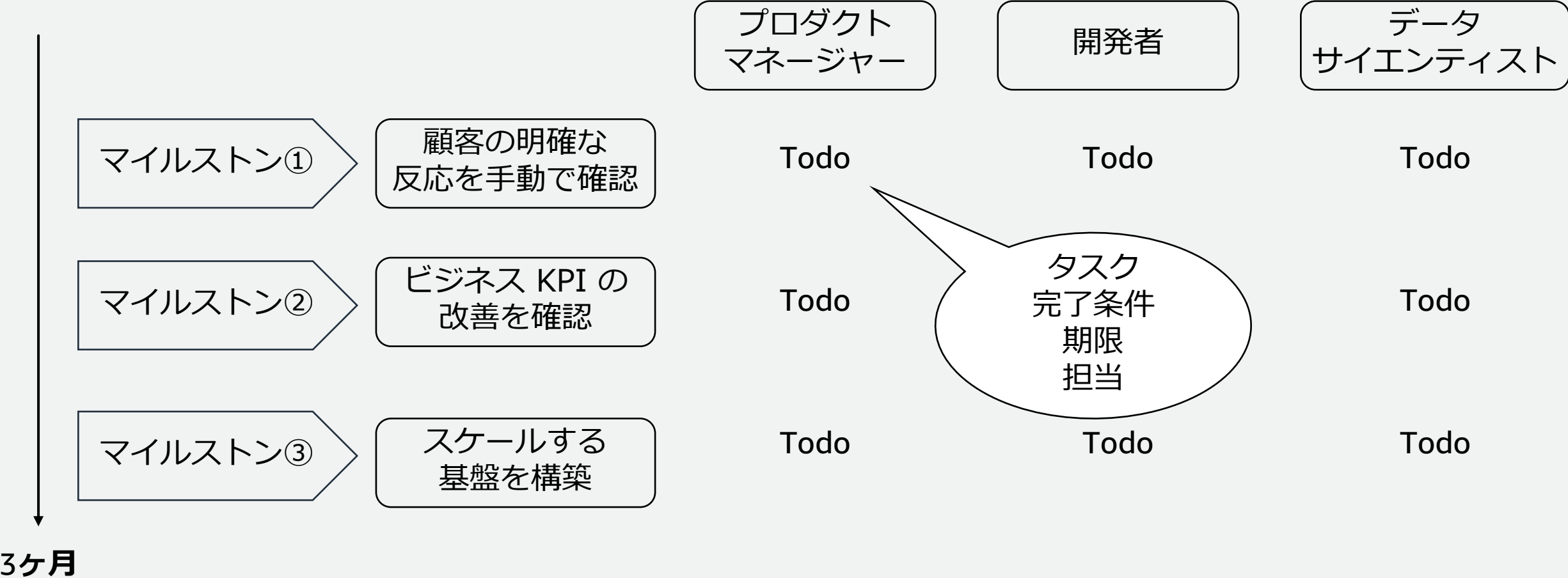


開始編の流れ

1. 成長サイクルの検証を開始する
2. 検証から成長の実現に向けたステップの設計
 1. 成長を計測する指標を決める
 2. 指標改善のマイルストーンを決める
 3. 各担当のタスクを決める
 4. 会議体、レポートラインを決める

各担当のタスクを決める

完了状態、期限を明確にした実行可能なタスクを定義する

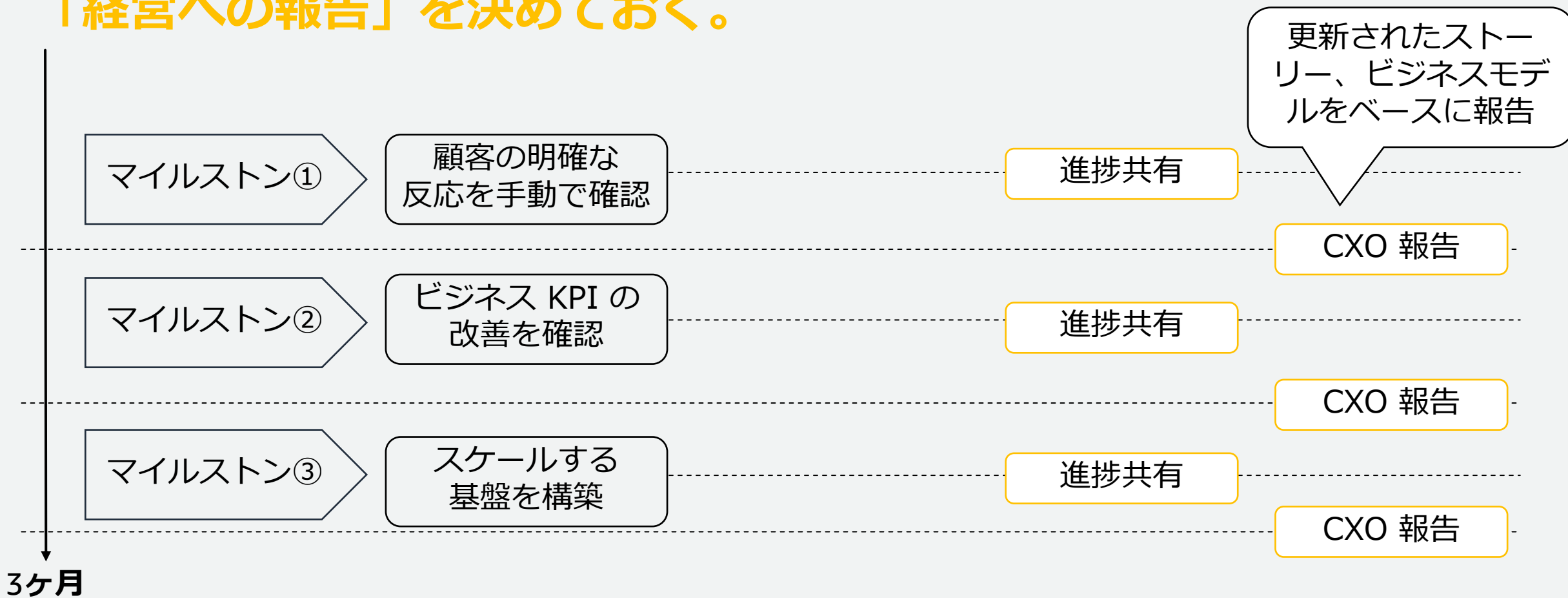


開始編の流れ

1. 成長サイクルの検証を開始する
2. 検証から成長の実現に向けたステップの設計
 1. 成長を計測する指標を決める
 2. 指標改善のマイルストーンを決める
 3. 各担当のタスクを決める
 4. 会議体、レポートラインを決める

会議体、レポートラインを決める

特に、「ワークショップ終了後最初にミーティング」と「経営への報告」を決めておく。



实践

開始編の流れ

1. 検証から成長の実現に向けたステップの設計

- | | |
|--------------------------|--------|
| 1. 成長を計測する指標とマイルストーンを決める | 30 min |
| 2. 各担当のタスクを決める | 30 min |
| 3. 会議体、レポートラインを決める | 20 min |

ワークショップ終了後、進捗管理が行いやすいツールに
まとめてください。

成長を計測する指標とマイルストーンを決める



30 min

①体験の成立、②ビジネス的成長の成立 ③データによる差別化の
3 段階で達成していくマイルストーンを推奨。

①顧客の課題を
解決している

②ビジネスの課題を
解決している

③蓄積したデータ
で差別化を実現し
ている

Who : 誰が評価するか？

会員登録して
3 カ月以内の顧客

プロダクト
マネージャー

What : 評価にはどんな
データ (商品) を使うか。

閲覧履歴内の商品と
条件一致する商品

人気高いカテゴリ
の商品

How : どのように評価す
るか (評価観点・5 段階
評価 etc)

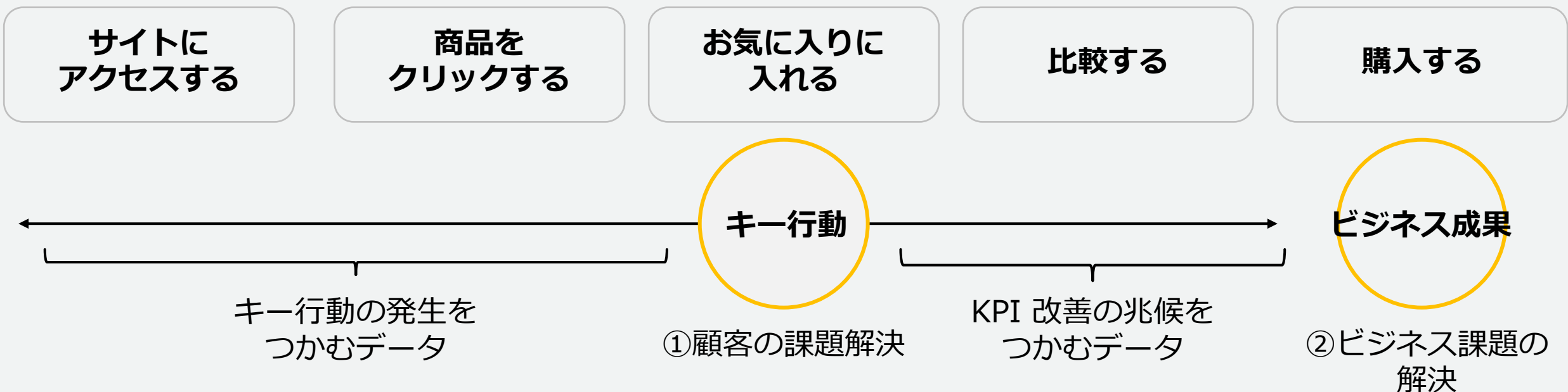
推薦の有無により、お気
に入りの利用有無が
120% 向上するか

閲覧履歴に基づく推
薦をした方が 120%
購入率が高いか

時間に余裕が
あったら③ま
で検討

指標を考える際のヒント

- ① ビジネス成果に至るまでの顧客の行動を並べる
- ② ビジネス成果の先行指標となる顧客の能動的行動 (キー行動) を見つける
- ③ 始点からキー行動、キー行動からビジネス成果への接続を裏付けるデータを特定



Break Time : 10min



各担当のタスクを決める



30 min

成長を計測する指標：xxxx

プロダクト
マネージャー

開発者

データ
サイエンティスト

マイルストーン①

顧客の明確な
反応を手動で確認

Todo

Todo

Todo

マイルストーン②

ビジネス KPI の
改善を確認

Todo

Todo

Todo

マイルストーン③

スケールする
基盤を構築

Todo

Todo

Todo

3ヶ月

5min : 自信の行うべきタスクを書き出す
20min : 共有、フィードバックを得る

会議体、レポートラインを決める



20 min

成長を計測する指標：xxxx

プロダクト
マネージャー

開発者

データ
サイエンティスト

マイルストーン①

顧客の明確な
反応を手動で確認

Todo

Todo

Todo

マイルストーン②

ビジネス KPI の

このワークショップ内で、スケジューラーに
予定を登録してください。

Todo

マイルストーン③

基盤を構

Todo

3ヶ月

マイルストーン内の進捗確認
マイルストーン完了後の進捗確認

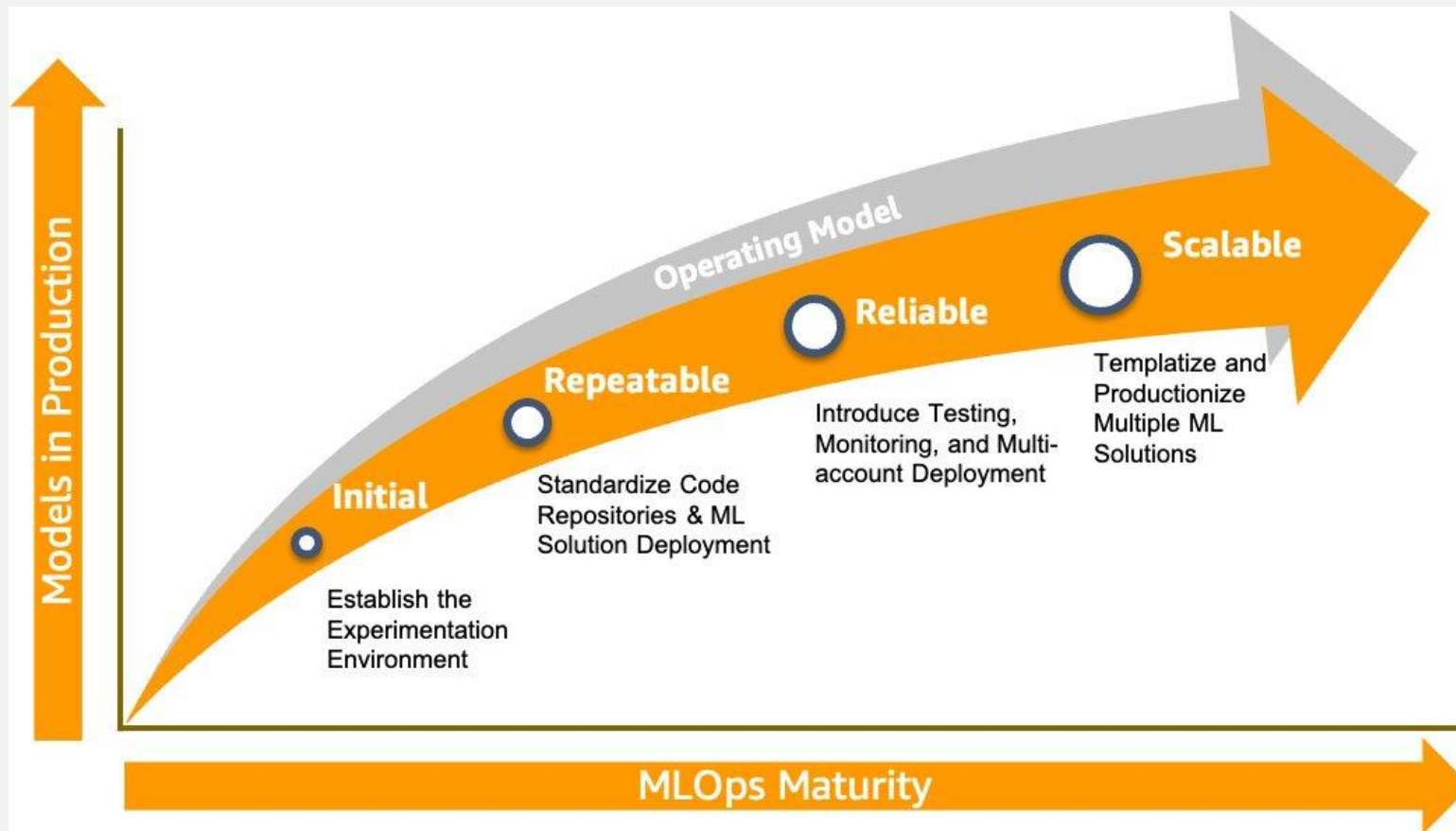
: 毎週 x 曜日 00:00-00:00
: x/y 、(x1/y1、 x2/y2)

Next Step



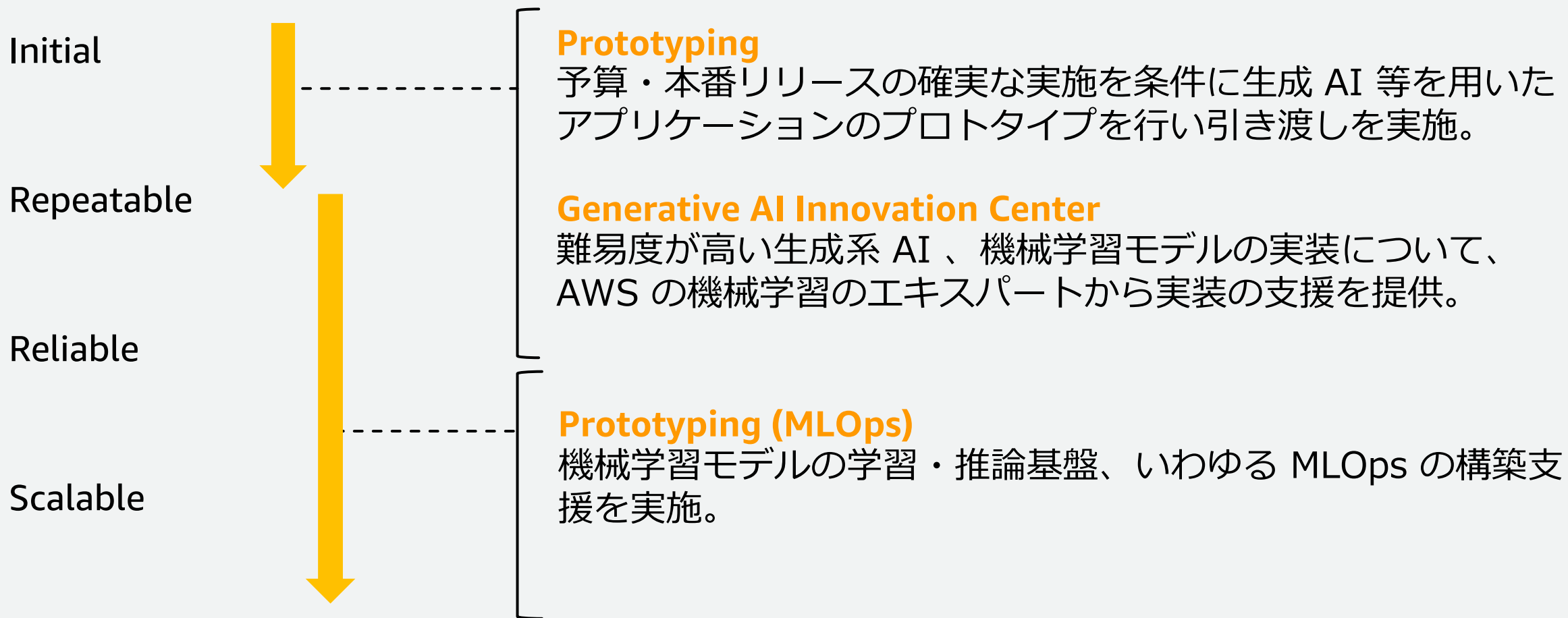
機械学習のスケール

最初のリリースを経て、機械学習を使ったプロダクトのコツがわかってきたら迅速な検証とスケールができるよう標準化を進めていく。



[Amazon SageMaker](#) を利用したエンタープライズのための MLOps 基盤ロードマップ

機械学習のスケールをご支援する AWS のプログラム



AWS のお客様担当チームからももちろん支援を継続させていただきます。

先のフェーズの検討もご支援させていただきます

1~3 ヶ月

ユースケースの仮説検証
に着手する

異なるチームとの協調を
日常的にする

検証を繰り返し、実装に
値するユースケースを発
見する

1 年～

AI/ML の戦略構築

検証の知見をベースにした長期的な AI/ML の投資
分野の決定

組織文化の醸成

MLEW から始まったチームワークを組織全体に波
及させるための文化の醸成

データ戦略構築

仮説検証の確度と速度を速めるためのデータ基盤の
整備



Thank you!

This material is based on the AWS Machine Learning Embark Program,
an immersive ML training program provided by Amazon Machine Learning Solutions Lab