

下流からせめるビッグデータ

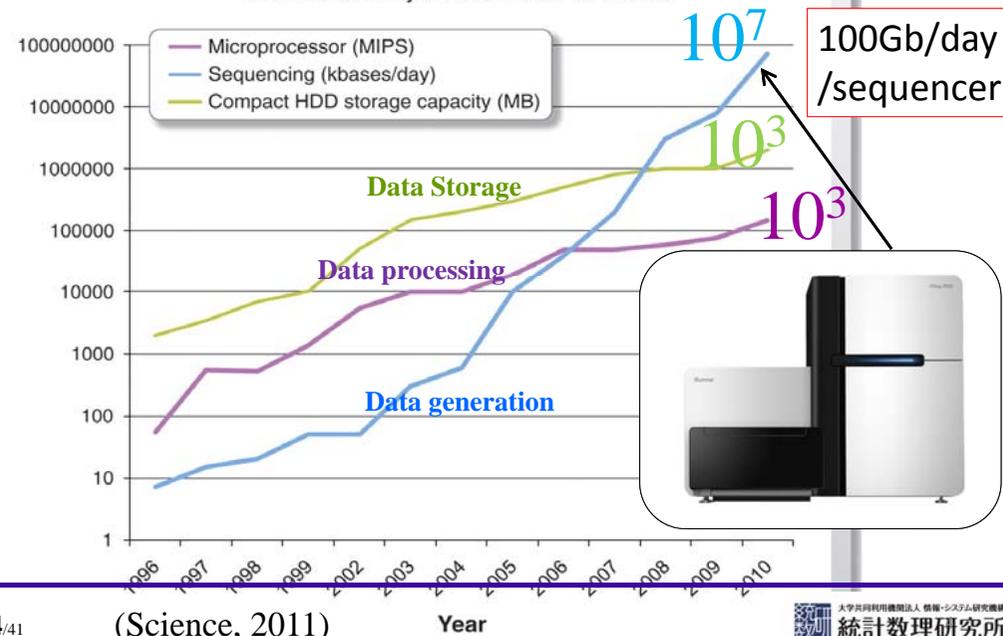
樋口知之 (情報・システム研究機構 統計数理研究所)

1. ビッグデータとは
2. アナリティクスの4つの落とし穴
3. 予測とモデル
4. 4つの利用レベルのステージ
5. 日本固有の問題点
6. 対応策: 人材育成

1. ビッグデータとは

Sequencing Progress vs Compute and Storage

Moore's and Kryder's Laws fall far behind



ビッグデータとは？

Researchers in a growing number of fields are generating extremely large and complicated data sets, commonly referred to as "big data."

http://www.nsf.gov/news/news_images.jsp?cntn_id=123607

課題： 気象学、ゲノミクス、コネクティクス、複雑な物理シミュレーション、環境生物学、インターネット検索、経済学、経営情報学

データの源： モバイル機器に搭載されたセンサー、リモートセンシング技術、ソフトウェアのログ、カメラ、マイクロフォン、RFIDリーダー、無線センサーネットワーク

ウィキペディアより

3V: 量 (Volume)、種類 (Variety)、頻度 (Velocity)

5V: 価値 (Value)、情報の正確さ(信憑性) (Veracity)

5/41

統計数理研究所

ビッグデータがなぜ大切か？

- ・生活を“まるごと”とらえた結果
- ・支配方程式のない現象も科学へ

6/41

統計数理研究所

ビッグデータ環境下における研究開発推進の鍵

ビッグデータは「価値密度」がかなり低い

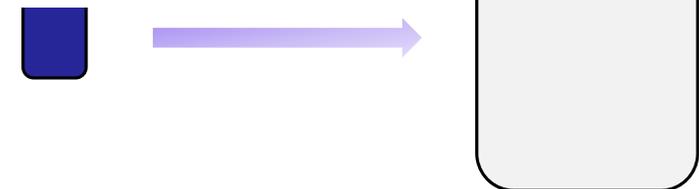
(統計数理研究所 丸山; PFI 岡野原 談)

7/41

統計数理研究所

価値 (←目的による!) 密度の定義

$$\text{価値密度(目的)} = \frac{\text{価値総量(目的)}}{\text{データ総量 Volume}}$$



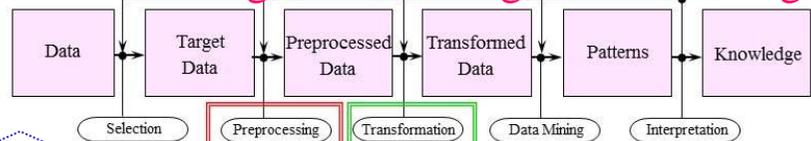
8/41

統計数理研究所

多くのプロセスに分解

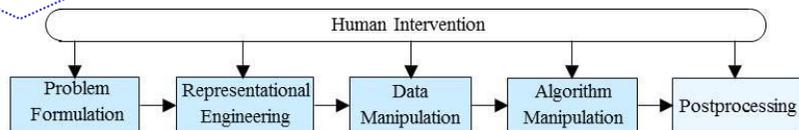
抽象物を対象にすると
誰もプロセスに分解できない！

Data cleansing, Data Editing, Data Curating



13年前の資料から

図 1: Fayyad等による知識発見のプロセス



データ処理の流れ 図 2: Langleyによる知識発見のプロセス

発見科学研究 成果報告集

発見科学 (1997.12.24)

統計数理研究所

5. 日本固有の問題点

データとビジネスの関係

日本固有の弱さ



「もの」から
「システム」へ



匠とマシン

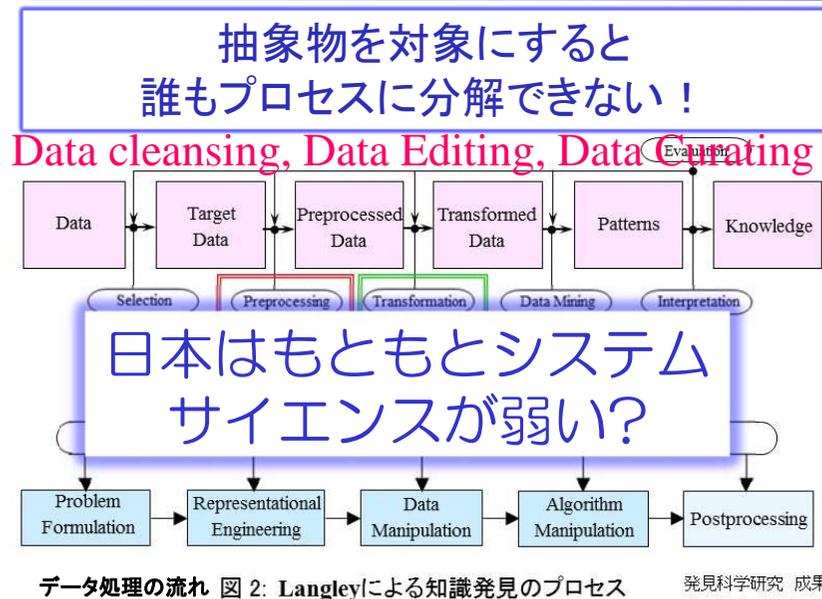


無形物にお金を
払わない文化

「もの」は分解できる

<http://www.ifixit.com/Teardown/iPad-Teardown/2183/1>

成功の鍵: データ・サイエンティストの抱え込み



ビッグデータは巨大なゴミ箱?

ビッグデータの実際は、そのままと単なる屑の山
異常値の混在、欠損の頻出、フォーマットの変更、測定環境の変化等々

分別、整理することで

1. マイニングは錬金術師でしょ?
データ解析への懐疑的態度
2. 砂金探しをいつまで続ける?
エキスパートへの過度な依存

マネーボールの实在



玄人の「眼」, 「聴」を造る

世界に誇る東京のモノづくり

輝く技術 光る企業 *kirari-tech*

<http://kirari-tech.metro.tokyo.jp/>

いつまでも「プロジェクトX」の感傷に
ひたっている世界から取り残される

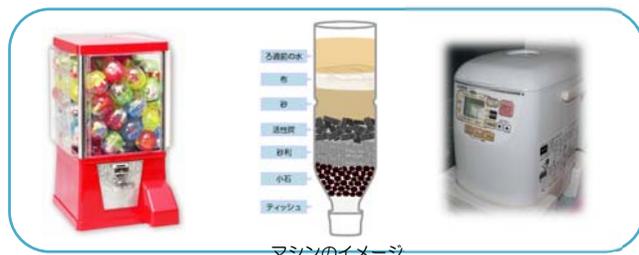
機械は許しても、目が、指先がわずかな誤差を許さない
顧客のニーズが厳しくなればなるほど、経験に裏打ちされたその技術が冴え渡ります。

『マシンに入れば何かでてくる』は幻想



■よくあるケース
「ビッグデータはいろいろ社内にあるのだけれども、先生、何かできませんかねえ？もったいないといつも思っているのですが。」

「この種の発言をされるお客さんの案件はお断りするようにしている。営業にはいやな顔をされるが」
某ビッグデータ・コンサルティング担当マネージャー



6. 対応策：人材育成

個人情報保護とデータの本格的利活用

One for All, All for One



「IDデータコモンズ」はドナーカードのようなもの
(情報研 曾根原教授)(日経ビジネス2013.09.30号)

帰納と演繹



理論と仮定から結果を導く

VS.

結果から原因を探る

帰納と演繹



理論と仮定から結果を導く

vs.

結果から原因を探る

下流からスタートせよ：ただし逆流は難しい

受益者（消費者）を意識することからはじめよ！

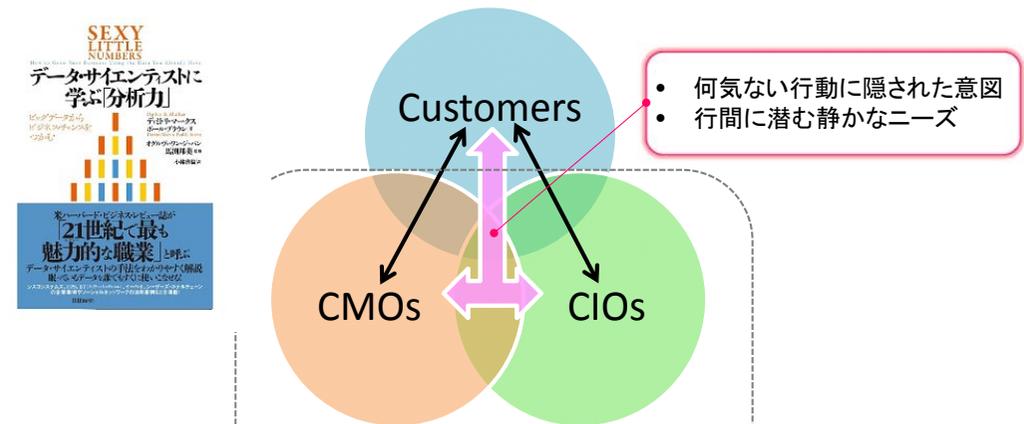
公共サービスとビッグデータ

- 通常時： Nowcastingが中心
 - オープンデータ+クラウドソーシング
自然とデータが集まる仕組みづくり
 - 民間との協働
ビジネスモデルの創発はやらない。「武士の商法」
- 非常時： Forecasting機能が大切
 - ITインフラのダメージ、バックアップシナリオの事前想定
 - 先読み情報サービスがはずれた場合
のリスク：訴訟、一般からの批判
 - トリアージが肝

CMOとCIOの協働作業が大切

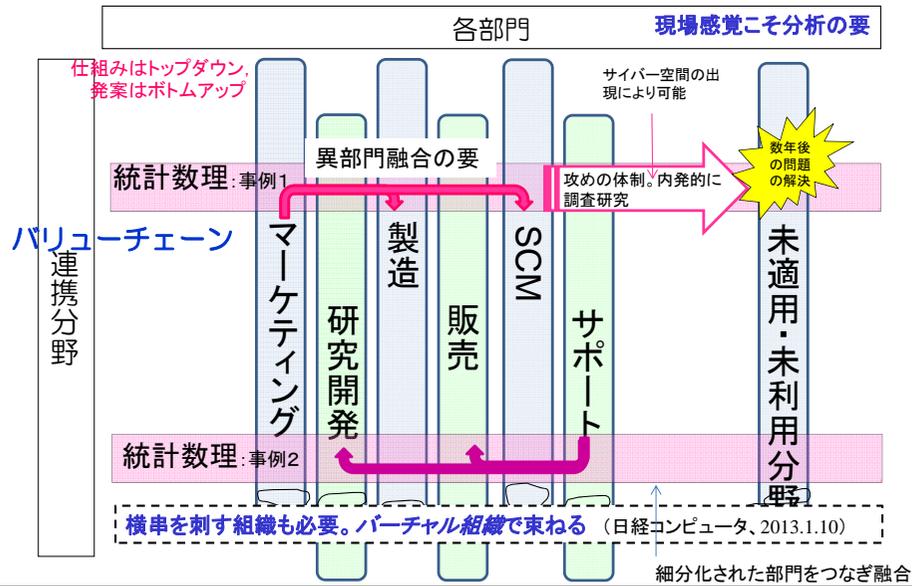
CMO: Chief Marketing Officer CIO: Chief Information

データの価値次第でインフラやアーキテクチャの設計が大きく変わってくる。



http://blogs.hbr.org/cs/2012/11/why_cmos_and_cios_need_to_team.html

企業を横断する中核部隊として



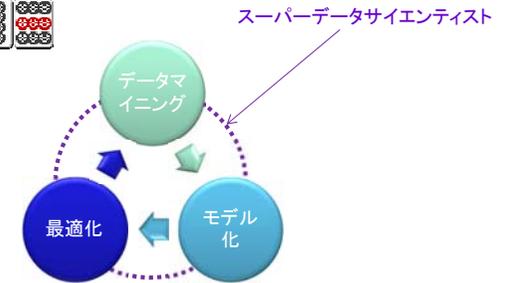
データ解析・分析の『個人商店時代』の終焉



• ちゃんとした、横断的チームが必要

■ 理論, モデリング, 計算, 実装, そして応用分野(現場)の専門家との**協調(協働)**作業

■ **一気通貫**方式で知識発見プロセスを指導できる**リーダー**



INSIGHT DATA SCIENCE FELLOWS PROGRAM

Who makes the best data scientists?

Who makes the best data scientist at LinkedIn? A former physicist, rather than a mathematician, survival depends on the big picture, the big highly quantitative astrophysics, physics researchers in mathematics research, economic



Insight Datascience Fellows Program



丸山、John、Jake、Cathy

- ・2年間で、およそ100名のフェローを輩出
- ・全員就職
- ・プロジェクトの内容は、各フェローが自分でアイデアを出して決める。
- ・すべて公開されているデータを使う。
- ・最新のセッションでは、500名の応募があった(すべてPh.DまたはPh.D candidate)。
- ・採用試験は電話によるインタビューと、プログラミング・統計のスキルを問う。
- ・Web広報以外には、大学、特にその就職支援部門へ行ってこのプログラムの紹介をしている。
- ・夏、New Yorkに新しいオフィスを出す。
- ・現在はPh.Dに限っている「サイエンティスト」のプログラムを、エンジニアにも拡大予定。

(丸山教授@統数研 談)

Data Scientists are actually T-shaped

5 points for job description

- ✓ Innovative problem solvers who learn from data
- ✓ Expertise in statistical modeling and machine learning
- ✓ Solid understanding of problem domain
- ✓ Effective communicators of what they learn
- ✓ Specialized programming skills

(By R.N. Rodriguez)



Data Businessperson: Determining benefit of data projects to organization

Data Creative: Applying broad range of analytics and technology

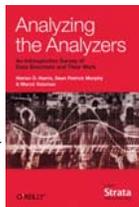
Data Developer: Acquiring, storing, cleaning, and managing data

Data Researcher: Understanding complex processes

Data Scientists tend to have deep experience in one category and some ability in others.

46%の会社がデータサイエンティストの雇用を増やす予定 (2011 Bloomberg Businessweek Survey, 930社回答)

2018年までにデータサイエンティストは16万人不足。
米国では毎年4千人育成。500人(博士)、2400(修士)、1100(学士)。修士と学士は急増中。



US: Data Scientist 4つのタイプ



Binita

Data Businesspeople

- 経営工学MBA
- コンサルティング会社での経験
- 現在大手企業のデータ分析

ソフトウェア開発ができない！



Rebecca

Data Researcher

- 分子生物学で博士号を取得
- 元々はアカデミア指向
- 現在は国際的な流通会社でデータサイエンティスト
- 論文は書けるが、マネジメントの経験はない



Chao

Data Creatives

- 経済・CS・統計
- 統計コンサルのベンチャーを起業
- 現在大手新聞社に勤務
- 夜はPythonのオープンソース開発
- 自身はハッカーと思っている



Dmitri

Data Developer

- CS修士
- 現在堅いコンサルファームの開発

ビジネス改革ができない！

日本: Data Scientist 4つのタイプ



メーカーの製品開発・企画部門にいる中堅のIT系エンジニア。社内では確実にデータの活用が進んでいる。キャリアパスも見えている。



主に中小のサービス系の企業に勤める女性。比較的自由になる勤務形態を望んでいる。



若手で、まだ実務経験は少ないが、データサイエンティストになりたい夢を持っている。



ITサービス業でデータ分析をプロとして長年実施してきていて、この仕事に誇りを持っている。

2. アナリティクスの『4つの落とし穴』

ビッグデータの操作に没頭して本質を見逃す危険性

スモールデータの取り扱いの十分な理解
無くしてビッグデータによる成功ありえず。



落とし穴1: ビッグデータと新NP問題

■ 1パラメータの値を、0~9の値から定める。

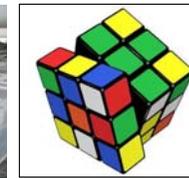
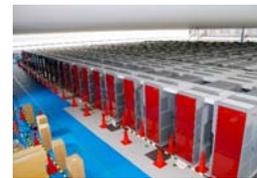
離散最適化問題

$$\max. f(\theta) \quad \theta' = (\theta_1, \dots, \theta_p)$$

異質性
セレクションバイアス:
 販促のマイナス効果(価格プロモーションとリピート購買率)、
 ウェブサイトのページビュー数、
 顧客ロイヤリティとCRM
 (阿部、2013)

パラメータ数が2個(p=2)なら、10 x 10 =100 通り計算すればよい。

- p=10 10^{10} : 100億 (世界の人口が約70億人)
- p=15 10^{15} : 1000兆 (「京」の計算速度は8000兆回/秒)
- p=20 10^{20} : 1垓(がい) (ルービックキューブの全パターン数の約2倍)



10^{150} 将棋のゲーム木の大きさ
 10^{365} 囲碁のゲーム木の大きさ
 Wikipediaより

スパースなデータ空間を N (サンプル数)の増大だけでカバーする(埋める)のは原理的に無理。データ空間の中で構造を見つける方法が鍵。

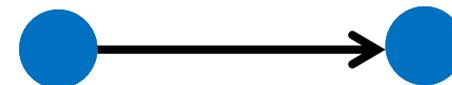
率(頻度, 指標)がくせもの

$$\text{リピート購買率} = \frac{a}{A}$$

コンバージョン率
クリック率

A: ターゲットの総数
 a: アクション(購買)数

落とし穴2: 列挙処理、相関と因果

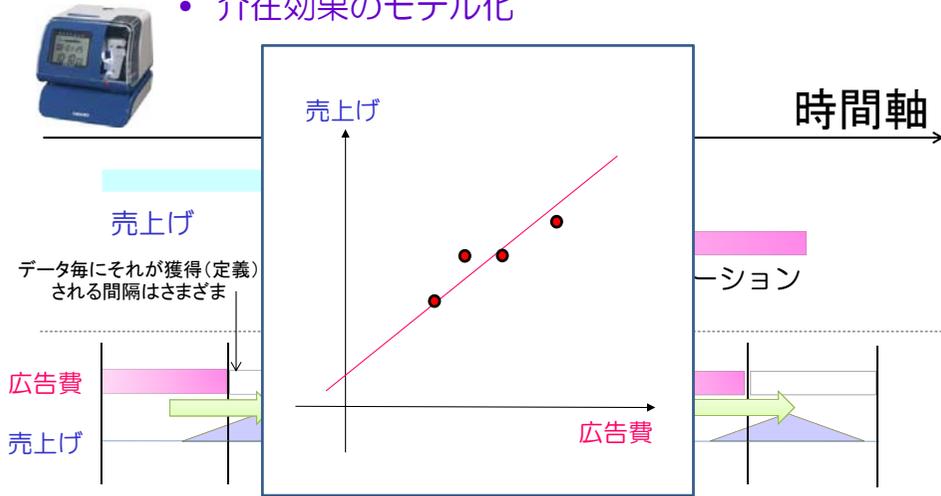




Granger causality

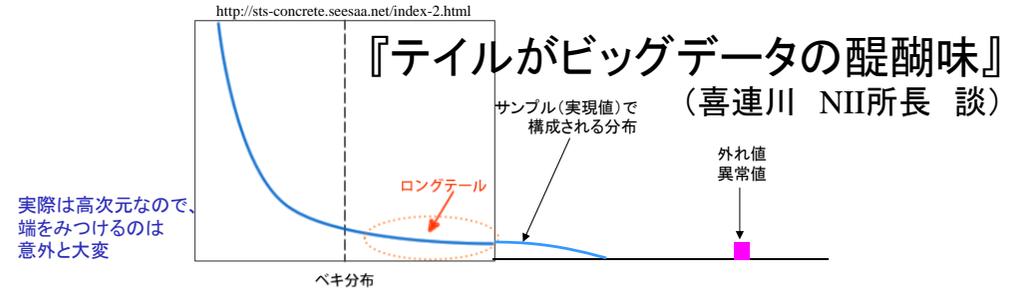
2003 Nobel Memorial Prize in Economic Sciences (from Wikipedia)

- データのタイムスタンプとラグの最適化
- 介在効果のモデル化



落とし穴3: 全てのデータを取り扱う意味

帰納法の弱点



『端にこそイノベーションの卵』

- 新発見、ひらめき
- クレーム (PL法対応)

そうでなければサンプリング(標本抽出)によって一部のデータを分析することで十分(費用対効果を最初から考えること)

外れ値の多様な呼称 (PFI 比土: Jubatus TL)

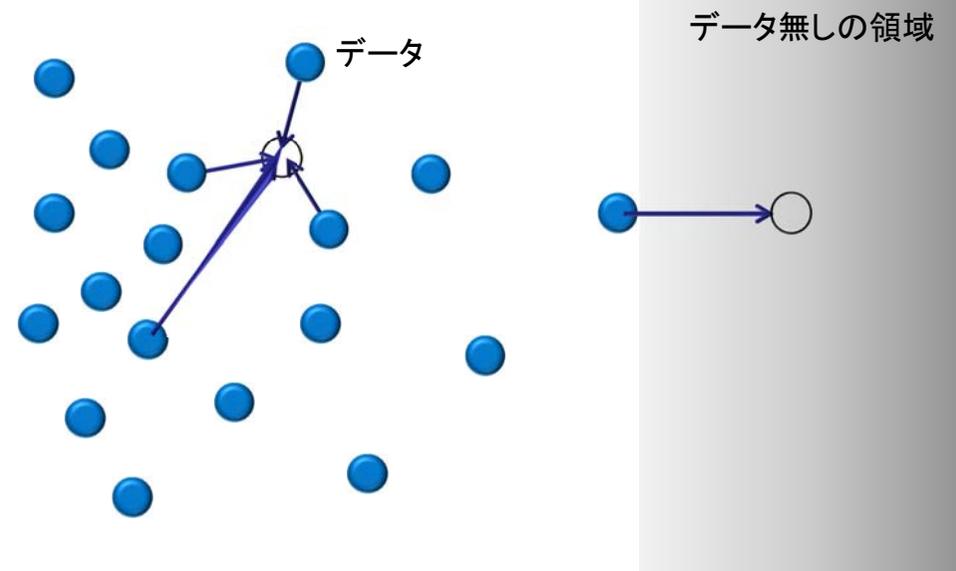
<http://www.slideshare.net/shoheihido/fit2012>

外れ値検出問題

機械設備の監視と異常検知

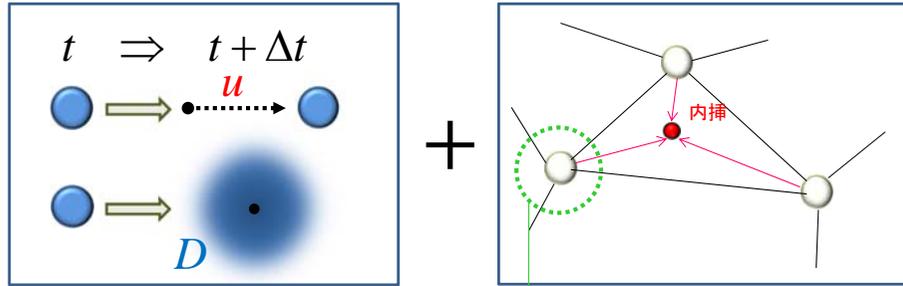
- 例(1) 工場機械の遠隔監視データからの故障予兆検知
 - データ: 燃料投入量や施設内温度・圧力や出力レベル
 - 目的: 壊れる前に挙動がおかしくなるといふ予兆を捉えたい
 - 難しさ: 稼働日営業時間中のみ稼働するため稼働時と停止時でまったく取れるデータの分布が異なる
- 例(2) トラックの遠隔監視データから部品交換時期を予測
 - データ: 運転時の様々なセンサーデータや保守履歴
 - 目的: 壊れる前に部品を交換したい
 - 難しさ: 保守作業員の書いた履歴データの信頼性が低い
- 例(3) 汎用の施設監視システムとして音声センサーの活用
 - データ: 機器に取り付けた音声のみ
 - 目的: 動作音から異音などを捉えてアラートを上げたい
 - 難しさ: 処理しているモノの種類やタイミングによっても動作音が異なる中で、正常時と異常時を見分ける必要がある

落とし穴4: 内挿と外挿問題



いろいろなビジネス展開が可能

移流と拡散 + クラウドソーシング = 予測能力
フォワード計算モデル 現況を捉える認識力 スマホ(とGPS)



情報の不確実性
(多人数からのレポート: 多様なノイズの混在)