

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

© 2023, Amazon Web Services, Inc. or its affiliates.

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

応用編

開始編

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

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

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。
 - 顧客や社員の生活や業務で、プロダクトを採用する必然性が生まれるかを Step by Step にイベントを書き出すことで確認する。
- 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。
- ・ ストーリーが成立するかシミュレーションを行い検証する
 - 具体的な顧客にサービスを提案し使ってもらう様子をシミュレーションし回答すべき質問を洗い出すことで、検証のためのアクションにつなげる。



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



- 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

90 min



- 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

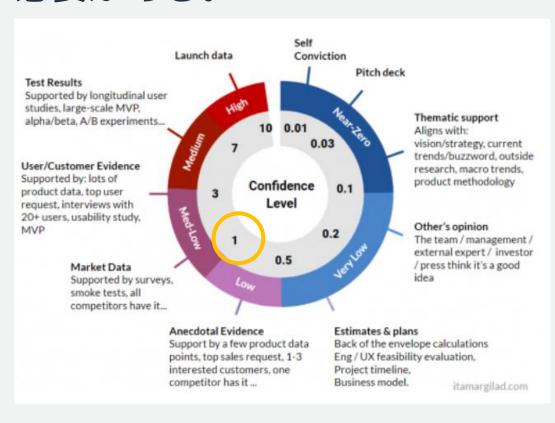
20 min

90 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。

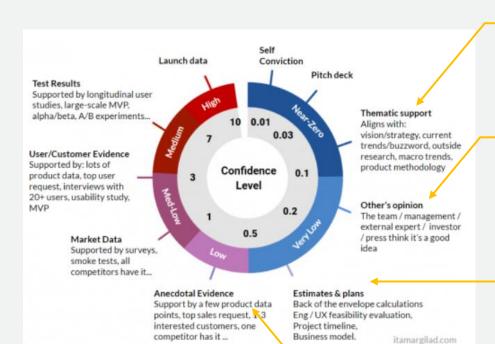
MLEW 終了時点だとスコアは最大 1 (Low)。

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



Thematic support (⇒ 0.1) **事例をベースに検討**し、市場動向やプロダクトの方向性からの支持を確認。

Other's opinion (⇒ 0.2) **MLEW参加条件を満たす**ことでチームメンバー、
経営層等のステークホルダーの支持を確認。

Estimates & plans (⇒ 0.5) **ビジネスモデルと実装に向けた計画の作成**に 基づく費用対効果試算からの支持。

Anecdotal Evidence (⇒ 1.0) **具体的な顧客を想定したシミュレーション**に 基づく顧客の支持、またデータに基づく支持。

"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

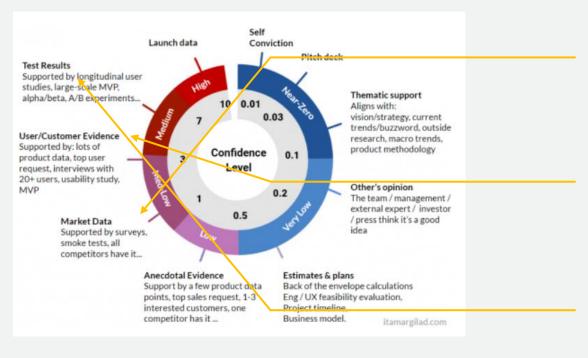
理解編

応用編

開始編

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。



我々の想定はどれだけ顧客の実体から外れるか?

過去のワークショップの実例:

応用編で、同じ職種(営業)の経験がある参加者が提案側と顧客側に分かれてロールプレイを実施。同じ経験があれば顧客側の懸念を予測して質問を切り返すのはたやすい・・・と思いきや、 1 割程度しか予測できなかった。

実際の顧客に相対したときはそれ以上にずれる。



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



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



- 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



指標を考える際のヒント

- ① ビジネスの成果と直結する行動を終点として決める
- ② 終点の行動に向けて顧客が能動的に取るアクションを見つける
- ③ 始点からアクションまでの間にとれるデータをみつける



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

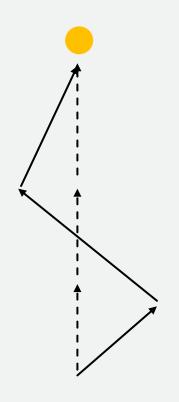
△ アクセスログから モデルが学習できるか ?



- 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

- 目標と差はあるものの効果が出ている
- 目標と実際のギャップから、 次はより目標達成確率が高いアクションが取れるよう になっている
- 低コストで実施できる



良くない例

- ・効果を計測していない
- アクションと効果の因果関係 がわからない
- 取得した定量・定性データに 基づかない判断をする。
- 1 アクションのコストが高い

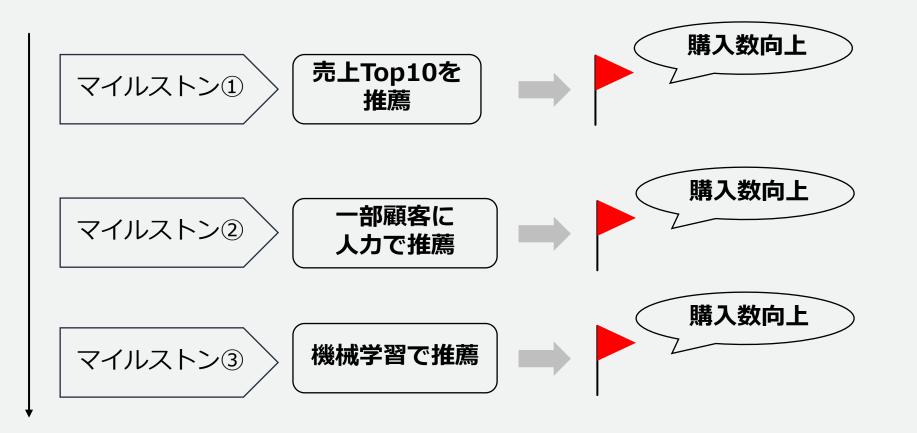
· - - - - - → 計画 · · · · · 実績

データを取り改善するのは当たり前と感じるかもしれないが、データ利活用に取り組む企業の50%近くが成果を測定していない(DX白書2023より)。



指標改善のマイルストンを決める

どのマイルストンでも必ず KPI が改善されるようにする。

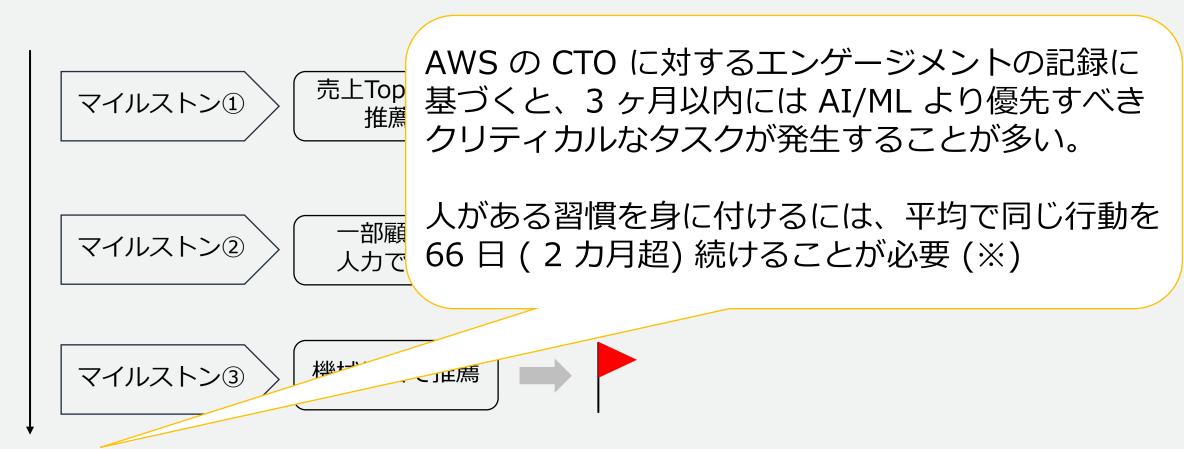


3ケ**月**



指標改善のマイルストンを決める

必ず3カ月以内に最初のマイルストンを達成する。



3ケ**月**

※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ンを決める

どのマイルストンでもデータに基づき質問への回答を完了する。

マイルストン① 売上Top10を 推薦

メール開封率から「推薦メールを 受け取ると確認してくれるか?」 を確認する。

マイルストン②

一部顧客に 人力で推薦



メール内リンクのクリック率から 「購入履歴に基づく推薦が購入を 促すか?」を確認する。

マイルストン③

機械学習で推薦



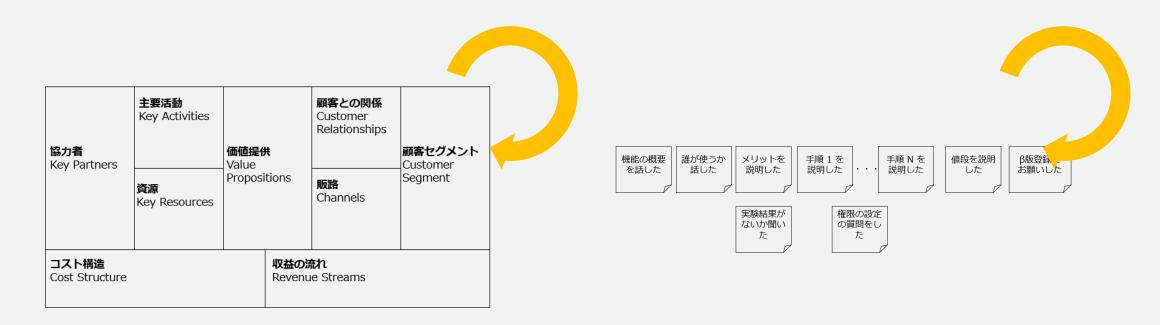
A/B テストにより「機械学習で 人間に近しい推薦ができるか?」 を確認する。

3ケ月



マイルストンをクリアするたび、ストーリーとビジネスモデルを更新する。

マイルストンを経るごとに応用編で作成したストーリーから発生する質問が解決され確度が高まり、 Day1 のビジネスモデルが成立する確率が高まる。



いずれもデジタル化、バージョン管理をぜひお願いします

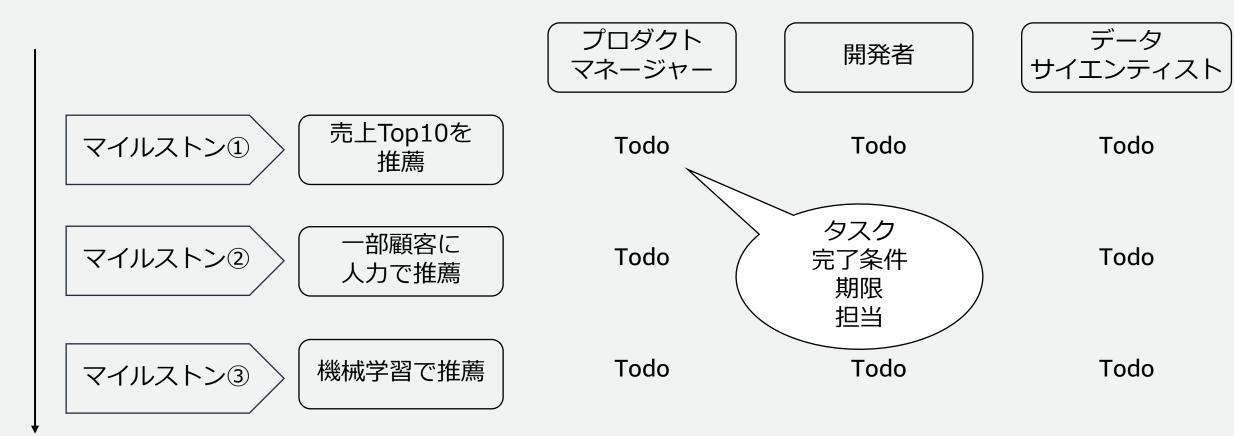


- 1. 成長サイクルの検証を開始する
- 2. 検証から成長の実現に向けたステップの設計
 - 1. 成長を計測する指標を決める
 - 2. 指標改善のマイルストンを決める
 - 3. 各担当のタスクを決める
 - 4. 会議体、レポートラインを決める



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



3ケ**月**



- 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。 更新されたストー リー、ビジネスモデ ルをベースに報告 売上Top10を マイルストン① 進捗共有 推薦 CXO 報告 -部顧客に マイルストン② 進捗共有 人力で推薦 CXO 報告 機械学習で推薦 マイルストン③ 進捗共有 CXO 報告



3ケ月

実践



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を決める	20 min
上。	及民任司別する沿法に入める	20 111111

- 2. 指標改善のマイルストンを決める 40 min
- 3. 各担当のタスクを決める 20 min
- 4. 会議体、レポートラインを決める 10 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。



作成する成果物のイメージ

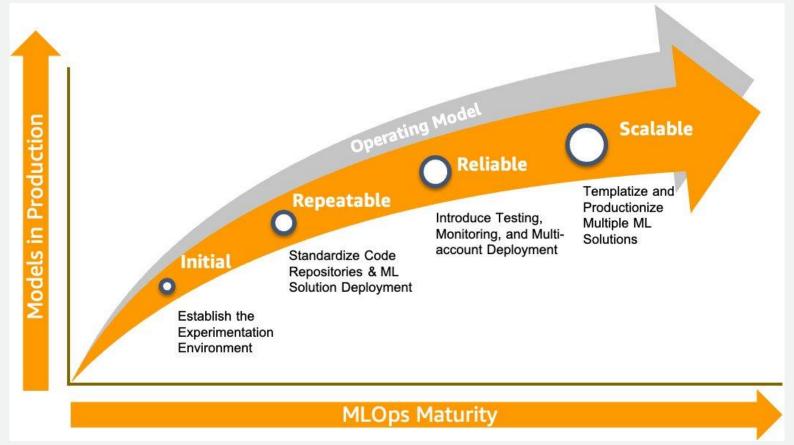
成長を計測する指標:xxxx プロダクト 開発者 サイエンティスト マネージャー 売上Top10を マイルストン① Todo Todo Todo 推薦 部顧客に マイルストン② Todo Todo Todo 人力で推薦 Todo Todo Todo 機械学習で推薦 マイルストン③ 3ケ月 マイルストン内の進捗確認 : 毎週 x 曜日 00:00-00:00 マイルストン完了後の進捗確認 $: x/y \ (x1/y1 \ x2/y2)$

Next Step



機械学習のスケール

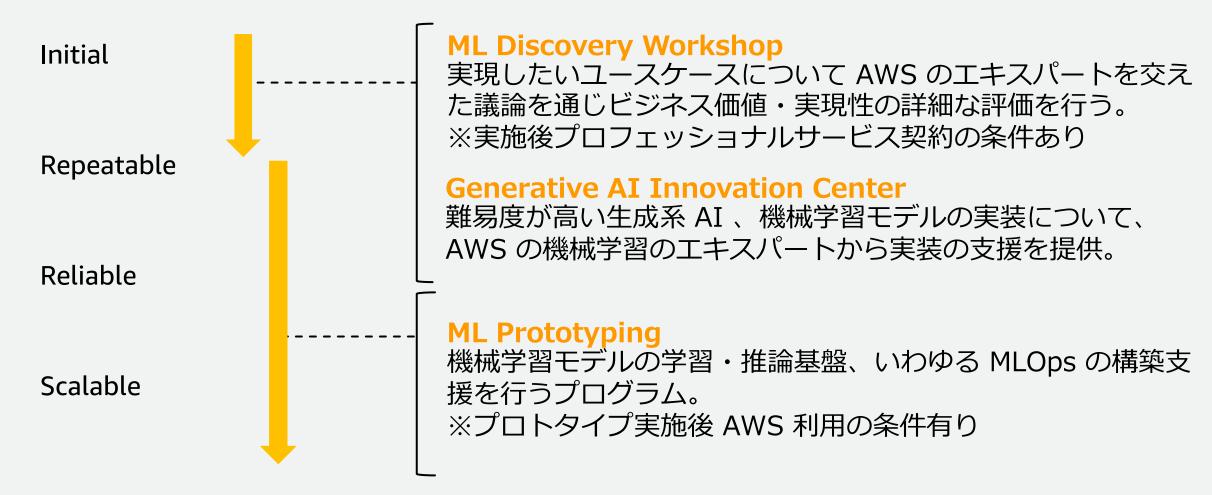
最初のリリースを経て、機械学習を使ったプロダクトのコツがわかってきたら迅速な検証とスケールができるよう標準化を進めていく。







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頂きます。



先のフェーズの検討もご支援させて頂きます

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