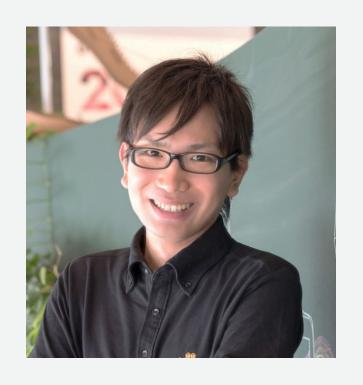


クラウドを活用したセンシング/ モニタリングなどデータ分析の実現

Amazon Web Services Japan K.K. Takayuki Shimizu, Solutions Architect

2017. 11. 14

#### 登壇者の紹介



## 清水崇之

- ・ソリューションアーキテクト
- ・西日本担当@中之島オフィス
  - AWS導入時の技術サポート
  - イベント登壇など



## Amazon と AWS のご紹介

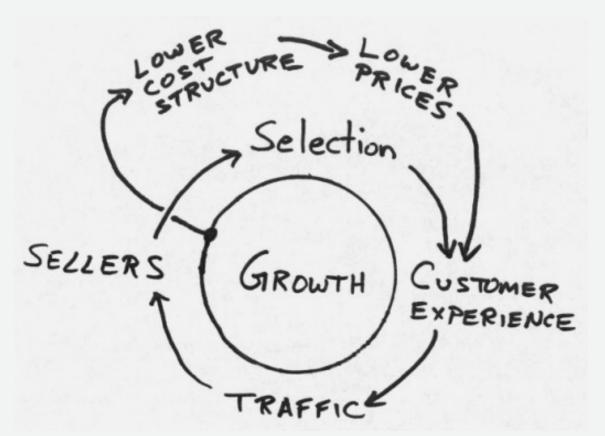


#### Amazon のビジネス





#### 規模の経済×ITの活用で薄利多売のビジネスモデル





#### Amazon Dash Button



#### Amazon Echo







ALEXA SKILLS KIT





ASK は、音声を使ったア プリを簡単に構築ができ ます。

**4.....** 



AWS上に構築

自動音声認識(ASR)

自然言語理解(NLU)

学習機能



amazon

**fire**TV



#### 比類の無い配信:

ALEXA

VOICE

SERVICE

AVSを使うことで、あなた のコンテンツをどこにでも 配信できます。

**4.....** 







Alexa, play Adele from Prime Music (Prime Musicからアデルの曲をかけてください) Alexa, ask Uber to request a ride (Uberにタクシーを呼ぶよう頼んでください)



#### Amazon Go





## AWS (Amazon Web Service) とは Amazon の DNA を持ったクラウドサービス



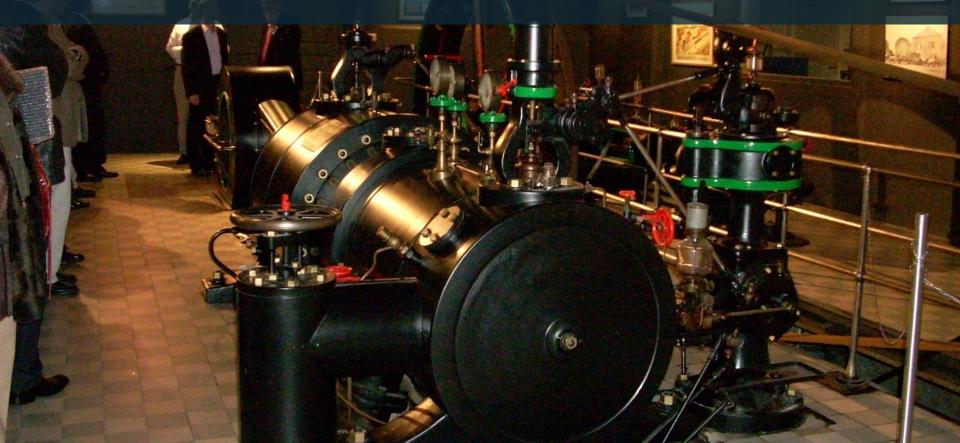
### クラウドとは?



クラウドのインパクトを 歴史上の出来事に例えると・・・



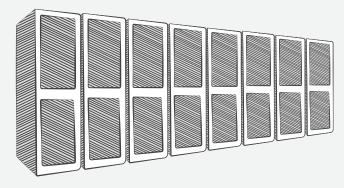
# 発電機所有が差別化要因だった時代の終焉



## 発電所+送電網の出現がパラダイムシフトに



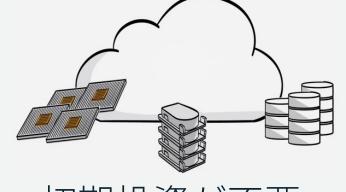
#### 同様の変革が IT の世界にも





余剰・不足のリスク 固定費

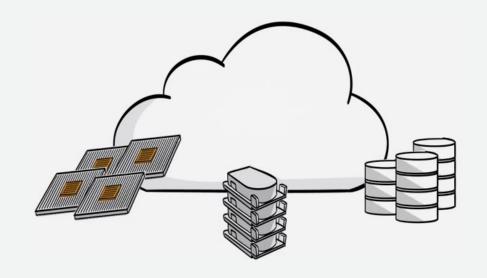




初期投資が不要

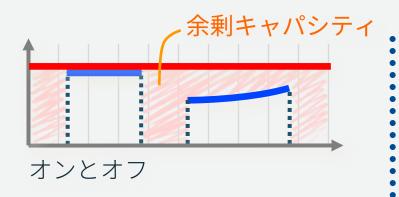
必要な分だけ利用可能 変動費

#### Amazon が考えるクラウドとは?

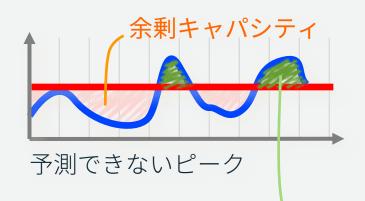


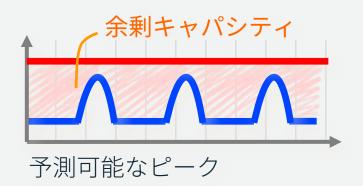
必要な時に、必要なだけ、低価格で IT リソースを提供

#### Before





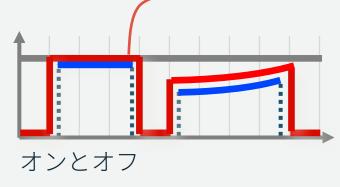


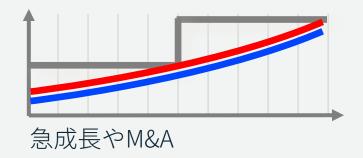


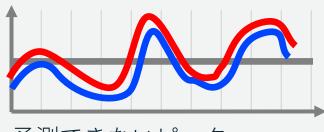
キャパシティ不足:機会損失

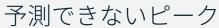
After

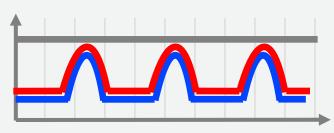
#### IT余剰と不足からの開放





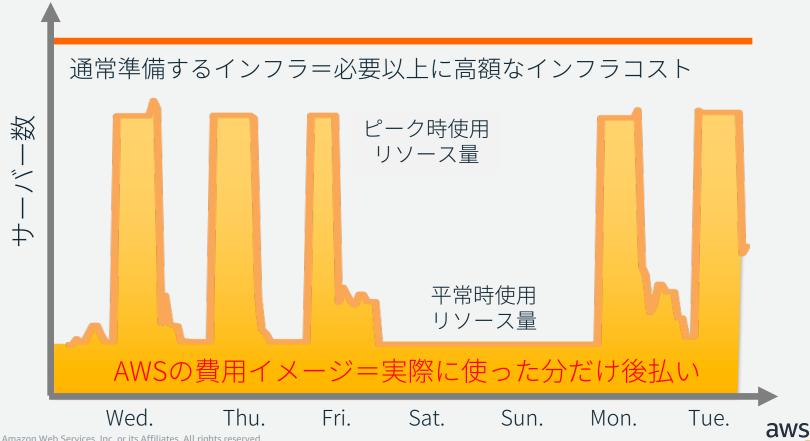






予測可能なピーク

#### 初期投資0円&従量課金



#### 継続的な値下げ

規模の拡大と イノベーション

資本 投資



## 過去10年間で 60回以上の値下げ







#### すぐ用意できる

5分でインフラを用意 維持管理なし

 $\downarrow \downarrow$ 

なるべく多くの ビジネスニーズに、 「できる」と答えられる



新しいデプロイ環境



新しいテスト環境



障害時の代替サーバー用意



メディア掲載による アクセス増対応



1,000台のサーバを追加・削除

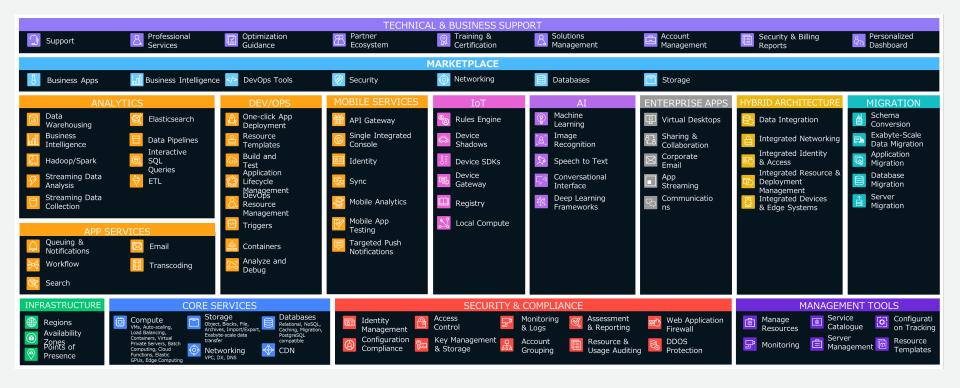


#### お客様のフィードバックにもとづく継続的なイノベーション





#### 90 以上のクラウドサービスを提供





#### リージョンは世界中に展開

複数のアベイラビリティゾーンで構成されておりデータセンタ単位の冗長性を確保



#### アベイラビリティゾーンとは? データセンターレベルの冗長性により高い可用性を実現する

A data center hosts around 50K servers or more Data centers are connected with private network links **Data Center Data Center** Transit 2 or more AZ in a region AZ consists of 1 or more DCs A DC belongs to one AZ **Data Center Data Center** less than ¼ ms latency between DCs Law latency/high bandwidth network

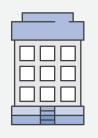


#### セキュリティ

#### 物理 セキュリティ



認定および認証







秘匿性の高いデータセンター群 非常に限定されたデータセンターへ の物理アクセス 全ての物理アクセスを記録・監査

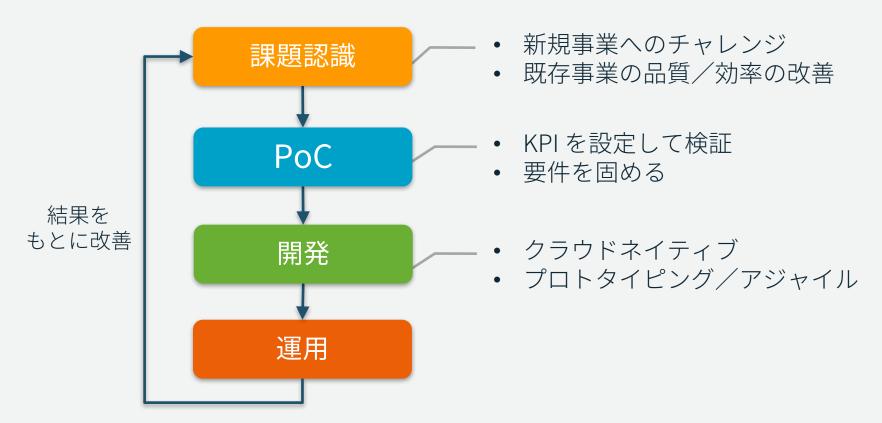
全てのシステム変更を管理・記録 段階的なアップデートとリリース ストレージ廃棄プロセスの明確化 自動化されたモニタリングと監査







#### クラウドならスモールスタートできる





## 事例紹介



#### 参考資料

大阪ガス株式会社 様

https://media.amazonwebservices.com/jp/summit2016/1B\_02.pdf

ダイドードリンコ株式会社 様

https://d0.awsstatic.com/events/jp/2017/summit/slide/D4T5-6.pdf

株式会社 NEXCO システムズ 様

https://d1.awsstatic.com/events/jp/2017/summit/slide/D2T5-2.0fc6ea7430314376cc38195fdac71f9fb3be68af.pdf



センシング/モニタリングなどデータ分析にクラウドをどのように活用するか?



#### クラウドで構築するIoTプラットフォーム

求められる要件

#### モニタリング

位置情報管理・状態監視・ 実績把握・動線把握

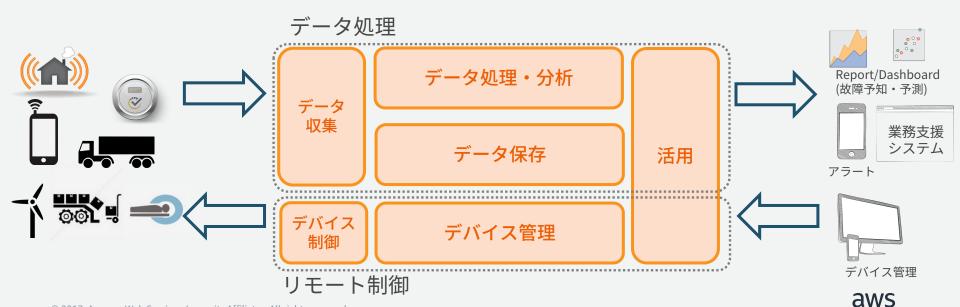
#### 予防予知保全

稼働実績・異常監視

#### 作業効率・自動化 保守作業指示

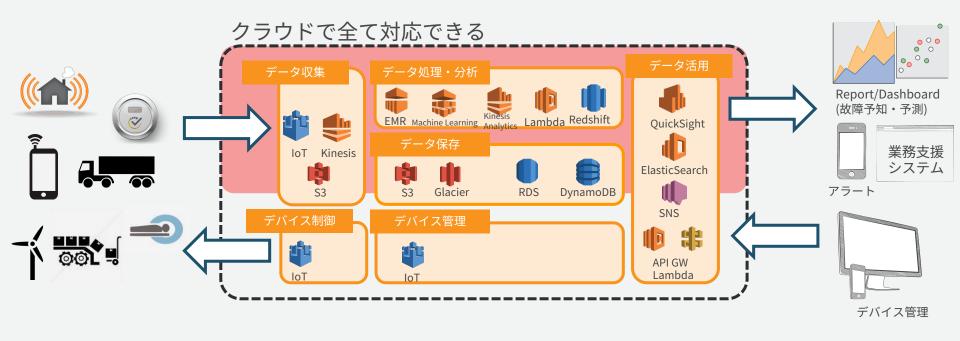
<sup>F美指示</sup> 機器運用・ ファームアップ

遠隔制御



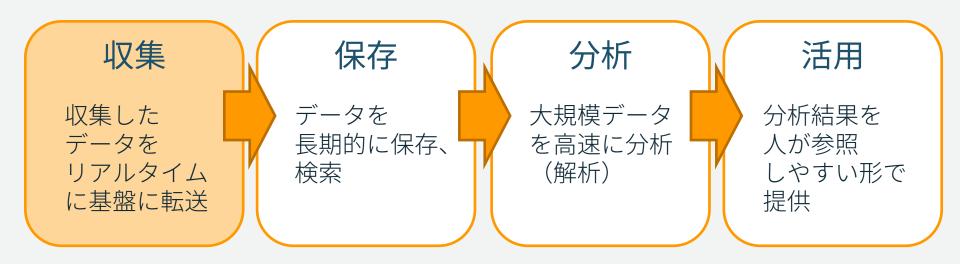
#### クラウドで構築するIoTプラットフォーム

ビルディングブロックのように組み合わせることで素早く構築が可能



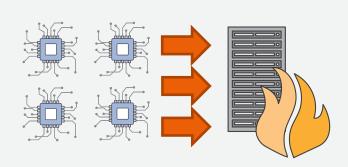


#### データ処理の4つのステップ

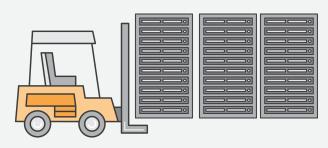




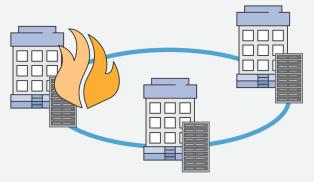
## オンプレミスでのデータ収集の課題



アクセス増加時の負荷分散



基盤の構築と運用



冗長化·可用性

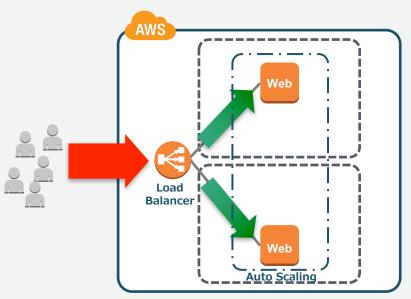


コストの増大

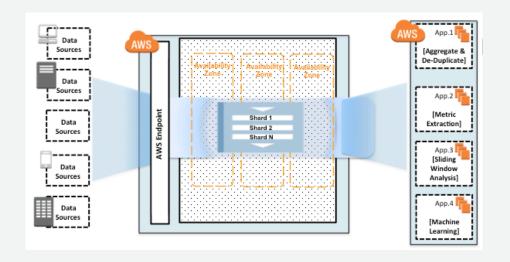


#### クラウドを利用したデータ収集

#### ロードバランシング スケールアウト



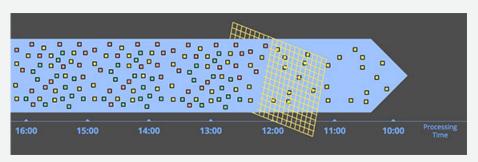
#### Kinesis などマネージドサービス ストリーム処理

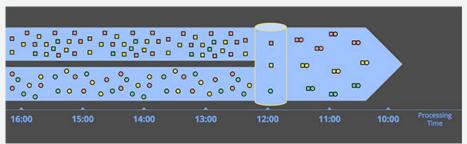


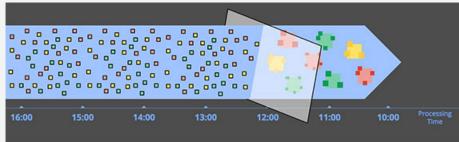


#### ストリーム処理

無限のデータを逐次処理して、永続的に処理をし続ける







#### 引用元

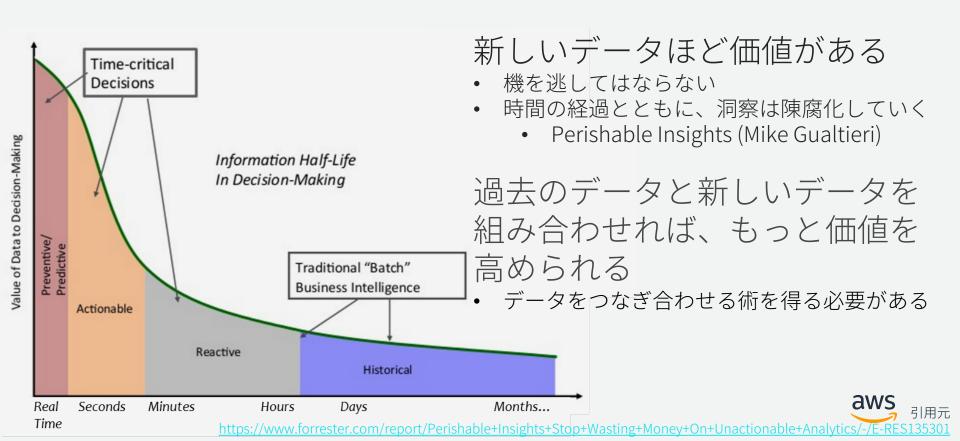
https://www.oreilly.com/ideas/the-world-beyond-batch-streaming-101 https://www.oreilly.com/ideas/the-world-beyond-batch-streaming-102



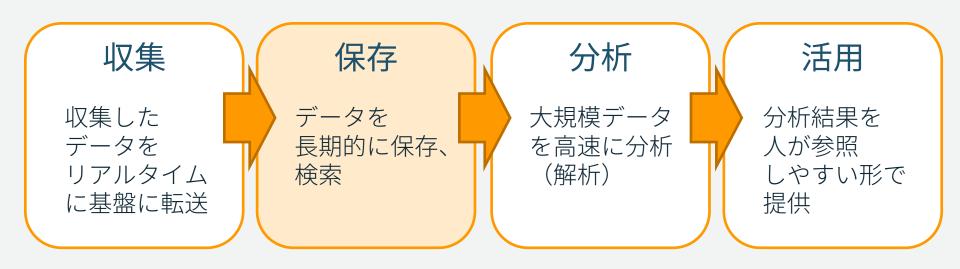
## ストリーム処理の典型的なシナリオ

|    |                 | STEP 1                     | STEP 2   | STEP 3                             |
|----|-----------------|----------------------------|--|------------------------------------|
|    | ナリオ/<br>:界別     | 取込-変換-ロードの加速               | 継続的なメトリクスの生成                                     | 機械学習や次のアクション<br>につながる洞察            |
|    | 告<br>ーケティング     | 広告主、入札者情報の集<br>約           | カバレッジ、売り上げ、コ<br>ンバージョンなどの広告メ<br>トリクス             | ユーザーの広告エンゲージ<br>メント、入札エンジンの最<br>適化 |
| lo | Т               | センサー、テレメトリー<br>データの取込      | 運用のためのメトリクスや<br>ダッシュボード                          | デバイス運用の高機能化や<br>アラーティング            |
| ゲ  | ·               | オンラインデータ集約<br>例)トップ10プレーヤー | MMOGのライブダッシュ<br>ボード                              | リーダーボードの生成やプ<br>レーヤースキルマッチ         |
|    | 人向けWeb<br> ・ービス | クリックストリーム分析                | インプレッションやPVな<br>どのメトリクス                          | レコメンドエンジンや積極<br>的なユーザーケアプログラ<br>ム  |
|    | 用<br>キュリティ      | DevOpsツール、VPCフ<br>ローログの取込  | CloudWatch Logsをサブス<br>クライブして、リアルタイ<br>ムにログを分析する | 異常検知                               |

### 時間の経過とともに、データの価値は失われていく

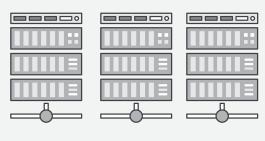


### データ処理の4つのステップ

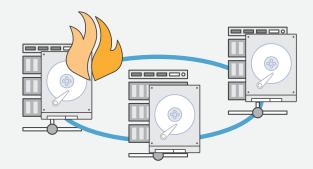




## オンプレミスでのデータ保存の課題



肥大化するデータ容量



分散ストレージの構築と運用



セキュリティ



## クラウドを利用したデータ保存

- データを3つ以上のデータセンターに自動複製
- 99.9999999999999 の耐久性
- 1 GBあたり月約3円・容量は無制限で保存した分だけ課金



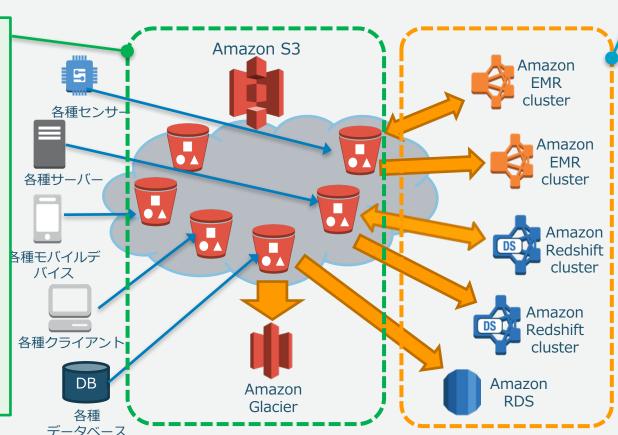


#### データレイクとしてのクラウドストレージ

恒久的な永続化の 主体は、DWH や Hadoop (HDFS) 自体ではなく、 S3 に一元化

必要な時に Redshift や EMR のクラスターを生 成して、不要にな れば削除すると いったライトウェ イトな運用が可能

S3にローデータ が保存されていれ ば分析用途別の後 続での利用が容易 に実現可能



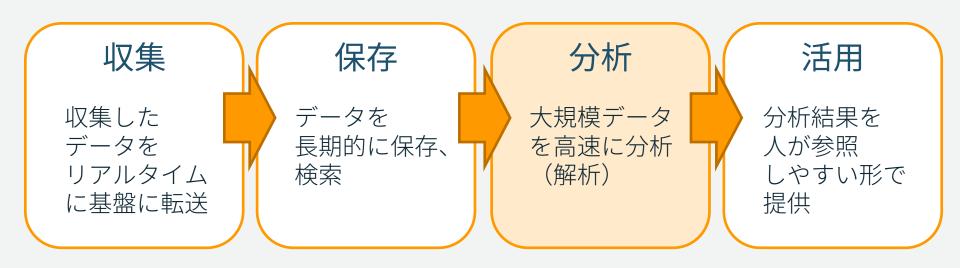
従来のアーキテク チャでは、DWH や RDB、あるいは、 HDFS 自体が恒久 的なデータ蓄積・ 保存先となりがち

One Fact が様々な 実体に複写されて いる状況

ストレージとデータ処理の結合度が高いため、ストレージ容量拡張や、CPUやメモリ容量拡張の際に手間が発生



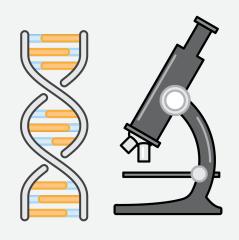
### データ処理の4つのステップ





## オンプレミスでのデータ分析の課題

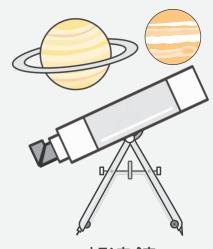
- ・データの特性によって分析方法は異なる
- ・それぞれの分析方法にあわせて基盤やツールが必要→システムが複雑化、コストが肥大化



顕微鏡



虫めがね



望遠鏡



#### データの特性と分析方法

頻繁に読み書き **Hot Data** メモリで処理 データサイズは小~中 短期間 頻繁ではない読み書き Warm Data 常にメモリで処理しない データサイズは中~大 中期間 散発的な読み書き **Cold Data** ディスクに保存 データサイズは大~ 長期間





## データの特性と分析方法

#### **Hot Data**

#### Warm Data

#### **Cold Data**

リレーショナルデータベース MySQL, PostgreSQL, Oracle, SQL Server データウェアハウス DWH

NoSQL データベース memcached, redis, mongoDB, Hbase Hadoop MapReduce, Hive, Spark

ストリーム

大容量データストア アーカイブ



### データの特性と分析方法

#### **Hot Data**

#### Warm Data

#### **Cold Data**

リレーショナルデータベース MySQL, PostgreSQL, Oracle, SQL Server



データウェアハウス DWH



NoSQL データベース memcached, redis, mongoDB, Hbase



Amazon ElastiCache



Hadoop MapReduce, Hive, Spark



AWS Glue

ストリーム



大容量データストア アーカイブ



Amazon S3



Amazon Glacier



AWS Snowball\*



Amazon Athena

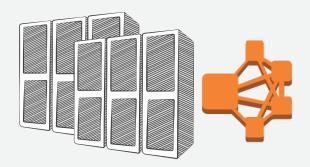


## Apache Hadoop (EMR)

#### 分散処理基盤

分散処理に必要なリソースを簡単に調 達/廃棄可能

- Master/Core/Task node
- EMRFS
- Bootstrap Action, Steps



#### 分散処理アプリケーション

複雑な設定無しに分散アプリケーション を利用可能

- Hadoop, YARN
- Hive, Pig, HBase, Spark..





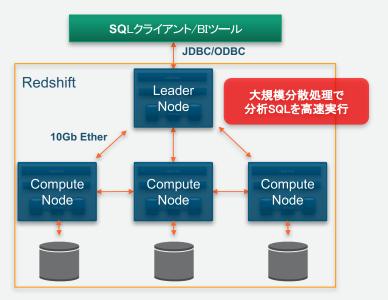






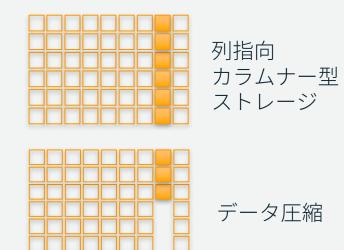


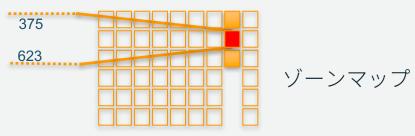
## DWH データウェアハウス (Redshift)



#### **MPP: Massive Parallel Processing**

- 1つのタスクを複数のノードで分散して実行する仕組み
- Redshiftではリーダーノードがタスクをコンピュート ノードに分散して実行
- ノードを追加する(スケールアウト)でパフォーマンス 向上



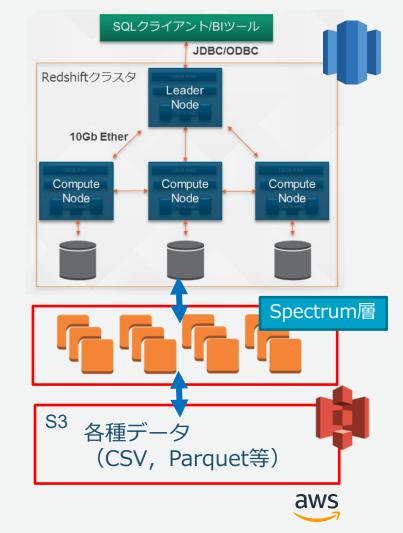




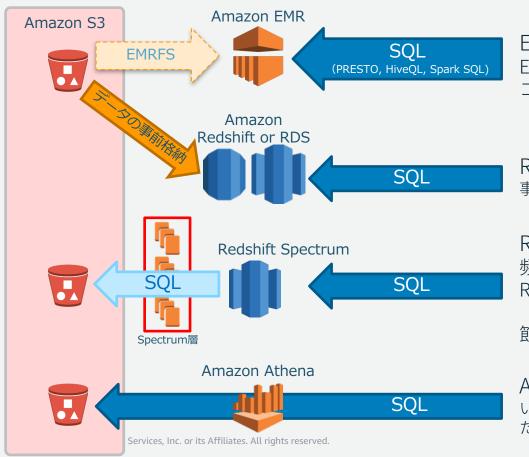
## Redshift Spectrum

大規模スケールアウトの処理層(Spectrum層)を使い、S3上のデータに対してSQLを実行する機能を提供

- S3上に置いたファイルを外部テーブルとして 定義し、Amazon Redshiftのクエリがそのま ま活用できる
- データローディングにかかる手間、時間が不要
- 同じS3データセットに対し、色々なノードタイプ、 サイズで作ったAmazon Redshiftクラスターからア クセス可能



#### アドホック・クエリーのバリエーション



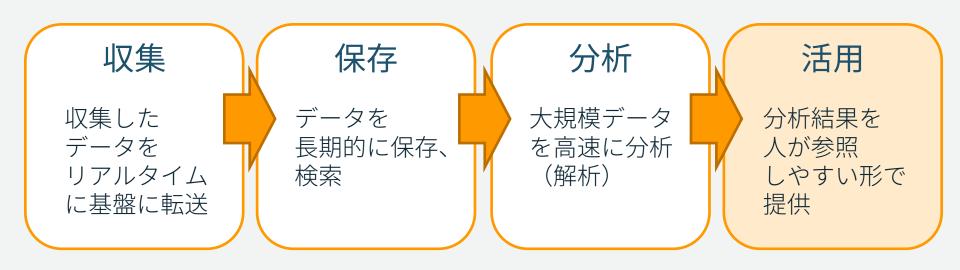
EMR への一般的なSQLアクセス EMRFSにより事前に EMR の HDFS へのデータの コピーは不要

RDS, Redshift への一般的なSQLアクセス 事前にS3からデータをインポートしておく必要がある

Redshift Spectrum を使用した場合 頻繁にアクセスしないデータをS3においたまま Redshift から透過的に S3 をアクセス可能 (S 3 に事前に格納しておく必要がなく、容量も 節約できる)

Athenaでの S3 への直接の SQL アクセス いかなる事前のデータコピーも不要 ただし、利用時にスキーマ定義が必要 **aws** 

### データ処理の4つのステップ





## データ可視化は任意のツールが選択可能

一般的な BI ツール

多彩なパートナーソリューション・ OSSをEC2上で活用





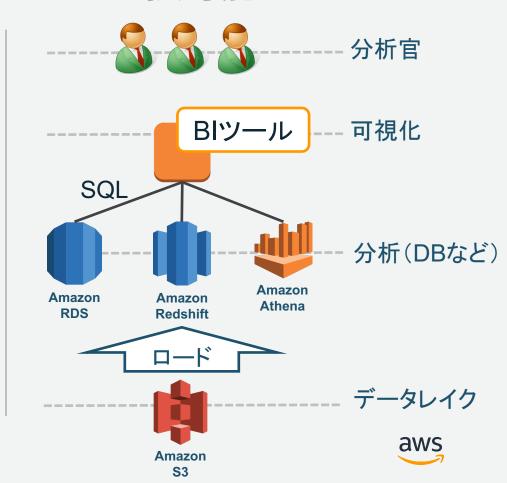






periscope





## クラウドベースの BI ツール (QuickSight)

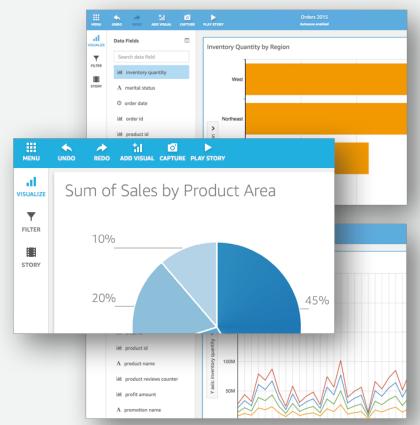
クラウドベースのBIツール

AWS内部のデータソースを自動探索 し簡単に開始

直感的なビジュアル化機能(Auto Graph)を搭載

新規開発の SPICE エンジンを搭載し 高速に動作

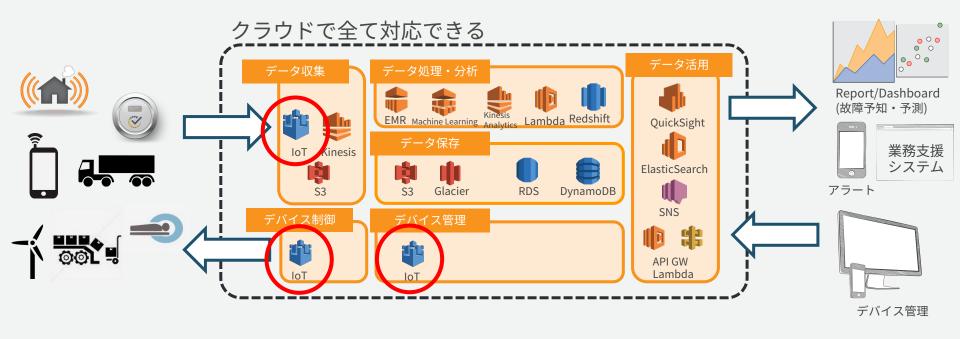
既存のパートナー製品との連携もサ ポート





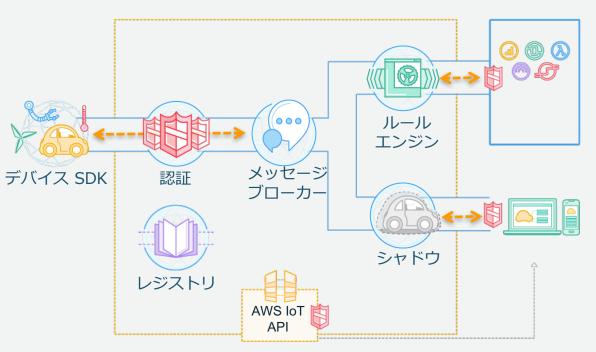
#### クラウドで構築するIoTプラットフォーム

ビルディングブロックのように組み合わせることで素早く構築が可能



#### AWS IoT

#### デバイスとクラウドの双方向コミュニケーションを実現する

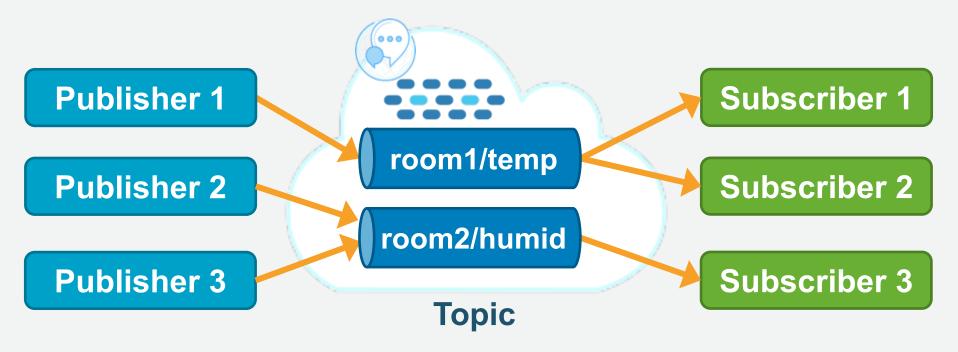


- HTTPとMQTTに対応
- ハイトランザクションに耐え うる高いスケーラビリティ
- ルールとアクションを定義可 能
- 利用した分だけの支払い
- AWSサービスとのシームレス な連携



## MQTT Pub-Sub メッセージ交換モデル

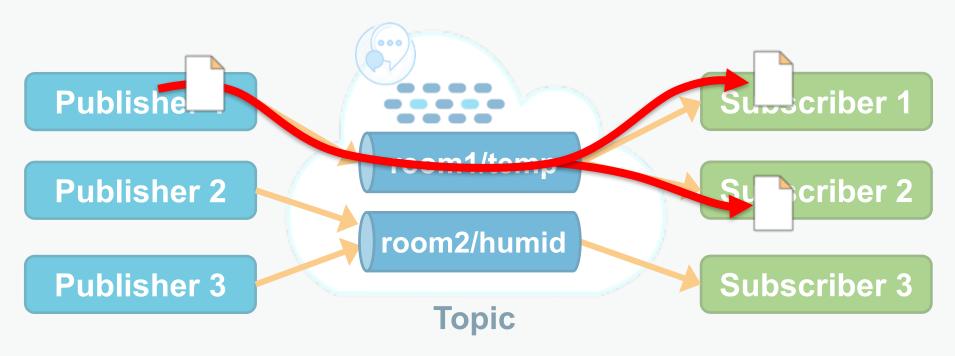
Topic を介してメッセージを双方向に送受信できる





## MQTT Pub-Sub メッセージ交換モデル

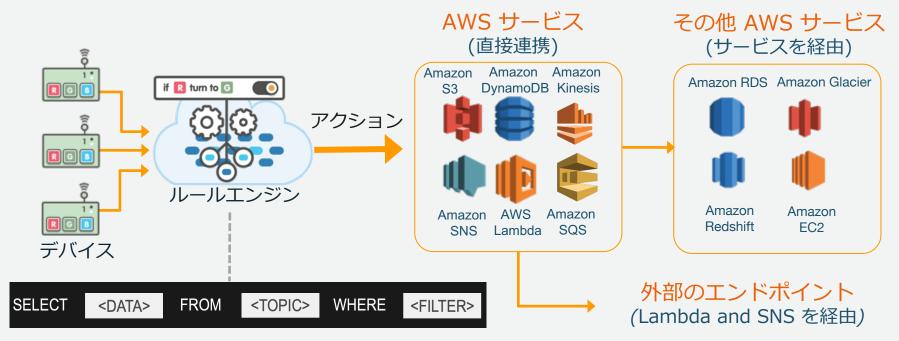
Topic を介してメッセージを双方向に送受信できる





#### ルールエンジンとアクション

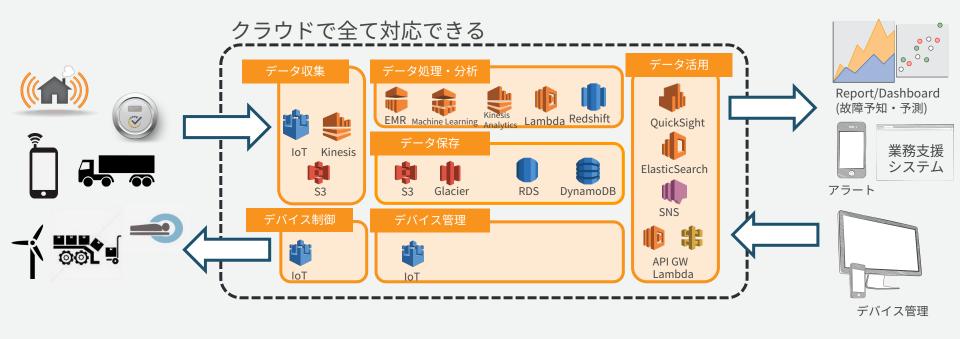
AWS IoT から AWS サービスや外部のエンドポイントの呼び出しを行なう





#### クラウドで構築するIoTプラットフォーム

ビルディングブロックのように組み合わせることで素早く構築が可能



## 参考資料

mcframe SIGNAL CHAIN

https://www.mcframe.com/

ブレインズテクノロジー株式会社 様 - Impulse

https://www.brains-tech.co.jp/impulse/

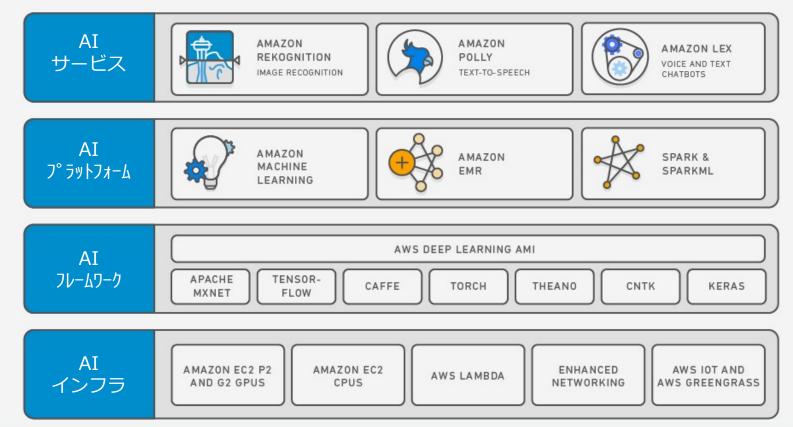
https://www.brains-tech.co.jp/news/20170630-2.html



## AI・機械学習のトレンド



#### 4層から構成される機械学習サービス



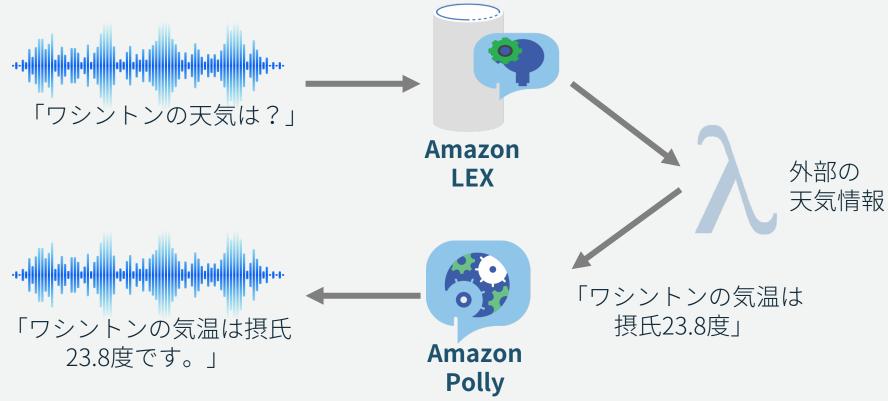


## 画像認識





## 音声言語処理





## Apache Spark

#### 高速な分散処理フレームワークとして

- メモリキャッシュ、なるべくディスクを使わない
- 繰り返し処理(機械学習等)で効果が高い

#### フレームワーク上で、更にアプリケーションが展開

• SQL,ストリーム,機械学習(MLlib),グラフ

#### MLlibで利用できるアルゴリズムの例

- 分類と回帰
  - 線形モデル(線形回帰、ロジスティック回帰、 SVM)
  - 決定木
- 協調フィルタリング
- クラスタリング
  - k-means
- 次元削減
  - 特異値分解
  - 主成分分析

詳細はこちら http://mogile.web.fc2.com/spark/spark160/mllibguide.html



```
text_file = spark.textFile("hdfs://...")

text_file.flatMap(lambda line: line.split())
    .map(lambda word: (word, 1))
    .reduceByKey(lambda a, b: a+b)

Word count in Spark's Python API
```

Spark Spark Streaming MLlib (machine learning) GraphX

#### Apache Spark

http://spark.apache.org/



## ニューラルネットと Deep Learning

#### ニューラルネットの栄枯盛衰

- 人間の神経組織(ニューロン)をモデル化した学習器
- 十分なノード数の中間層があれば、3層ニューラルネットであらゆる関数を近似で
- 誤差逆伝播法の確立
- 様々な要素によって一時的に衰退
  - 次元の呪いによる計算量爆発
  - 誤差消失問題と局所収束問題
  - SVM等局所収束の無い学習器の登場

#### Deep Learningの隆盛

- CNN、DBM、DBN等4層以上でも学習が可能なアルゴリズムの登場
- 画像認識において顕著な実績
- 自然言語処理への応用
- 計算機能力の大幅な向上+GPUの活用
- クラウドとビッグデータ
- 豊富なライブラリ

パーセプトロン 多層NN

1960

誤差逆伝播法

SVM等他のアルゴリズムが降盛

ボルツマンマシンを用いた

深層自己符号化器 YouTubeの動画から猫の画像の認識

ILSVRCにおいてCNNで大差での優勝

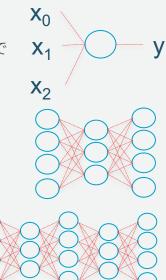
2006

2012



© 2017, Amazon Web Services, Inc. or its Affiliates. All rights reserved.

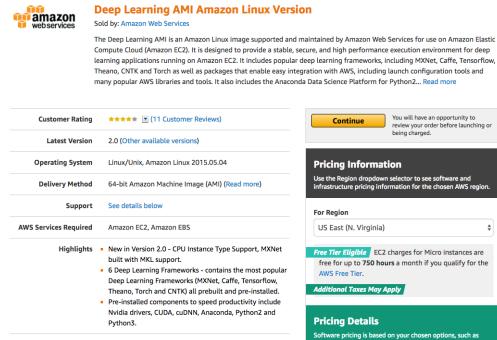
1980



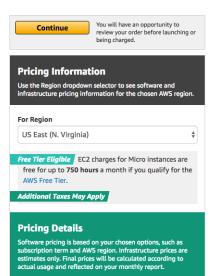
#### Deep Learning AMI で各種パッケージを手軽に利用

OS はAmazon Linux と Ubuntu の2種類、各種フレームワーク がプリインストールされる

MXNet v0.9.3 tag Tensorflow v1.0.1 tag Theano rel-0.8.2 tag Caffe rc5 tag Caffe2 v0.6.0 tag CNTK v2.0 beta 12.0 tag Torch master branch Keras 2.0.2 tag



The Deep Learning AMI is an Amazon Linux image supported and maintained by Amazon



https://aws.amazon.com/marketplace/pp/B01M0AXXQB?qid=1475211685369&sr=0-1&ref =srh res product title

Product Description



#### EC2 コンピュートインスタンスタイプ

汎用

コンピュート 最適 ストレージ I/O 最適

メモリ最適

GPU /FPGA アクセラレーテッド





**M**3



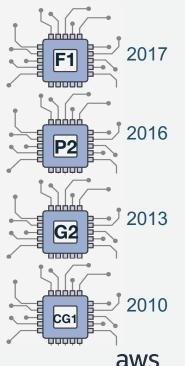












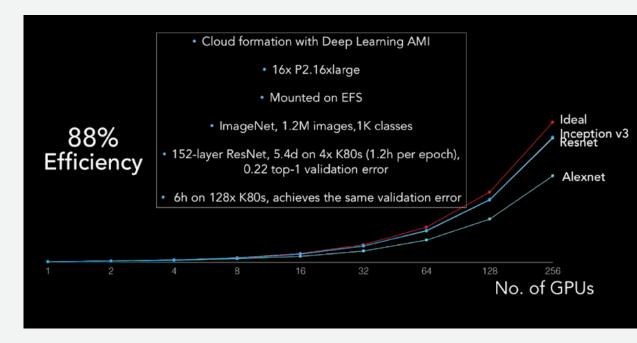
## MXNet Deep Learning on GPU

#### P2 GPU インスタンスでDL学習と推論において高速な性能を実現

P2インスタンスでのMXNet学習処理:

画像解析アルゴリズムInception v3を MXNetで実装しP2で実行した結果

P2.16xlargeを16台で構成したクラス ター 計256GPUまで並列に実行した場合、 85%の実行効率で性能向上

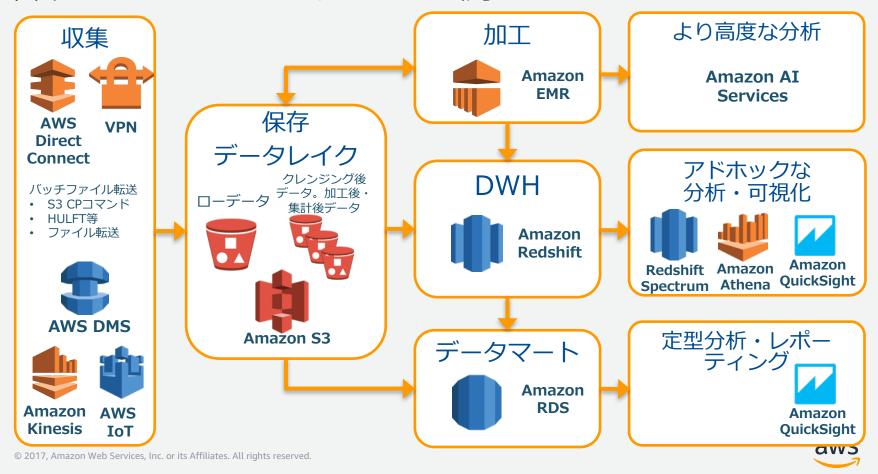




## まとめ



#### 各種サービスのマッピング例



#### まとめ

- クラウドの特徴
  - 従量課金、高い可用性と拡張性、コスト最適化
  - 高いセキュリティレベル、豊富なサービス群
- データ処理
  - 収集、保存、分析、活用(4つのステップ)
  - それぞれにマッチしたクラウドサービスがある
  - ビルディングブロックのように組み合わせてスピード開発
  - 豊富な事例
- ・トレンド
  - AI、機械学習



# Thank you

