

# 人と相互理解する次世代人工知能 における確率モデリング技術

国立研究開発法人産業技術総合研究所  
人工知能研究センター 首席研究員  
東京工業大学特定教授

統計数理研究所、東京理科大客員教授

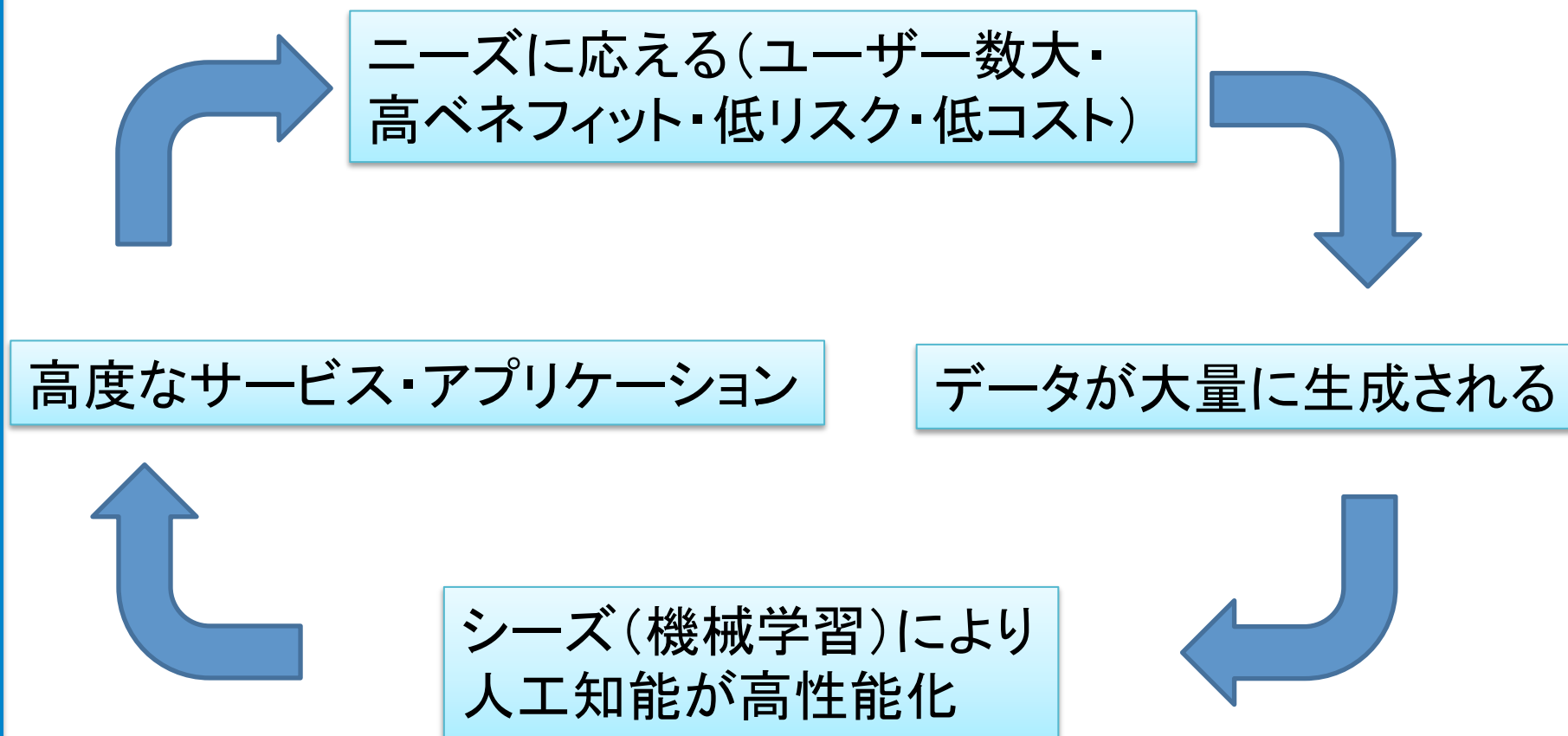
本村 陽一

Yoichi Motomura

# ビッグデータ活用技術としての人工知能技術

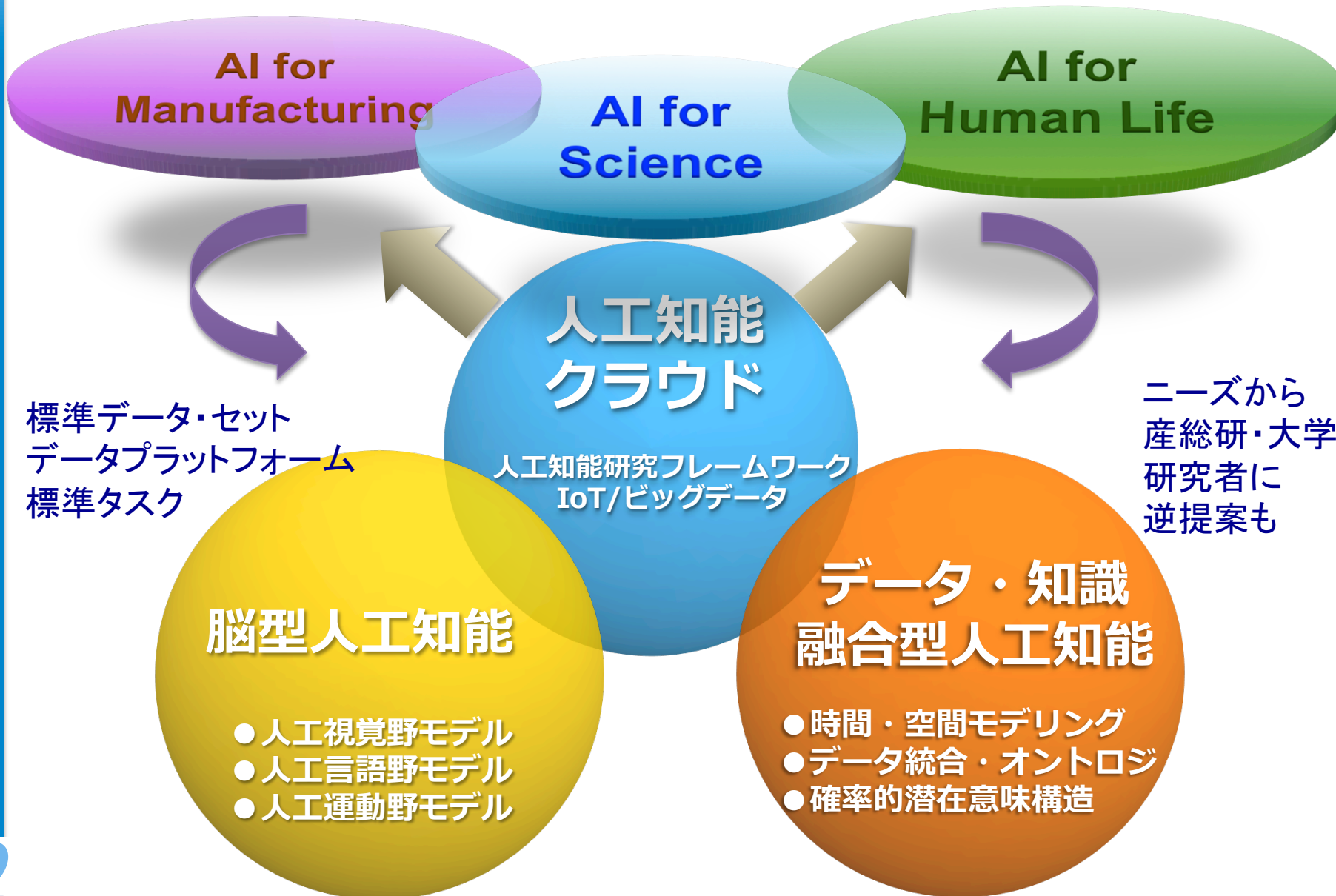
- Deep Learning (多段の階層型ニューラルネット)→画像系
- 自動運転(Probabilistic robotics: 環境モデリング)→空間系
- IBMワトソン(言語処理技術、Q & Aシステム)→テキスト系
- IoT, Industrie4.0などにより今後はセンサデータ系が増大  
データそのものだけでは解釈が困難→「現象のモデル化」
  
- 1990年代から絶え間なく続けられたきた研究成果が最近、  
利用できるビッグデータが増加したことで実用的成果結実
  
- 今後どのように展開するのか？ (これまでとどう違う?)
- → データの量と質、活用方法が展開すると予想される

# 人工知能とビッグデータの成長スパイラル



ループを回し、社会に良循環を起こす！

# 産総研人工知能研究センター 次世代人工知能技術研究開発



# 人工知能の研究上の課題

- 現在主流の人工知能は、予測・識別は得意  
しかし、その理由の説明が十分できない。(ex. Alpha碁)
- 高精度を達成しても内部が複雑で、このブラックボックス性が  
、人工知能に対する不安や脅威になりつつある

そこで、我々が目指すのは、



- 人工知能に人間との共通言語・共通表現を持たせ、
- ブラックボックス化した人工知能の気持ち悪さを解消し、  
人にとって理解・制御・協働しやすい  
**人間協調型の人工知能技術を確立すること**

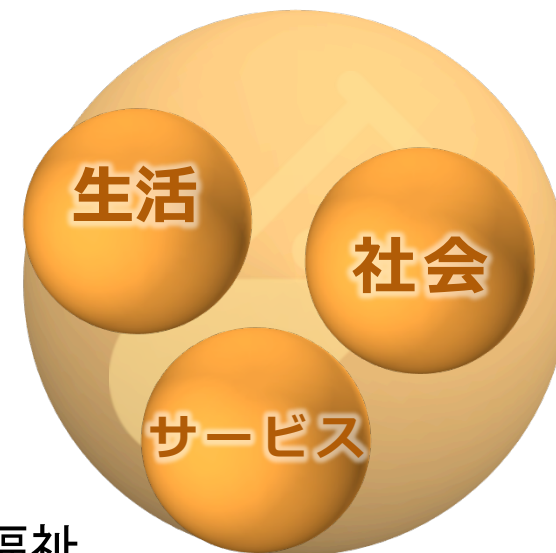
## 人と相互理解できる人工知能



# AI for Human Life

## 人間行動モデルに関する標準タスク化:

- ・ サービス現場での消費者行動予測  
(マーケティング、需要予測、レコメンデーションなど)  
→ サービス支援対話端末(CEATECなどで展示予定)
- ・ 屋外・公共空間での生活者行動予測  
(地域内の移動行動、コミュニティの地域活動、公共福祉の関連行動予測、ソーシャル・キャピタル評価など)  
→ 千葉の健康イベント実施によるビッグデータ収集
- ・ 屋内・公共空間での生活者行動予測(介護、見守りなど)  
→ センサ, IoT, リビングラボの活用技術



サービス現場



屋外・公共空間



屋内・公共空間

# ビッグデータと人工知能技術による産業構造変革

## 人工知能技術の提供価値は3つに分けられる

1) 既存業務・活動の効率化  
 (例) 定型業務の自動化を通じた業務時間の短縮(主にサプライサイド)

主要ステークホルダー

既存産業セクター

構造変革性小

2) 既存サービスの改善  
 (例) ユーザーが求める商品を自動発注するEC(主にデマンドサイド)

ベンチャー、ITサービス

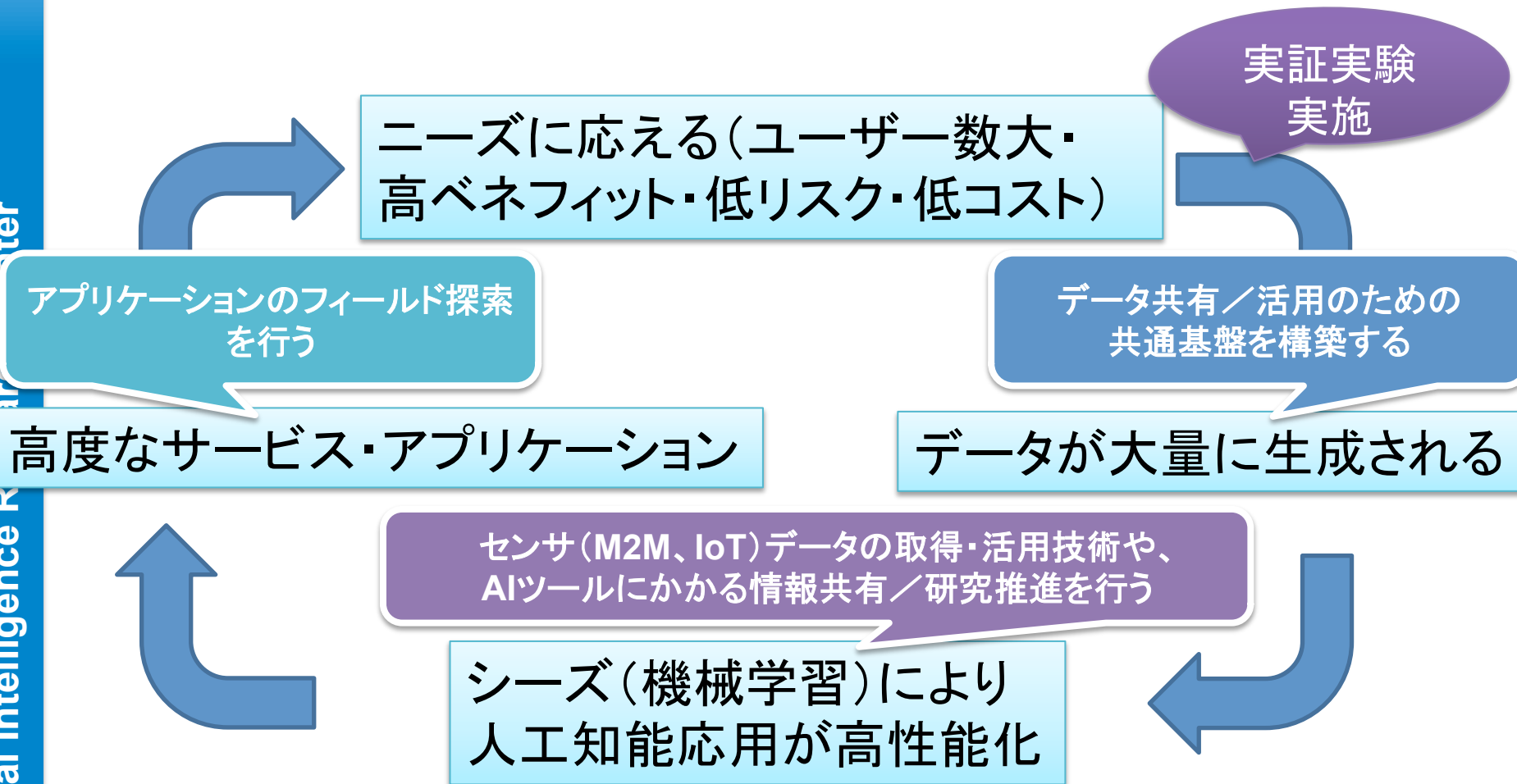
3) 全く新しい需要の創造  
 (例) ユーザーの余暇・遊休時間を使ったサービス(新規シーズ・ニーズ)

第三セクター、NPO  
 産官連携共同体、  
 新規事業部など

構造変革性大

# AI技術の活用・社会実装の連鎖反応

Artificial Intelligence Research Center

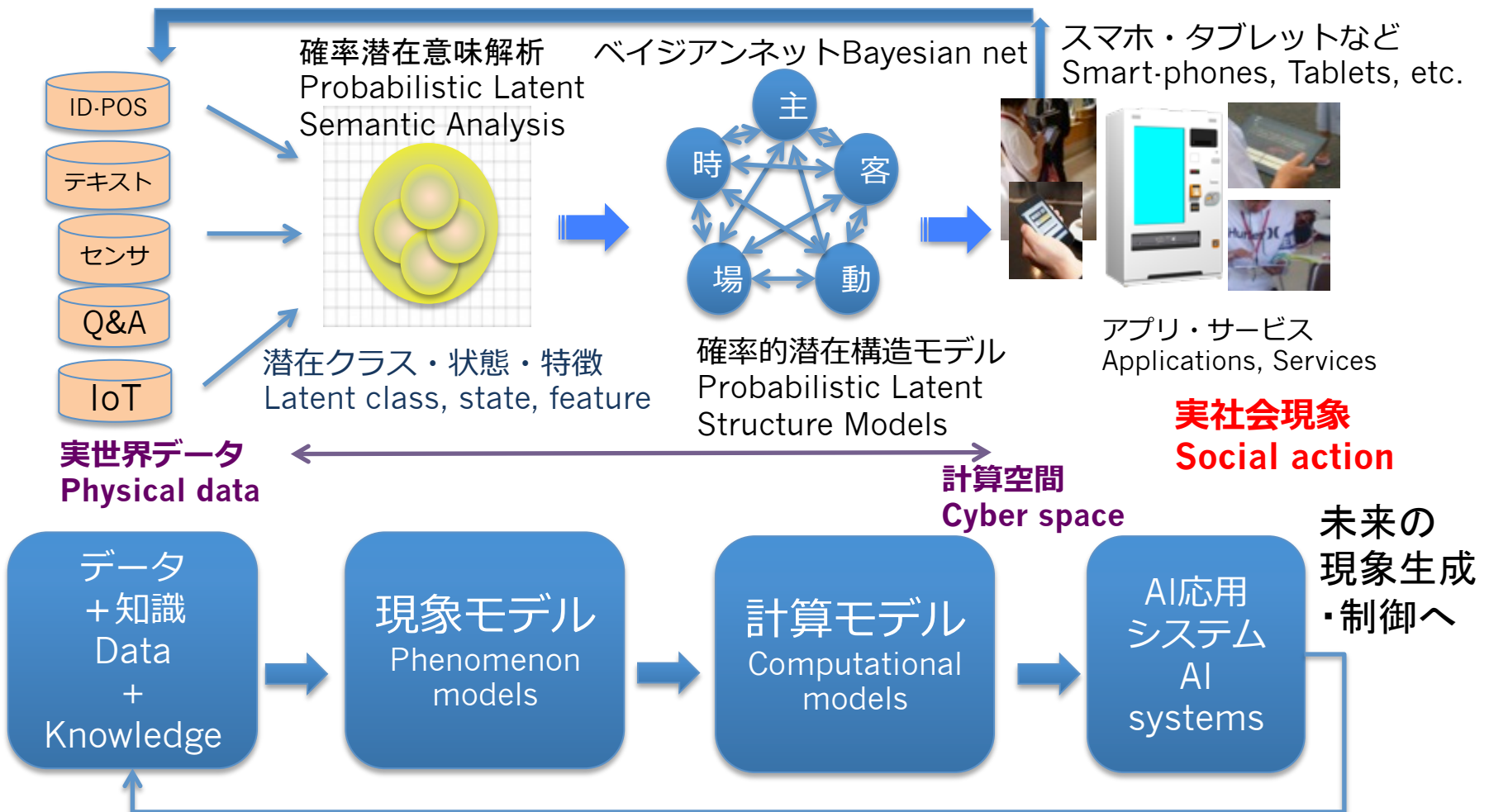


ループを回し、良循環を起こすことが重要



# 次世代人工知能：人と相互理解できるAI

## 実世界データからの現象モデル構築と計算モデル化

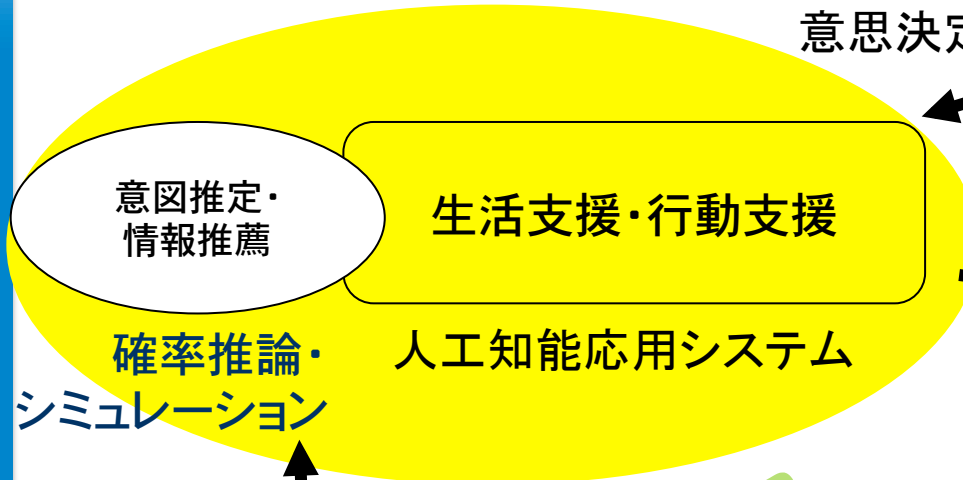


社会実装：製造現場・生活現場データと知識の融合、水平統合プラットフォーム構築

# 人と相互理解できる次世代人工知能 AI for Service: 共創エンジン



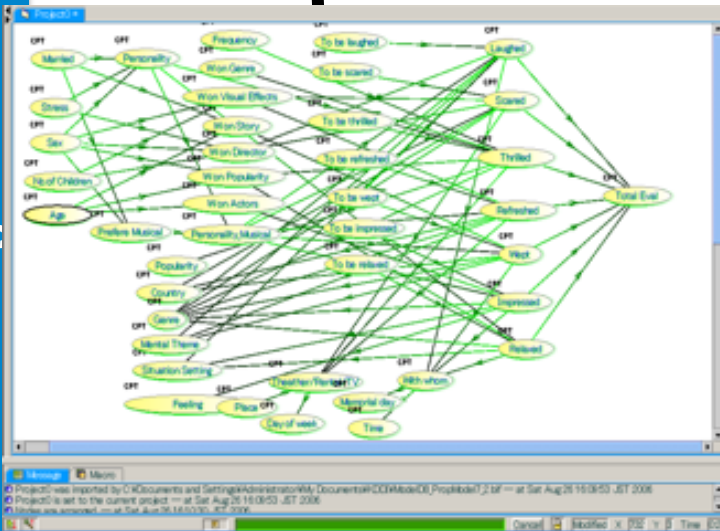
人工知能が人を理解  
意思決定支援



生活中的 IoT  
ビッグデータ



よりよい  
相互理解  
共創支援



現象の分析・理解  
知識発見・問題解決

# サービス現場に導入可能な対話的システム

生活・サービス現場の現象(場所・時間・原因・結果・理由)を大量高品質にデータ化



交通系  
電子マネー

会員カード  
+RF-IDシール



RF-IDリスト  
バンド



モールや店舗内  
でイベント実施

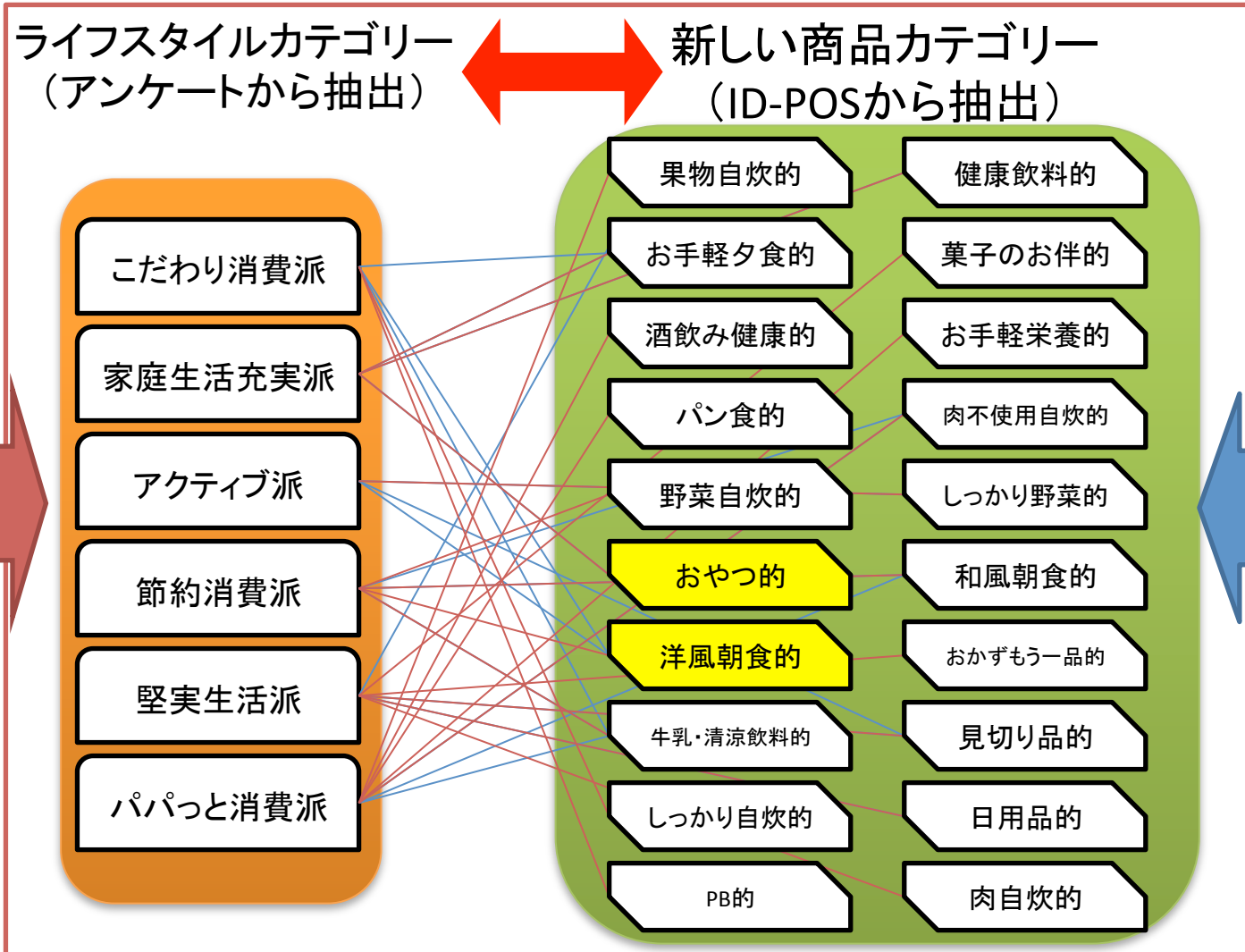
# 購買行動の確率的行動モデル

- 行動: 例えば購買行動 (yes or not)  
ある商品を購入した人が10人、  
同じ条件で購入しなかった人が90人いた場合、  
 $P(\text{buy=yes}) = 10/(10+90) = 0.1$
- 条件ごと異なる購買確率:  $P(\text{購買}|\text{条件})$   
例えば化粧品の購買確率、  
 $P(\text{化粧品}|\text{女性}) > P(\text{化粧品}|\text{男性})$
- 平日と週末により異なる場合、  
 $P(\text{化粧品}|\text{女性, 週末}) > P(\text{化粧品}|\text{女性, 平日})$
- この $P(\text{行動}|\text{条件1, 条件2, ...})$ となる「条件」を探す  
→ 「条件」を意識して、サービスを改善できる

# 購買ビッグデータを通じた消費者心理・ライフスタイルの理解

顧客パーソナリティ因子と商品群の関係をPOSデータからベイジアンネット化  
 (青い線:各ライフスタイルカテゴリーに対して全商品カテゴリーで得点が高い3商品カテゴリー)  
 (赤い線:各商品カテゴリー内で1番得点が高いライフスタイルカテゴリー)

- アンケート項目
- デモグラ
  - 日常行動・生活時間
  - 健康意識
  - 食に対する意識
  - 消費傾向
  - パーソナリティ

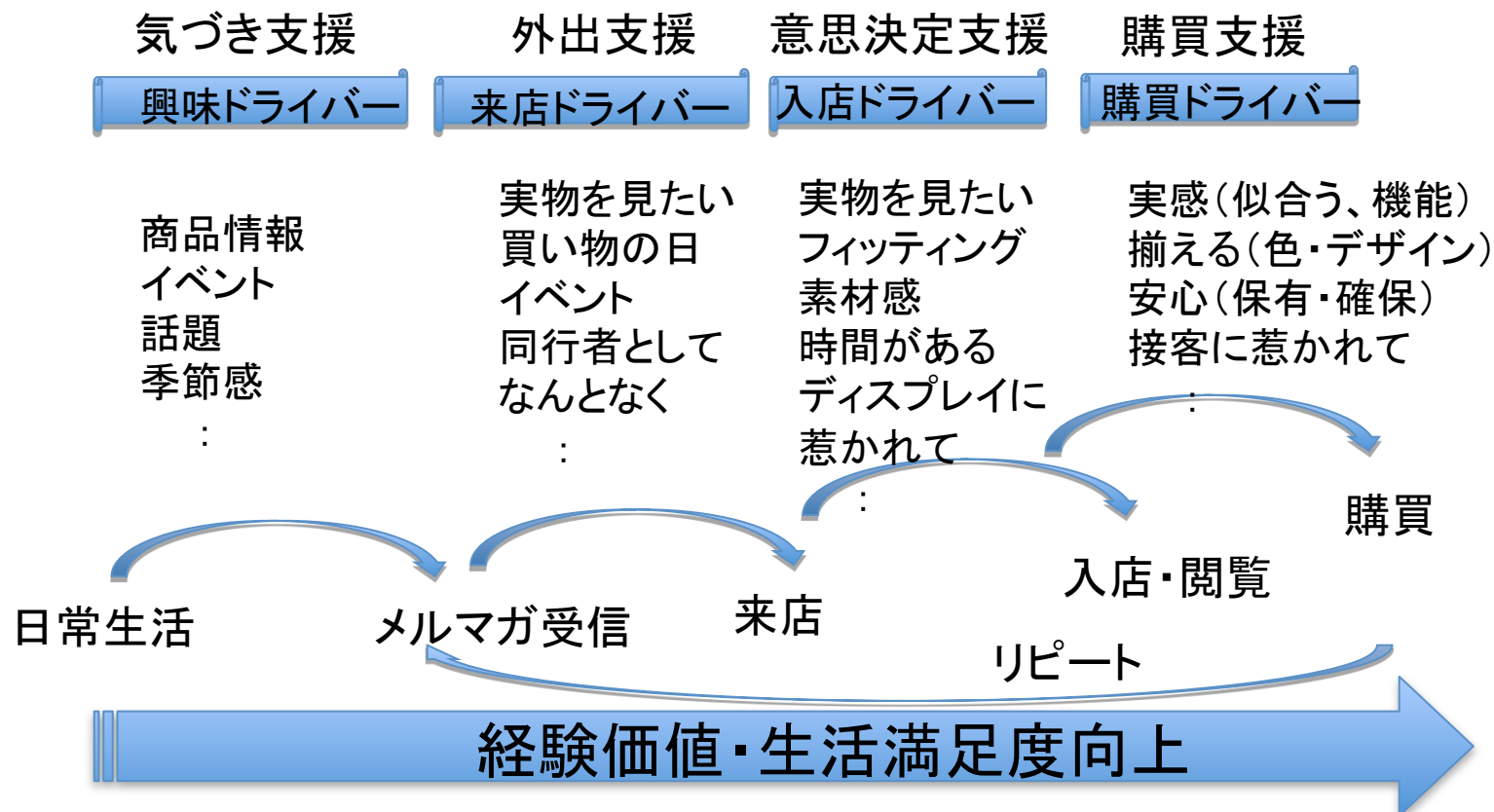


- 既存の商品分類
- 野菜
  - 肉・魚・卵
  - 冷凍・レトルト総菜
  - 飲料水・酒類
  - 日用雑貨



# 事例：生活現場・サービス現場支援

生活者行動を(条件付)確率モデル化する課題を通じ、社会実装とアクションリサーチを推進：30社を越える技術移転+共同研究  
(15万人ID-POS, 5000万人共通ポイント, 14万人高齢者データなど)



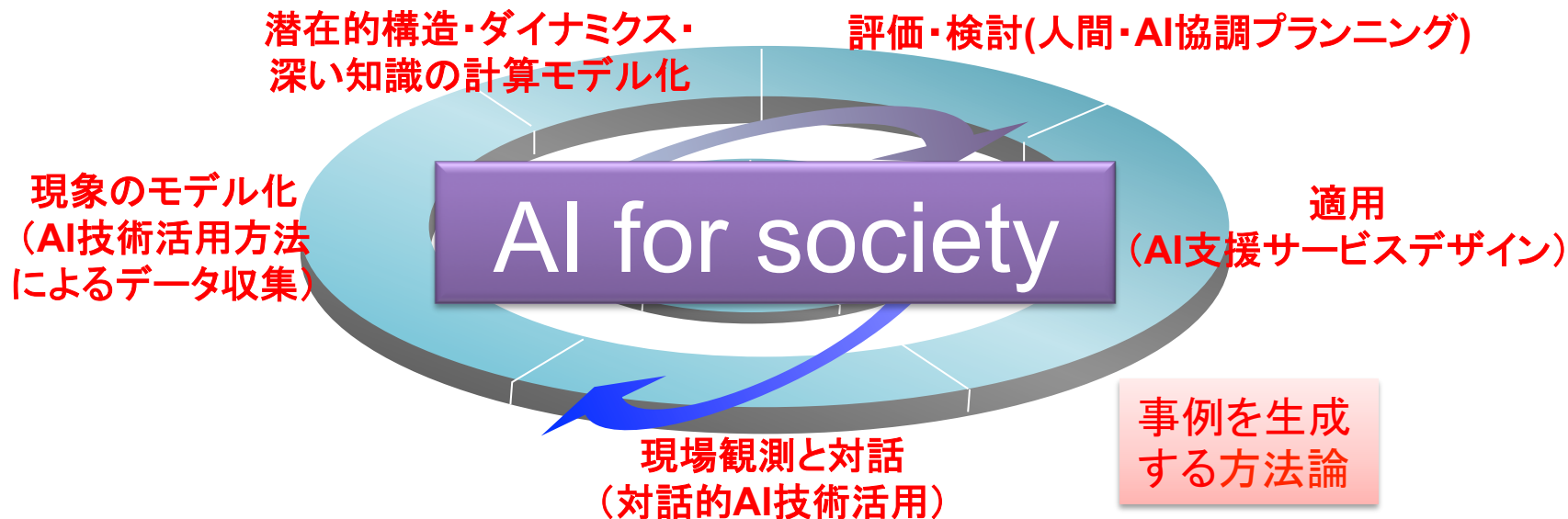
## 現象の確率モデル化と予測・制御

- $P(\text{現象}=\text{商品の購入}|\text{条件1, 条件2, } \dots)$
- $P(\text{ある値の上振れ}|\text{条件1, 条件2, } \dots)$
- $P(\text{ある値の下振れ}|\text{条件1, 条件2, } \dots)$
- 例:  $\text{生産量} = \text{平均} + \text{分散}$   
 $= \text{平均} + \text{上振れ量} \times P(\text{上振れ}) + \text{下振れ量} \times P(\text{下振れ})$

不確実性について従来の統計手法よりも  
ビッグデータと確率モデルを使うことで精度が向上する可能性

構造的なモデル化によって、制御変数、非制御変数の因果的  
構造を使った制御が可能に(統計的制御の発展)

# 社会の中で, 社会のための人工知能技術活用へ



ビッグデータを活用するAIモジュールを社会に提供し、生活、サービスや製品をよりよく(デザイン)する仕組の実現  
 その活動自体もまた、新しい仕組(AI研究プラットフォーム)となり、それを社会に根付かせる活動へ発展

- 産総研人工知能研究センター(大学・企業ともシーズ連携)
- 産総研人工知能技術コンソーシアム(50社以上のユーザ企業)