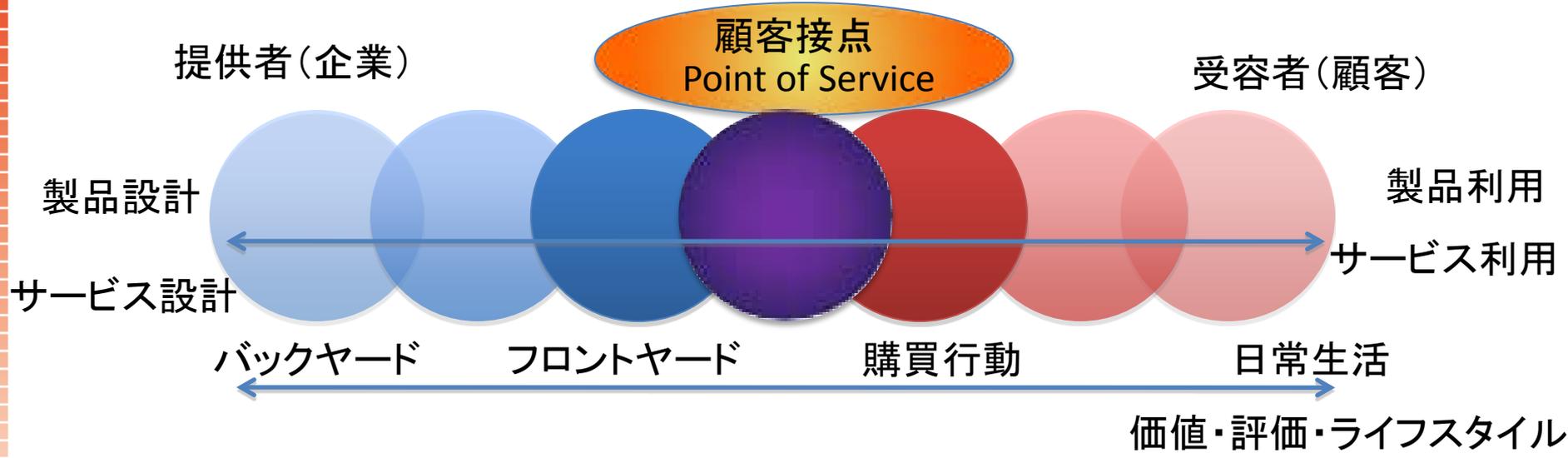


大規模データ活用のための 顧客接点支援端末と顧客分析ツール

(独)産業技術総合研究所
サービス工学研究センター
本村 陽一

サービス工学：サービス（価値共創）システムの工学 （サービス場面の人々の活動を対象としたシステム工学）

「モノの伝達」から「コトの伝達」へのパラダイムシフト



サービス現場(顧客接点)での相互作用(ダイナミクス)を観測・予測・制御するために大規模データを活用する

アプローチ:

Computational Service System Dynamics

- 人間・社会系に対するシステムズアプローチ
- ルーマンの社会システム(オートポイエーシス)
- サービス現場における”システムダイナミクス・ビジネスダイナミクス”

**以上の対象を”モデル”として計算可能にする
“計算モデル”を活用した工学技術を提供する**

サービスシステムダイナミクスの計算モデル化

サービスデザイン

最適化

生活者の計算モデル化と
情報サービス

シミュレーション

To be

支援技術

大規模・大量
のデータ
POSデータ
アンケートなど
からのモデル化

As is

サービス現場

実社会

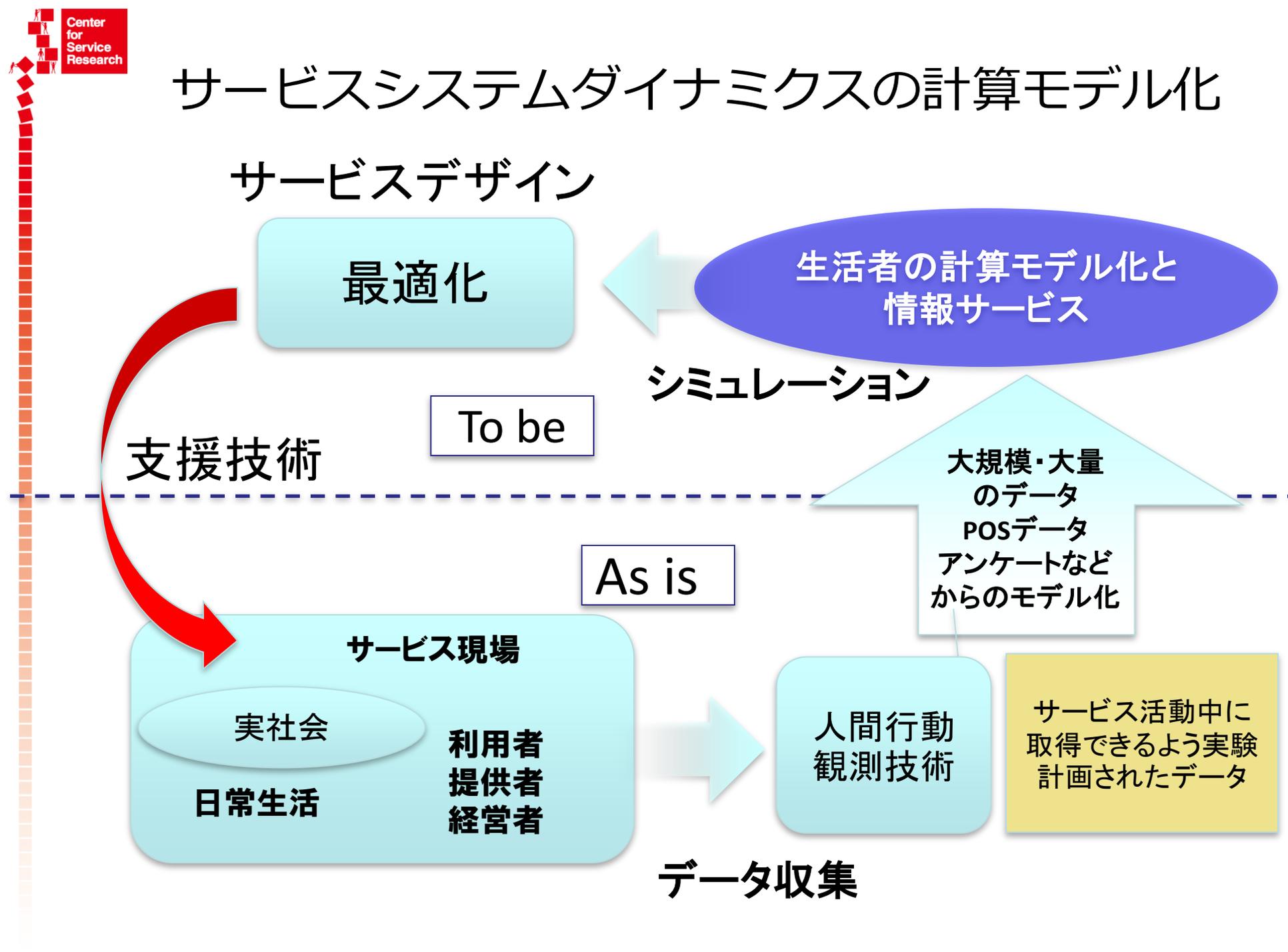
日常生活

利用者
提供者
経営者

人間行動
観測技術

サービス活動中に
取得できるよう実験
計画されたデータ

データ収集



顧客接点における消費者のダイナミクス

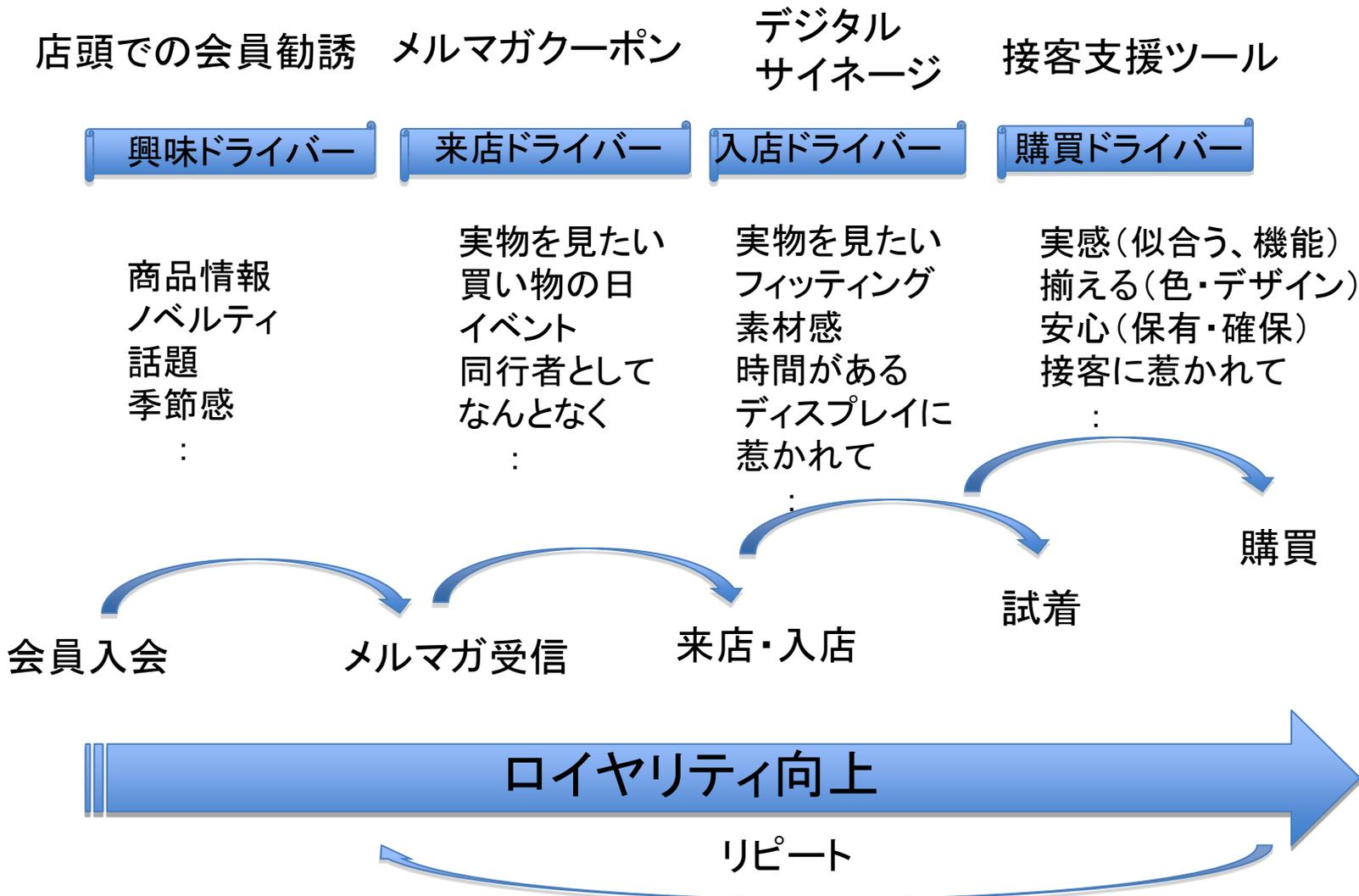
- 消費者行動選択(来店、商品選択、AIDMAなど)
- データ: ID-POS, アンケート, 端末操作履歴など
- 潜在パラメータ: パーソナリティ、状況
- 条件付確率: $P(\text{Act} | \text{personality, situation})$
- 顧客接点の分布: $P(\text{personality}), P(\text{situation})$
- 現場のインタラクション

消費者のダイナミクスの例 (来店行動の計算モデル)

- 条件付確率: $P(\text{来店} | \text{personality, situation})$
- 顧客接点の分布: $P(\text{personality}), P(\text{situation})$
- 商圈サイズ: 理想来店最大人数 N 人

- $P(\text{来店} | \text{日}) = \sum P(\text{来店} | \text{顧客}, \text{日}) P(\text{顧客})$
- その日の来店人数
= $N \times P(\text{来店} | \text{日})$
- = $N \times \sum P(\text{来店} | \text{顧客}, \text{日}) P(\text{顧客})$

消費者ダイナミクスの例2



来店行動の変動(ドリフト)理由の説明モデル

- 顧客モデル:「ある日」の来店する・しない(来店確率)
- ベースモデルは平均来店人数(N人 x P(来店))
- 上ブレ、下ブレ、平均を5段階の顧客層に分け、各層ごとに説明変数を独立に探索する(差分= $\Delta N \times P(\text{来店}=\text{高}\cdot\text{低} | x)$)
- さらにライフスタイル毎の各顧客セグメント毎に分割

[計算方法]

任意の予測(z)に対する差分を外れの大きさを5段階(-2 σ , -1 σ , 0, +1 σ , +2 σ)で層別し、さらにベイジアンネットP(+2 σ | x), P(+1 σ | x), P(- σ | x), P(-2 σ | x)で条件付分布としてモデル化。この分布による期待値で差分を推定する。

$$y - z = \text{diff}(x) \cong \sum_{k=1,2} \xi(x) k \sigma P(\xi(x) k \sigma | x)$$

符号関数 $\xi(x)$ は上ブレ($y-z > \sigma$)の時+1, 下ブレ($y-z < -\sigma$)の時-1それ以外では0

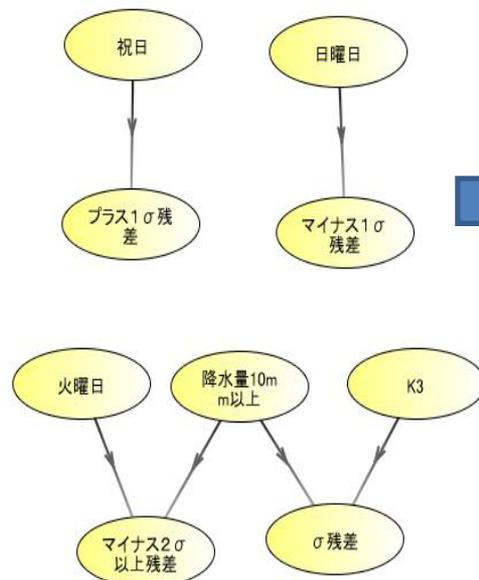
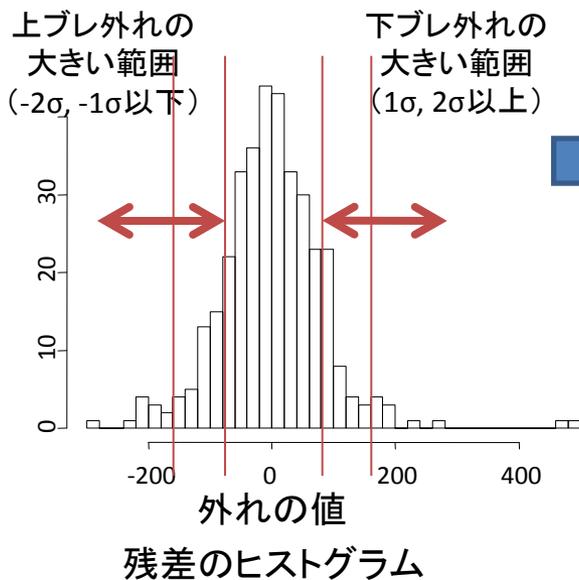
条件付層別差分モデル(ドリフト理由説明モデル)

ベイジアンネットによるドリフト理由説明モデルによる予測結果の補正

- ・予測残差に対しベイジアンネットモデル(BNモデル)を作成
- ・ドリフトが大きい状況、顧客セグメントに対して、予測結果を補正

外れの大きい値に対して
ベイジアンネット構築

事後確率の期待値を
予測結果に加算



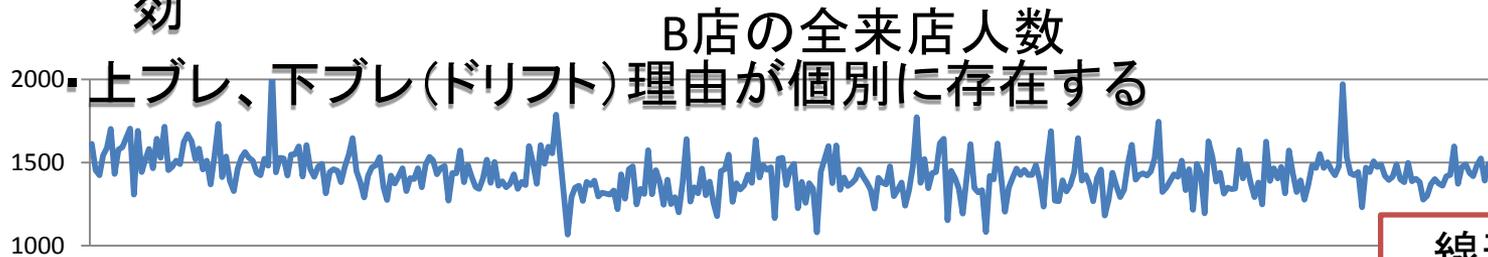
外れ方の構造
(ベイジアンネットモデル)

- ①上ブレ、下ブレ、両者の内使用する補正值を決定
- ②各日の説明変数をBNへ
- ③大きなドリフトが起こる事後確率を推論
- ④事後確率の期待値により予測結果を補正

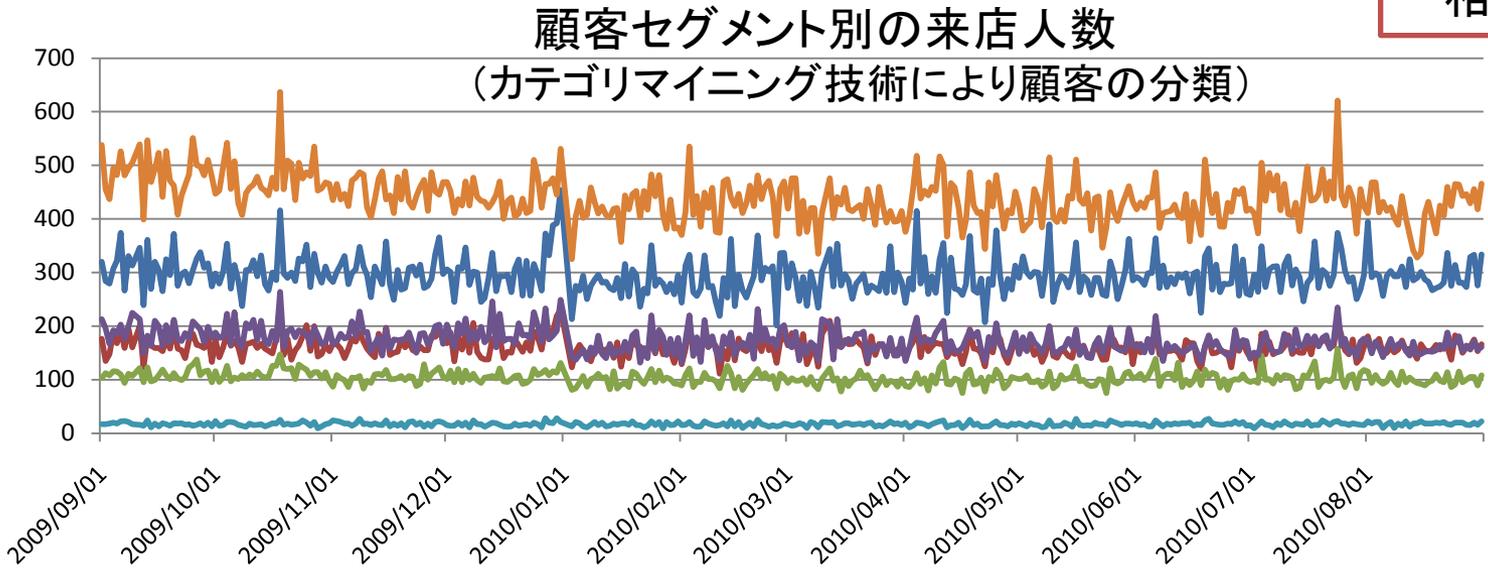
ID-POSデータから見た来店人数の変動

線形予測では不十分

- ・各セグメントの挙動がキャンセル、曜日効果などの周期性が顕著ではない
- ・顧客セグメント毎の挙動が異なるため、セグメント別に予測する方法が有効



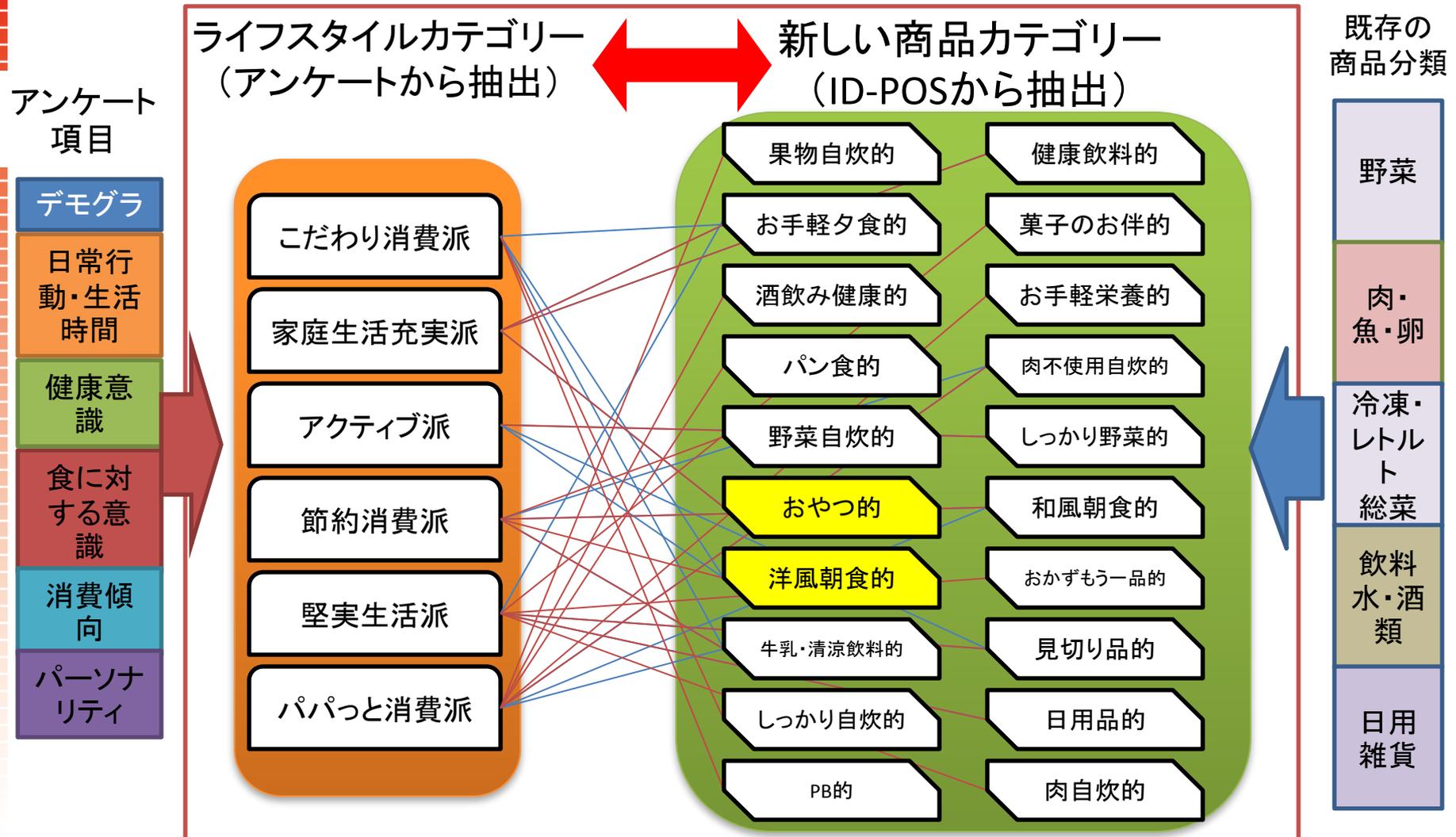
線形予測結果との
相関係数: $R=0.69$



- こだわりの消費派
- 家庭生活充実派
- アクティブ消費派
- 節約消費派
- 堅実生活派
- パパッと消費派

ID-POSデータからの商品・顧客同時分類(カテゴリマイニング)

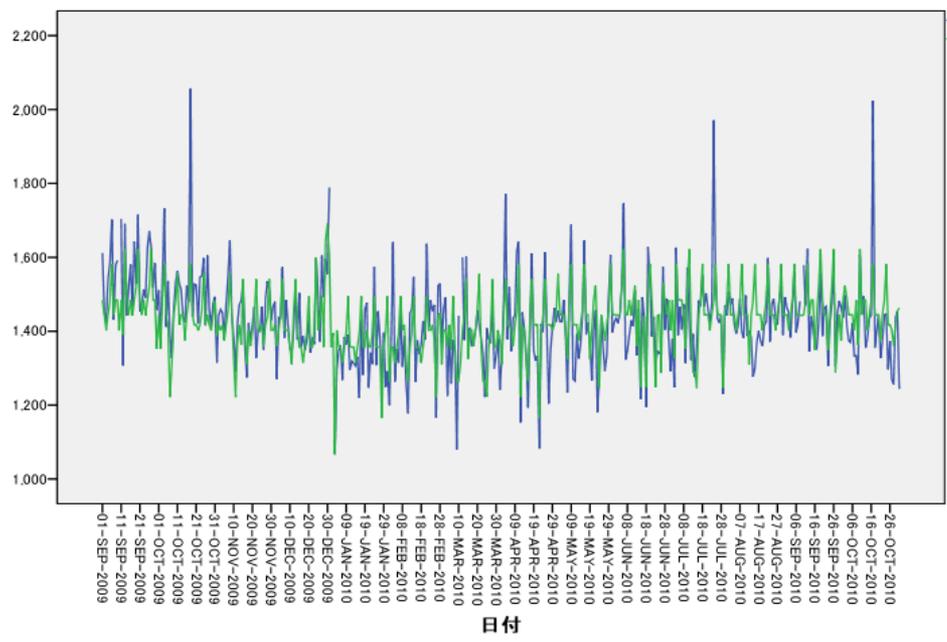
顧客パーソナリティ因子と商品群の関係をPOSデータからベイジアンネット化
 (青い線:各ライフスタイルカテゴリーに対して全商品カテゴリーで得点が高い3商品カテゴリー)
 (赤い線:各商品カテゴリー内で1番得点が高いライフスタイルカテゴリー)



生鮮食料品店の来店人数予測の高精度化

R=0.692

典型的な平日型の店
 季節変動が大きい⇒寒い日に弱い
 規模が小さいが、上ブレが大きい日がある
 新戦略の影響がありそう



マリナパーク
Unstandardized

モデル		非標準化 係数	標準誤差
12	(定数)	1444	8
	日曜日	138	13
	降水量10mm以上	(92)	16
	K1	(87)	13
	年末3日	288	52
	一月三日	(428)	91
	K5	40	13
	降水量30mm以上	(103)	25
	木曜日	(42)	13
	土曜日	38	13
	クリスマスイブ	238	91
	K2	(42)	13
	K3	(27)	13

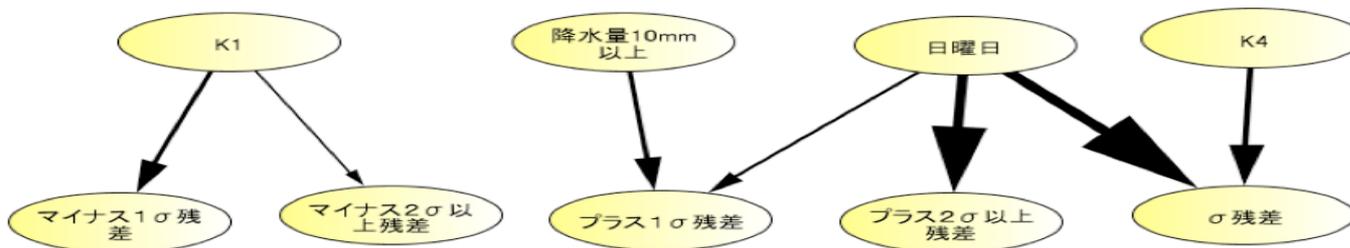
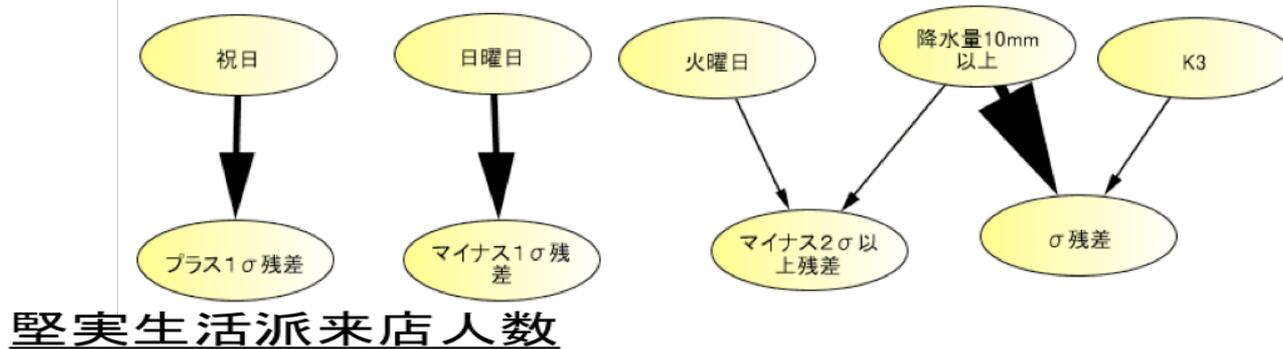
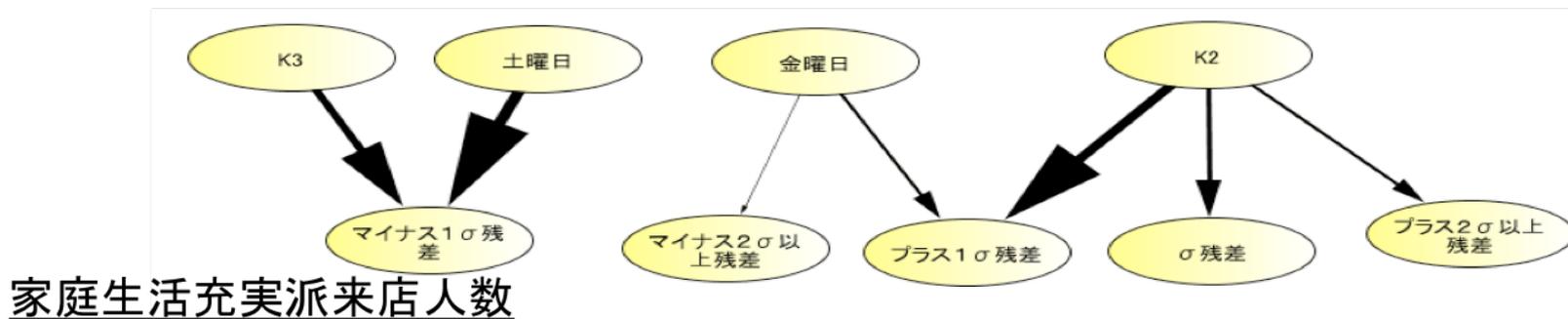
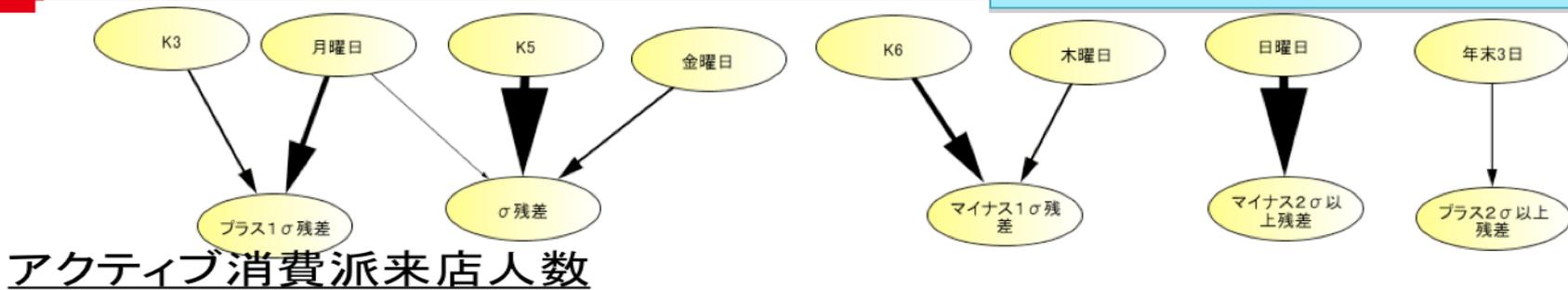
a. 従属変数: マリナパーク

標準残差が3以上外れた日
 2009年10月18日: ?? 連休の次の週の日曜日
 2010年2月3日: 節分
 2010年7月24日: 「花火ショー」
 2010年8月13日(金): 他店もこの日は少ない.
 2010年10月17日(日): イベント

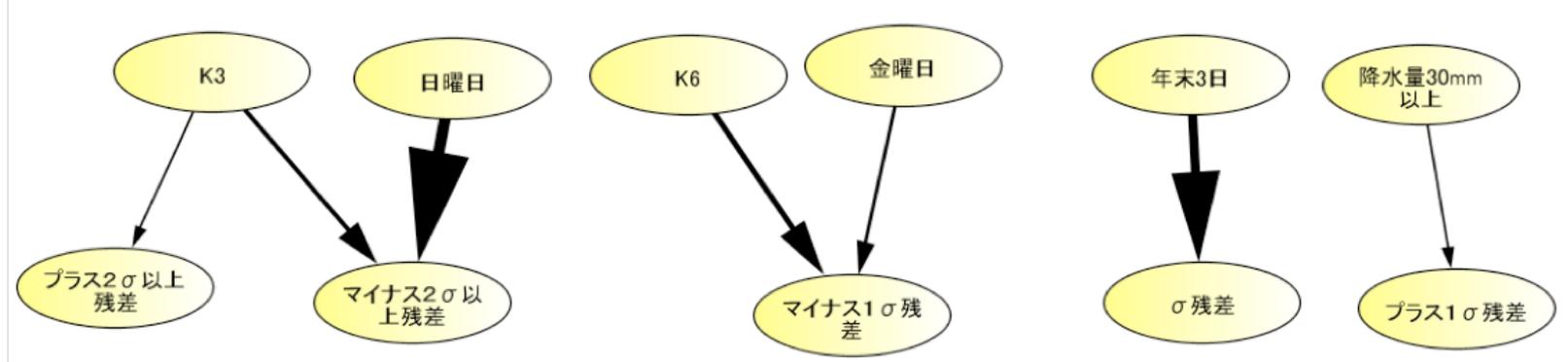
ケースごとの診断^a

ケース	標準化残差	マリナパーク	予測値	残差
48	5.319	2057	1582.35	474.646
156	3.179	1641	1357.28	283.720
327	5.472	1971	1482.66	488.343
349	-3.164	1300	1582.35	-282.354
412	4.949	2024	1582.35	441.646

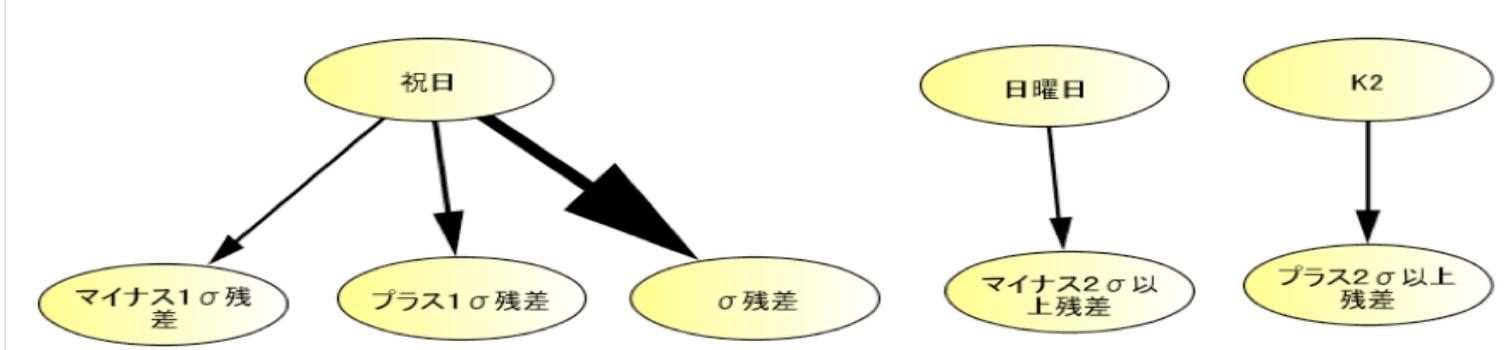
a. 従属変数: マリナパーク



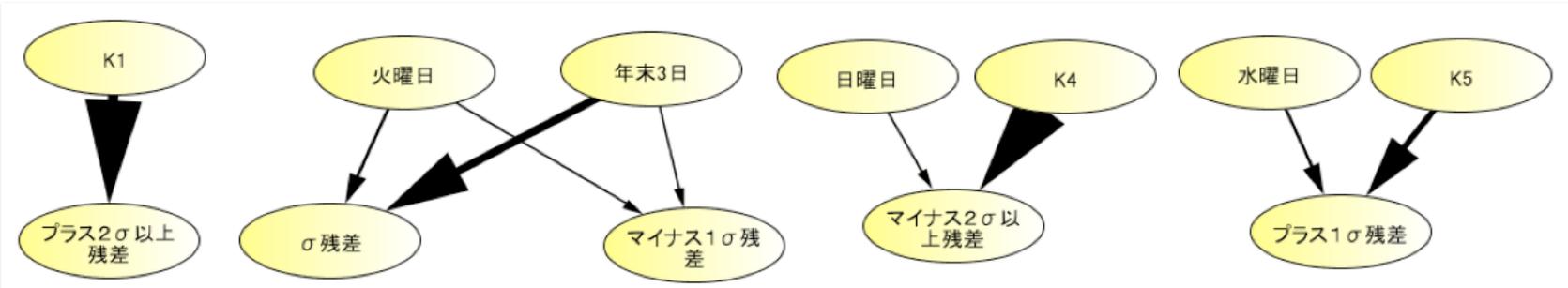
こだわり消費派来店人数



パパッと消費派来店人数



節約消費派来店人数



ID-POSデータからの需要予測の例

訓練データ: 2009年9月1日(火)～2010年8月31日(火)の12カ月分
テストデータ: 2010年9月1日(水)～2010年9月30日(木)の1カ月分
前年同月同曜: 2009年9月2日(水)～2009年10月1日(木)
対象店舗: コープこうべ M店

需要予測①: (前年同月同曜日予測)

全顧客の来店人数に対して、前年の同月同曜日データを対照とし需要予測

需要予測②, ③: (ベースモデル予測: 線形予測)

全顧客②、あるいは各顧客セグメント③の来店人数を数量化 I 類により予測
(ステップワイズにより選択された変数を説明変数として使用)

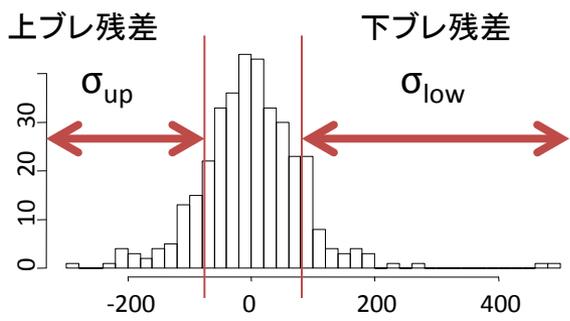
需要予測改善④, ⑤(条件付層別差分モデルによる補正)

②, ③に対する差分(標準偏差)に基づき、ベイジアンネットモデルを学習
それらを用いて、上ブレ・下ブレの有無を予測し、それぞれの差分値を推定

ドリフト理由説明モデルによる補正効果

ドリフト理由説明モデル(ベイジアンネット)による予測結果の補正

- ・補正が必要なブレの大きい日についてのみ、限定的に補正する
- ・下ブレ、上ブレの判定 → 符号関数 $\xi(x)$ をBNでモデル化したものを用いる



$$y - z = diff(x) \cong \sum_{k=1,2} \xi(x) k \sigma P(\xi(x) k \sigma | x)$$

符号関数 $\xi(x)$ は上ブレ($y-z > \sigma$)の時+1, 下ブレ($y-z < -\sigma$)の時-1それ以外では0

“セグメント毎予測+BN残差モデル補正”による予測結果の改善率

	①前年同月同曜日	②線形予測	③セグメント毎	④線形+BN補正	⑤セ+BN補正	①からの改善	②からの改善
平均予測再現率	92.7%	96.2%	96.4%	96.4%	96.4%	-	-
残差合計	-2835人	-762人	-516人	-555人	-141人	2694人	621人
絶対残差合計	3285人	1599人	1542人	1549人	1501人	1784人	98人

技術の社会化・導入方法論

- 新規技術導入：漸進的ピースミールエンジニアリング
 - サービス現場でのニーズ、業務フローへの親和性を重視
 - アクションリサーチ(K.Lewin)：介入とグループダイナミクス
 - ITと大規模データを活用（制御モデル, メンタルモデルなど）

 - 既存の大規模データ処理システムとの連携
 - 想定ユーザー・ステークホルダーと受容性に配慮
- 既存システムへのプラグイン技術として開発（先用後理）
- 顧客接点デバイス(POSEIDON)
 - 顧客接点データ活用ツールキット(APOSTOOL)
 - ex. 需要予測、アンケート収集、業務記録収集、etc...

コンセプト:「現場力」の強化

- 現場で起きている良いソーシャルダイナミクスを促進



- 現場の「知」を見える化し再利用、増幅する

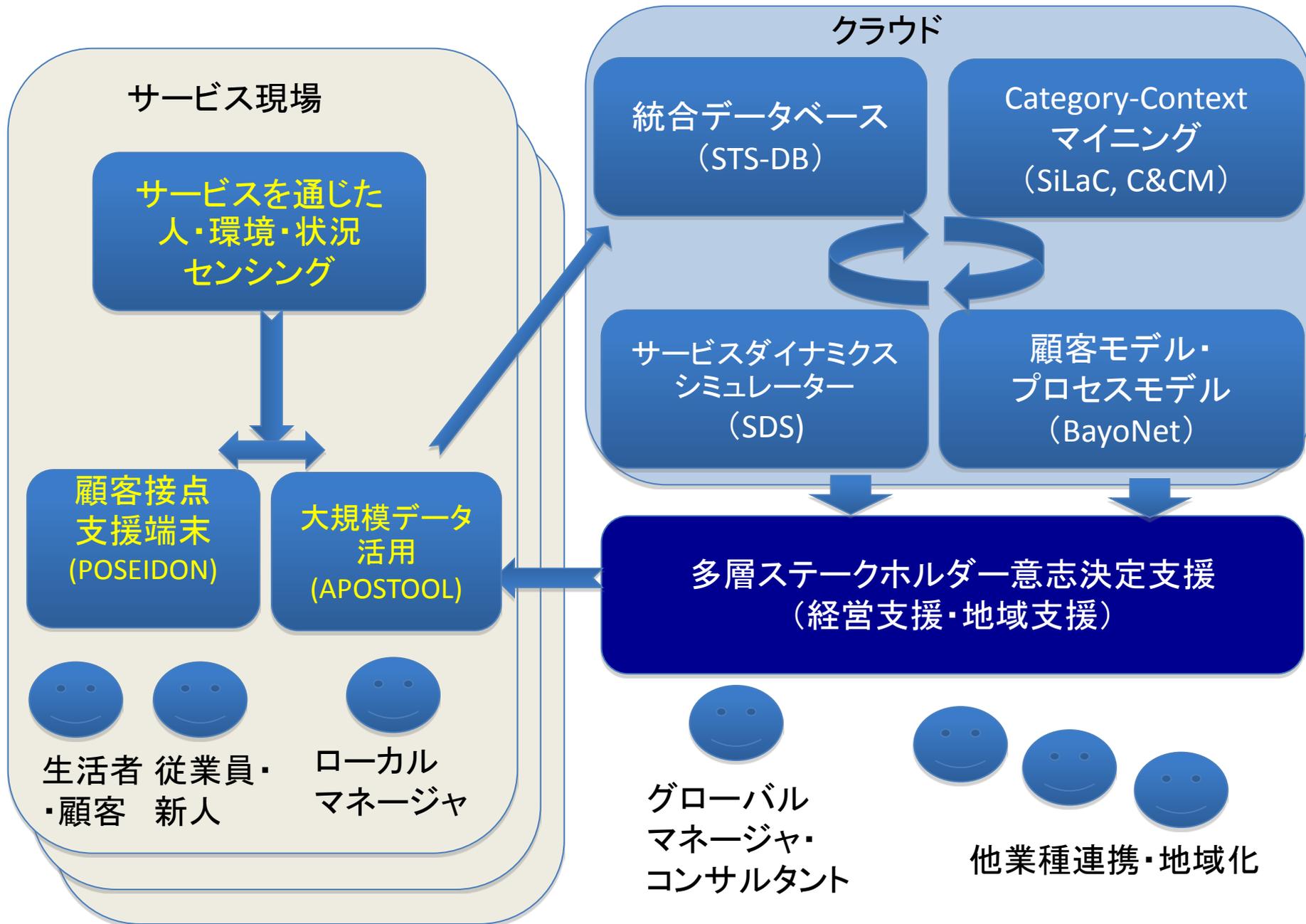


- 現場発の工夫を即、システムへ反映できる仕組

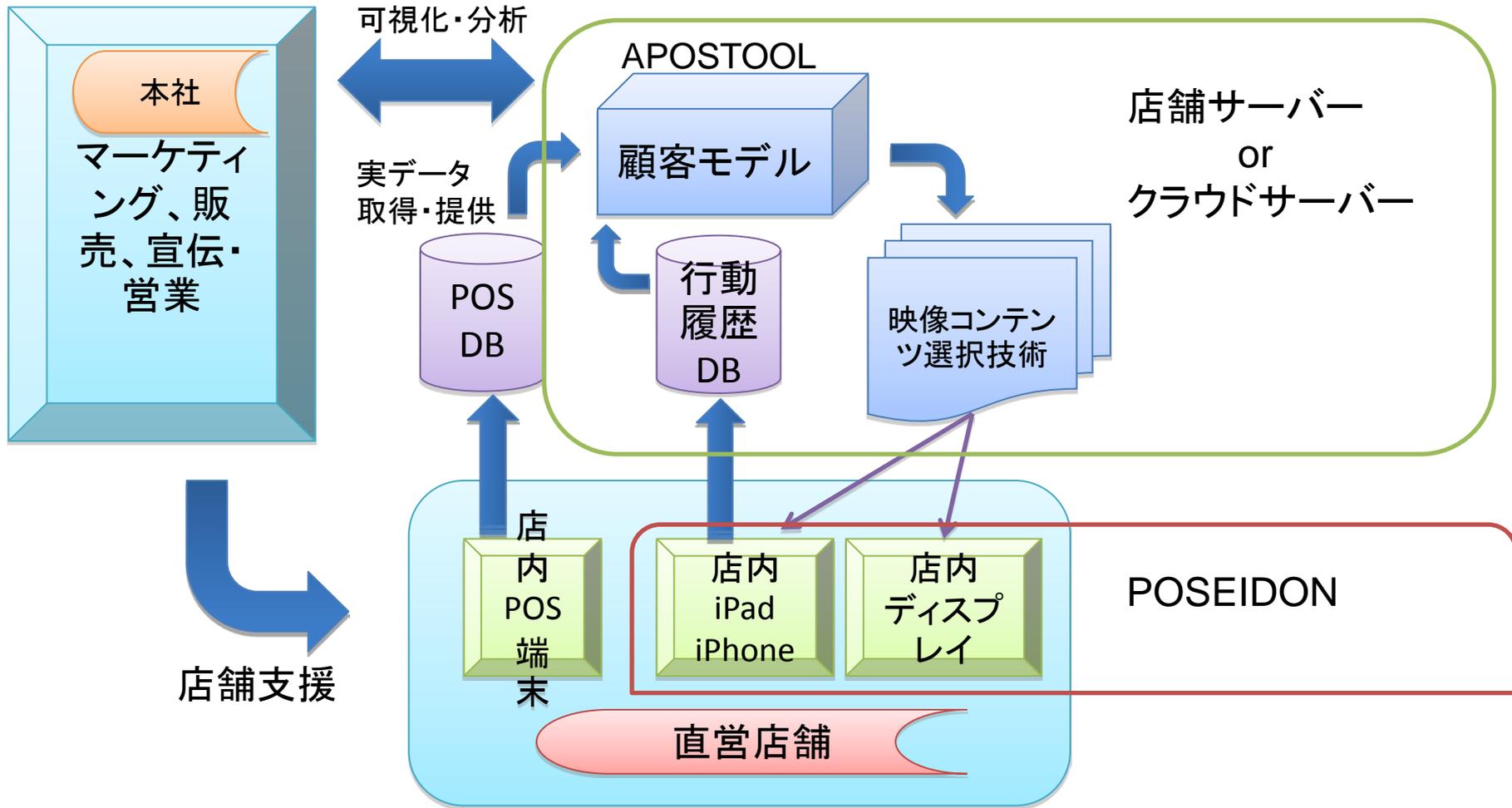


- 顧客接点のインタラクション支援端末(POSEIDON)
- 顧客接点データ活用ツールキット(APOSTOOL)
- パッケージ: サービス統合開発環境(SIDE technology)
→ *Service Intelligent Dynamics Enhance technology*

サービス現場知の活性化技術(SIDE)



現場への導入例(APOSTOOL+ POSEIDON)



顧客接点で生まれる情報をリアルタイムに組織全体の知として構造化し、循環させる

顧客接点支援端末：POSEIDON (POS Interaction Design Organizer)

- フレンドリーコンテンツ(状況依存コンテンツ推薦機能)
 - フレンドリーアンケート(従来のアンケートの問題を解決するための柔軟なアンケート自動生成機能)
 - フレンドリーインタラクション(サービスと統合した自然なインタラクションによる情報収集)
- +
- タブレット端末のフレンドリーなユーザインタフェース
 - 現場力を高める店舗・従業員間コミュニケーション機能

POSEIDONによる 従来のアンケートの問題解決

- 事実と行動に基づくウソのない回答
→現場に没入、リアルタイム収集
- 母集団と標本集団の一致
- 知覚時と回答時の状況(フレーム)の一致
- サービスを一体化することによる自然なインタラクションと回答率の向上
- 集計速度の向上と集計結果の即時的活用
- ライセンス提供と実用化(2011~)

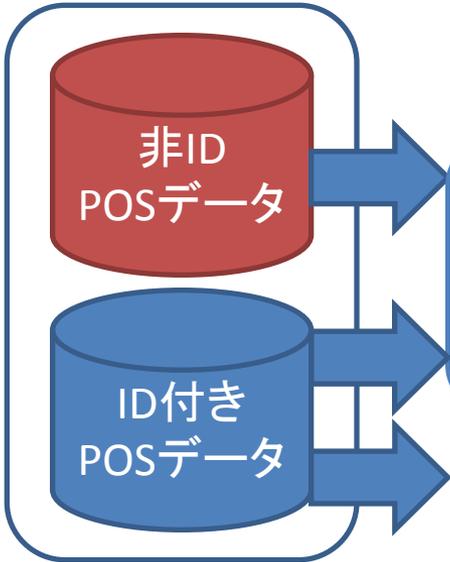
顧客接点データ活用 ツールキット: **APOSTOOL**(アポストル)



気づき支援

目的: 意志決定支援

- 顧客セグメント毎の来店行動モデル
 - 来店人数予測
 - 商品販売個数推定
 - 接客品質向上



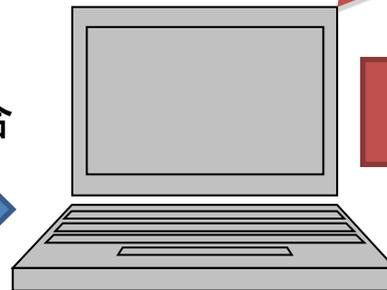
既存データ統合

カレンダー情報
(祝日, 地域イベント)

過去の気象データ
<http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php>, 気象庁

天気予報データ
(気温に関する長期予報データ(必須), 短期の降雨情報(1週間後くらい))

コーザルデータ統合

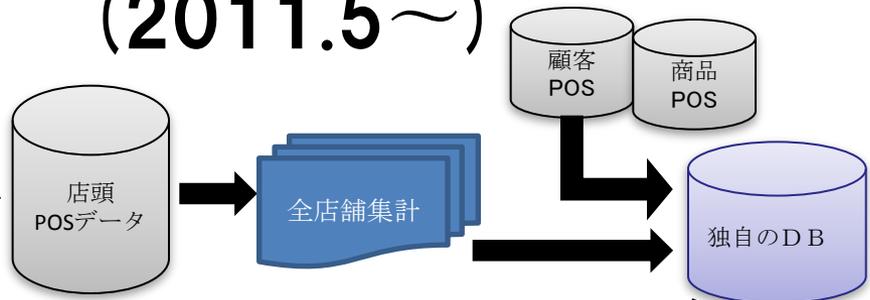


APOSTOOL



1. 来店, 購買傾向の基本統計量
2. 計算された予測モデルの提示
3. 未来の来店者, 需要に対する予測結果
4. 商品特性(条件付きPI, BN)
5. 店舗間の比較情報
6. Etc..

小売現場での活用事例 (2011.5～)



入力
イベント、
天気など
状況パラメータ
顧客行動履歴



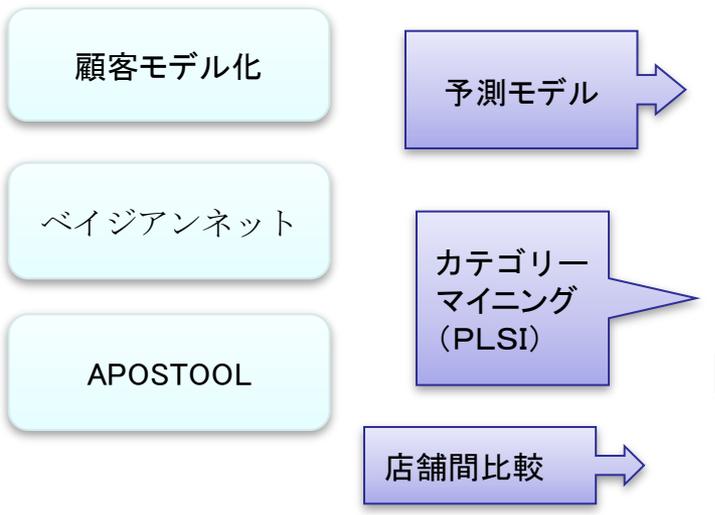
店頭端末
(POSEIDON) 全国30店舗導入

メルマガ
クーポンに
よる再来店



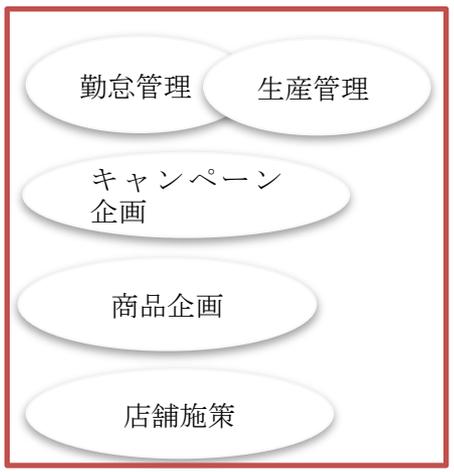
最適クーポン
購買傾向の基本統計量
レコメンド

分析エンジン

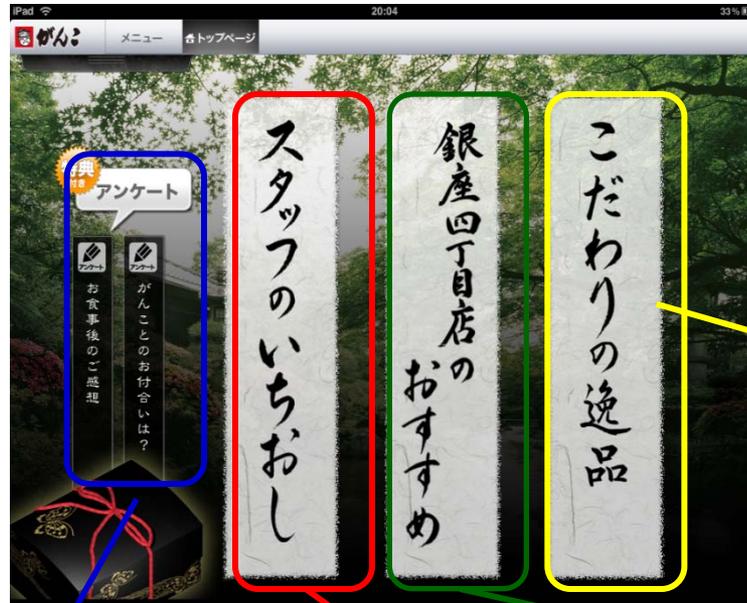


フィードバック

活用



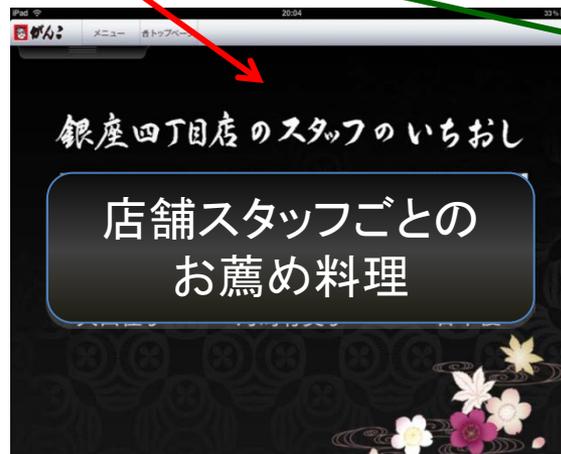
POSEIDON: 外食サービスでの導入事例 (2011.2～)



「9. こだわりの逸品」画面へ



「10. 食事中、食事後アンケート」画面へ

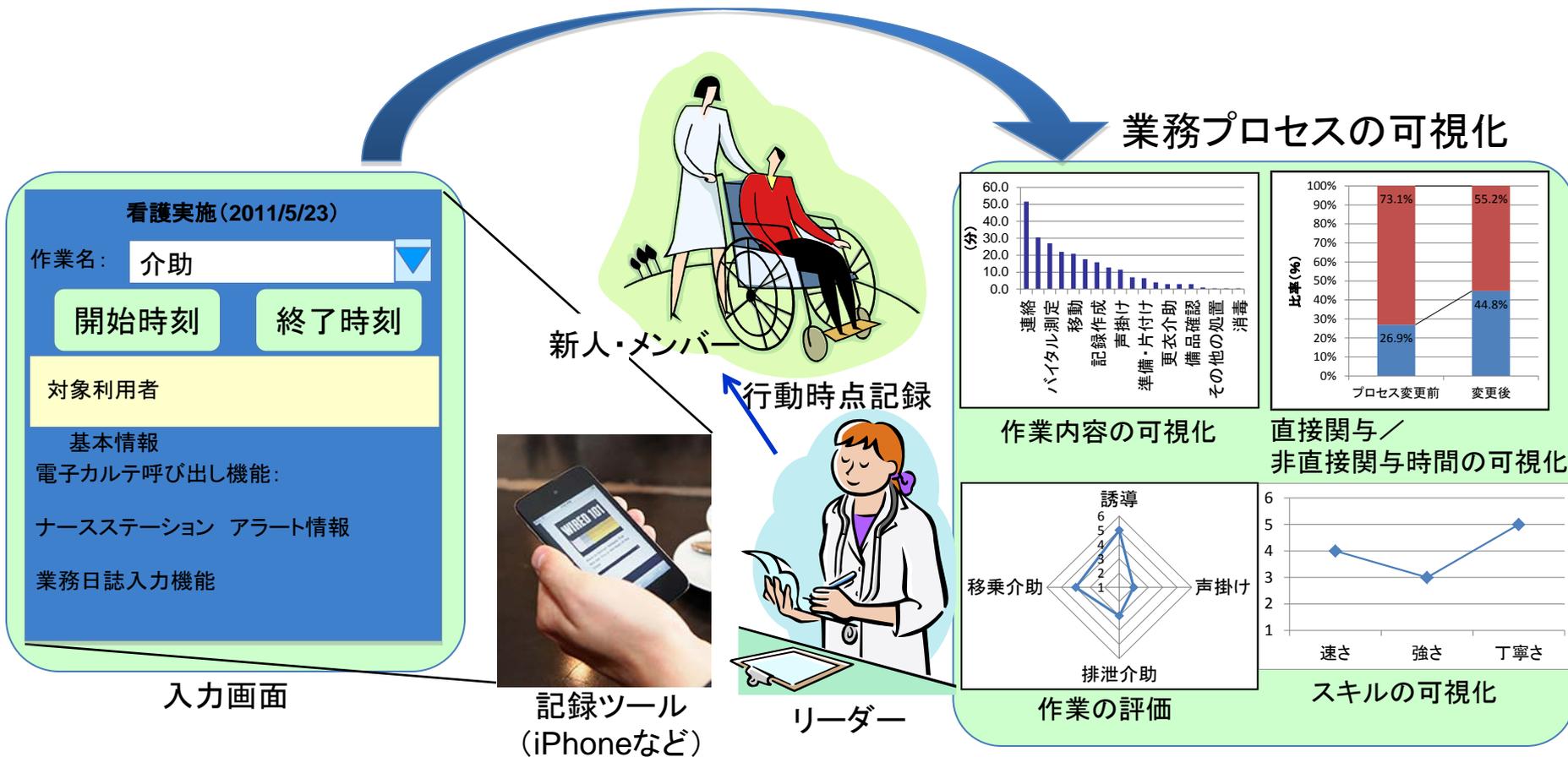


「7. スタッフのいちおし」画面へ



「8. 銀座四丁目のおすすめ」画面へ

業務日誌・従業員教育支援ツールへの POSEIDON 拡張 (医薬看護介護も含む)



「サービス現場」における人の活動(ソーシャルダイナミクス)を支援する情報技術として



をパッケージ化、提供予定 (佐賀大学, 昭和大学病院、他)

まとめ

- サービス工学の一つのアプローチ：
計算論的サービスシステムダイナミクス
- 「現場の知」を大規模データを通じて活用する
- 導入技術：
 - ❖ 顧客接点端末：POSEIDON
 - ❖ 顧客分析ツール：APOSTOOL
 - ❖ → サービス現場知活性化技術パッケージ：
SIDE technology へ拡張
- さらに生活者動線での大規模データ活用へ
現場導入と研究開発を同時に推進する体制