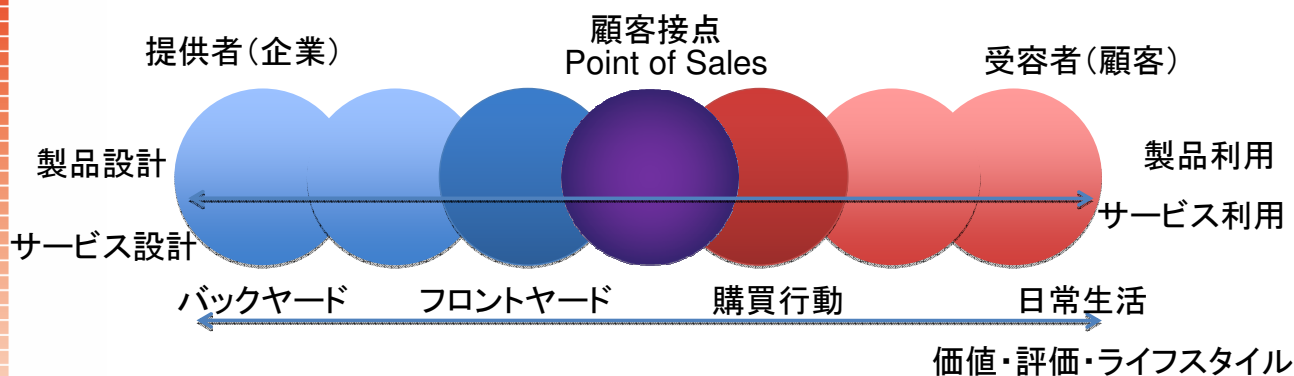


ID-非ID POSデータを活用した 顧客・商品カテゴリ化と来店・買上予測

産業技術総合研究所
サービス工学研究センター
大規模データモデリング研究チーム長
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)

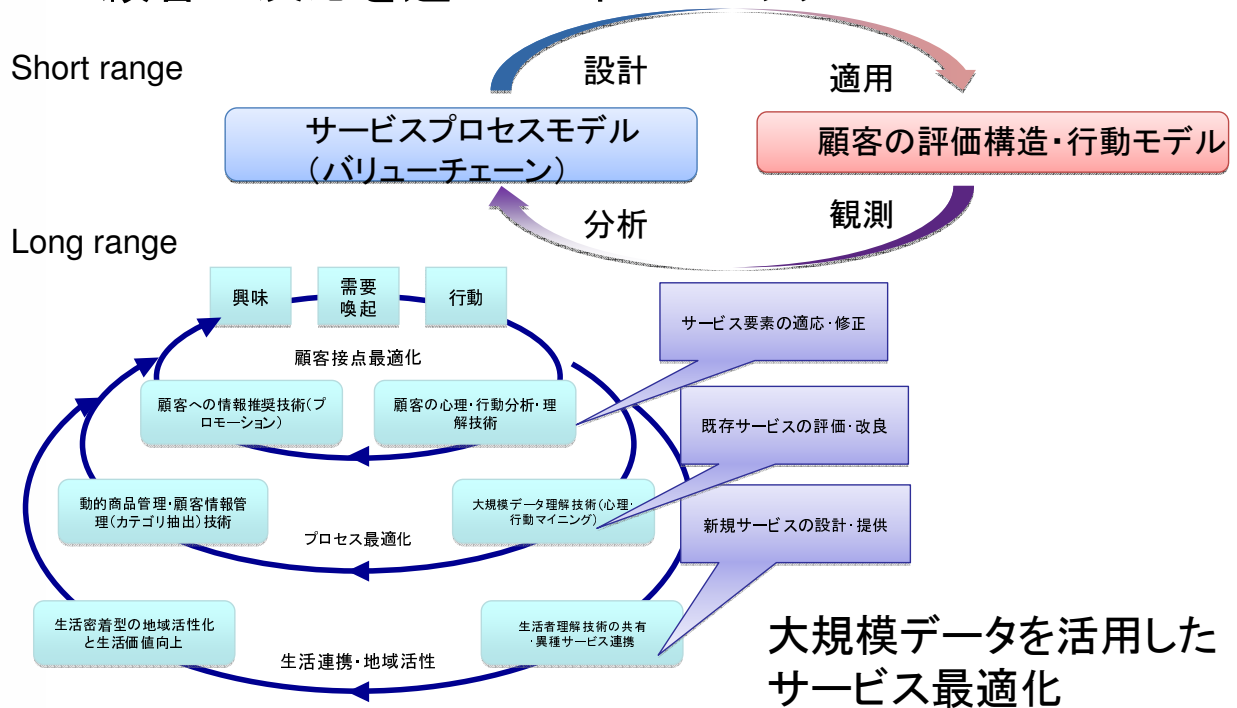


サービス現場での相互作用を観測・予測・最適制御
可能にするために大規模データを活用する。

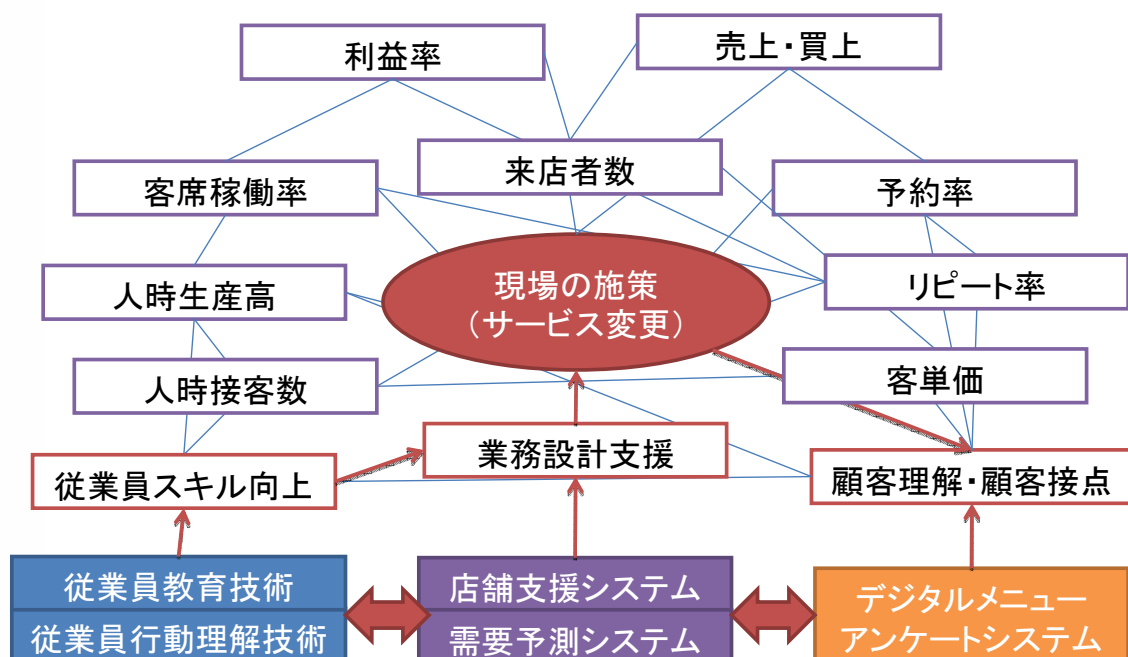
大規模データを通じた人々の活動: ルーマンの社会システム(オートポイエーシス)

大規模データに基づくサービスの最適設計ループ

- 要素として顧客を含んだ包括的な系
- 顧客の反応を通じたフィードバックループ



サービスの最適化： 会計的指標(目的)と非会計的指標(手段)

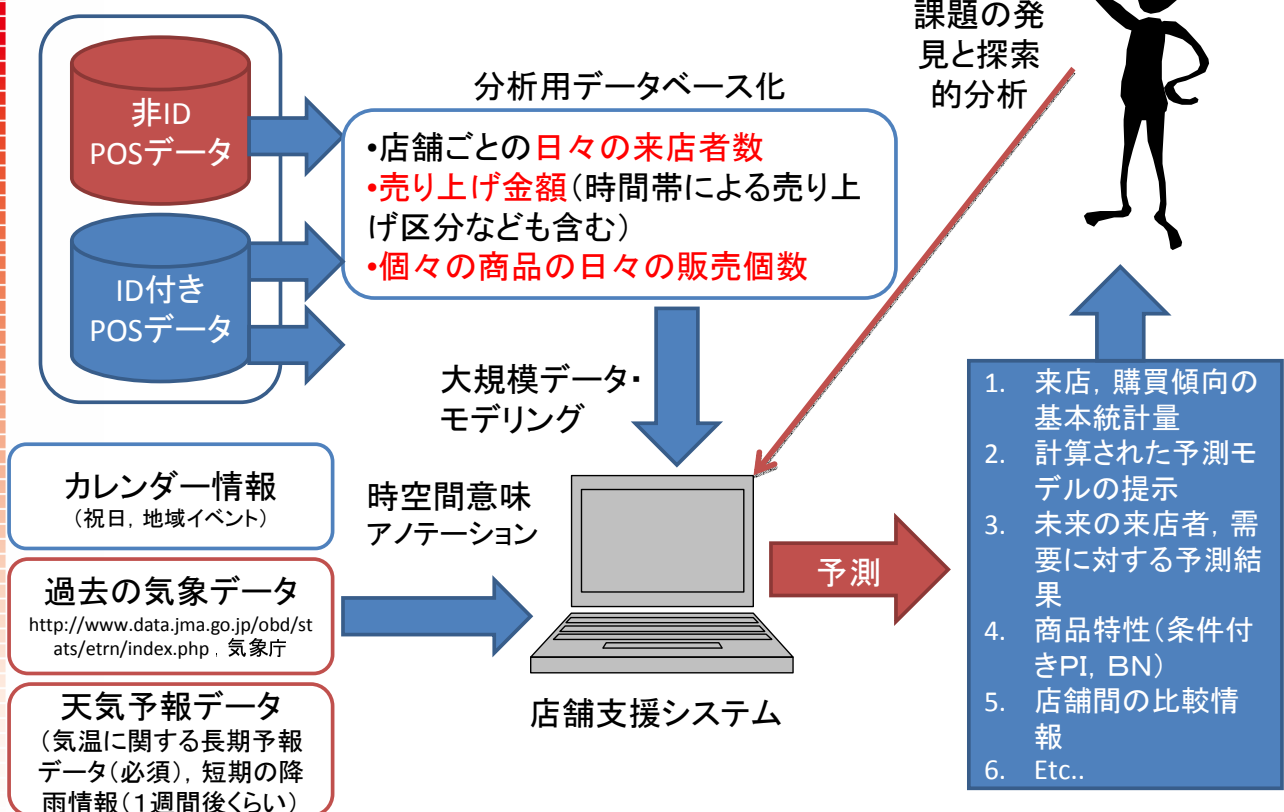


開発した基盤技術： ～店舗支援システムの開発～

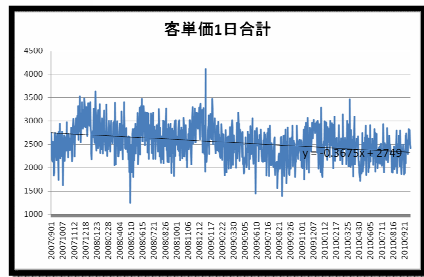
- 大規模データから状況と状態を適切に理解して、各種の推定（需要予測など）を行う店舗支援システム
（AIST POS Toolkit: APOSTOOL）
- 顧客接点における各種のフィードバック情報を効果的に収集し、同時に支援も行える顧客接点端末
（Point Of Service Interactive Design OrgaNizer: POSEIDON）

サービス現場で生成される大規模データを収集、統合、
計算モデル化し、『現場のナレッジ』として活用する基盤技術

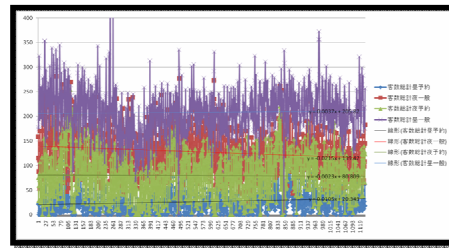
AIST POS Toolkit: APOSTOOL



店舗支援情報の可視化



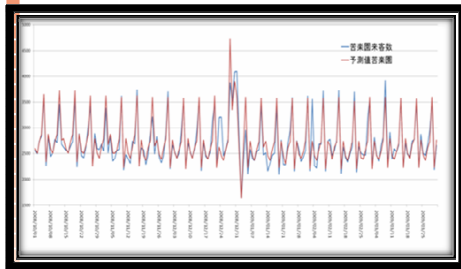
長期的經營指標



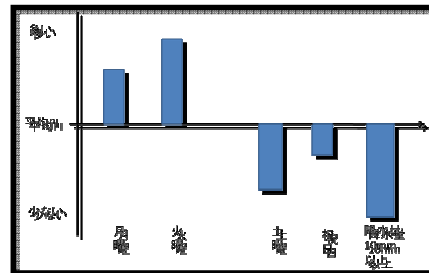
客層分析

10月16日	260000	174000
10月17日	400000	340000
10月18日	230000	240000
10月19日	200000	320000
10月20日	165000	320000
10月21日	190000	380000
10月22日	160000	420000
10月23日	300000	300000
10月24日	320000	400000
10月25日	130000	300000
10月26日	180000	350000
10月27日	190000	380000
10月28日	175000	380000
10月29日	200000	550000
10月30日	200000	400000
10月31日	280000	270000
11月1日	200000	390000
11月2日	150000	314000
11月3日	380000	310000

売上・来店者予測



需要予測結果

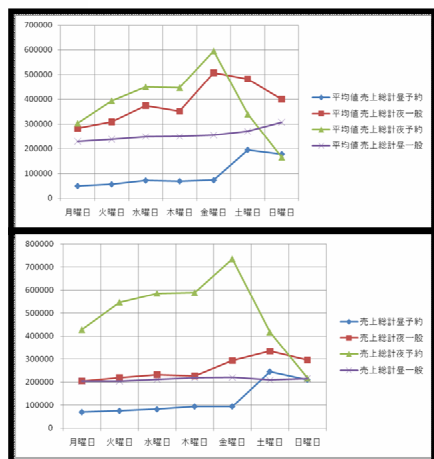


商品のPI値特性

予測が大きく外れた日	予測値	実際
11月2日	100人	200人
12月31日	321人	148人
1月9日	205人	450人
2月3日	312人	150人

予測が大きく外れた日

店舗間比較情報の提示



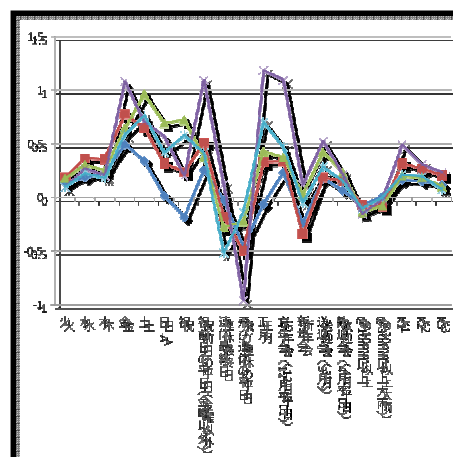
A店とB店の売上構成比

売上商品順位	A店	B店
1	天ぷら30	さしみ150
2	さしみ25	天ぷら80
3	定食A20	くし揚げ50
4	くし揚げ10	豆腐40
5	寿司5	定食B30

商品の売れ筋の違い

[illegible]

複數店舖 傾向一覽



需要予測に及
ぼす要因の他
店との違い

APOSTOOL: 需要予測機能

需要予測のための来店人数予測技術

- ① カテゴリマイニング技術を用いた、
ライフスタイルカテゴリ毎予測による予測精度向上
- ② ベイジアンネット残差モデルによる予測精度の向上

- ・前年同月同曜日予測(現状の店舗での予測)
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来店予測
- ・線形予測(ベースモデル)
全顧客の来店人数に対して数量化Ⅰ類により来店予測
- ・セグメント毎予測
顧客セグメント毎にベースモデルを適用し来店予測
- ・BN残差モデル予測
ベースモデルの残差に対し、ベイジアンネットで変数選択し予測値を補正

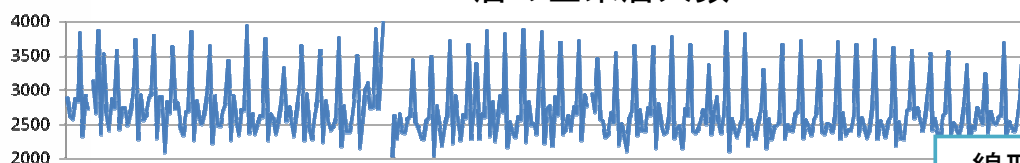
予測に使用する説明変数: 曜日、祝日、気温、降水量、イベント(正月、連休、クリスマス等)

顧客モデル化による来店客数予測1

線形予測が有効な店舗

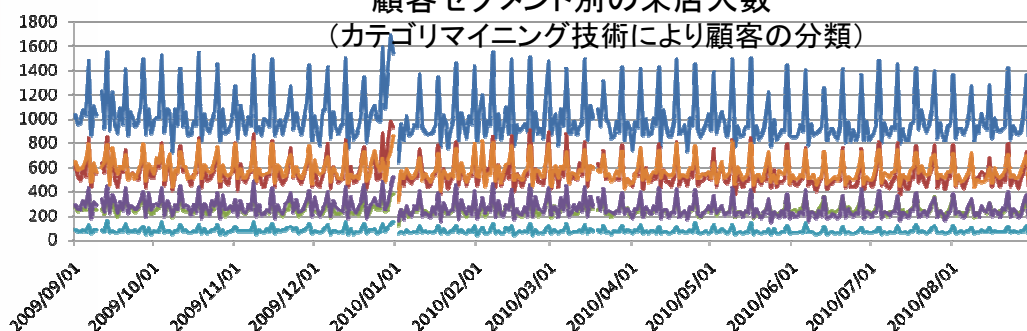
- ・曜日効果などの周期性が顕著な店舗
- ・線形予測(数量化Ⅰ類)でほとんど予測が可能

A店の全来店人数



線形予測結果との
相関係数: $R=0.94$

顧客セグメント別の来店人数
(カテゴリマイニング技術により顧客の分類)



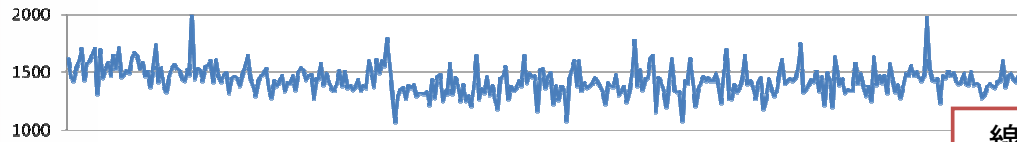
- こだわり消費派
- 家庭生活充実派
- アクティブ消費派
- 節約消費派
- 堅実生活派
- パパッと消費派

顧客モデル化による来店客数予測2

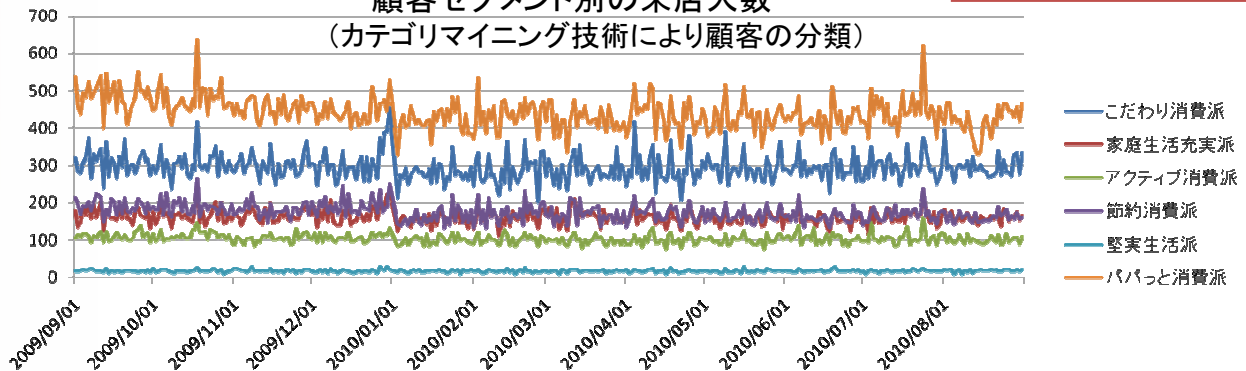
線形予測では不十分な店舗

- ・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予測が有効

B店の全来店人数

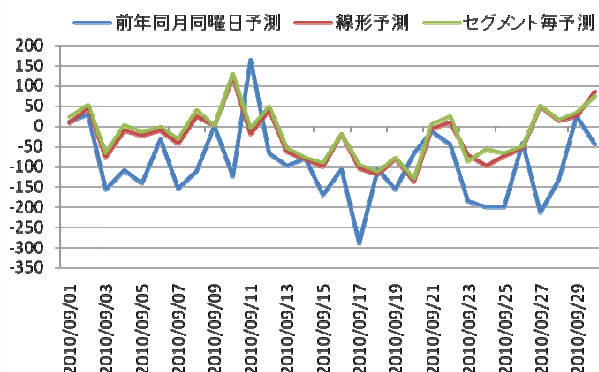


線形予測結果との
相関係数: R=0.69

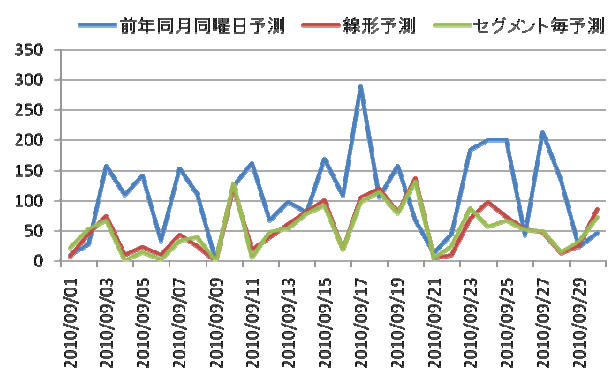
顧客セグメント別の来店人数
(カテゴリマイニング技術により顧客の分類)

顧客モデル化による来店客数予測3

予測残差



絶対予測残差



セグメント毎予測による予測結果の改善率

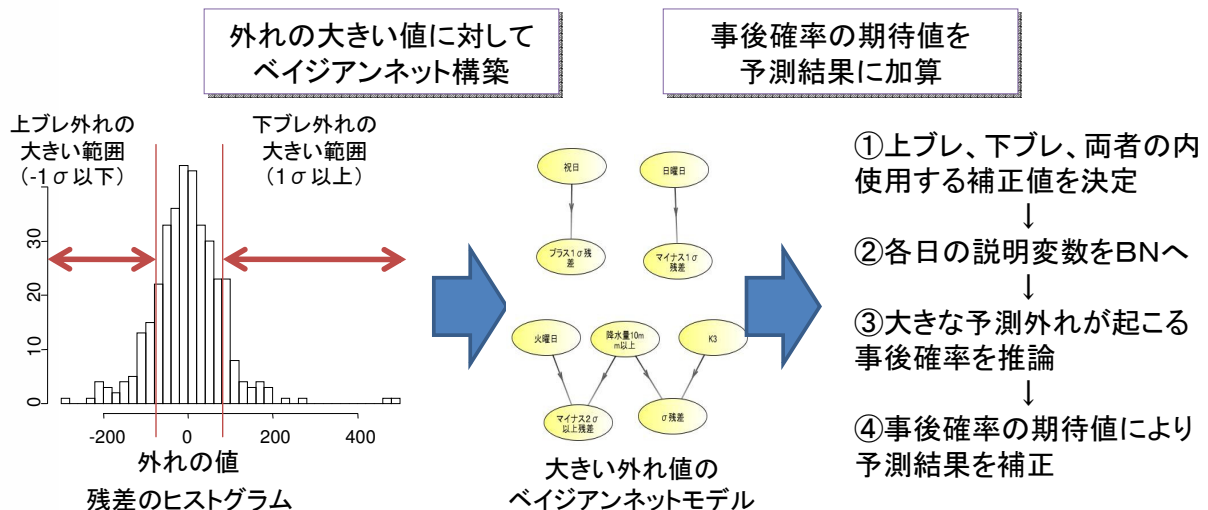
	①前年同月同曜日	②線形予測	③セグメント毎	①からの改善率	②からの改善率
平均予測再現率	92.7%	96.2%	96.4%	—	—
残差合計	-2835人	-762人	-516人	81.8%	32.3%
絶対残差合計	3285人	1599人	1542人	53.1%	3.6%

※1 前年の平均値を予測値→再現率91.8%、 ※2 ①からの改善率 = 1 - (③の残差合計 ÷ ①の残差合計)

条件付構造的差分モデル(外れ方の理由説明モデル)

ベジアンネット差分モデルによる予測結果の補正

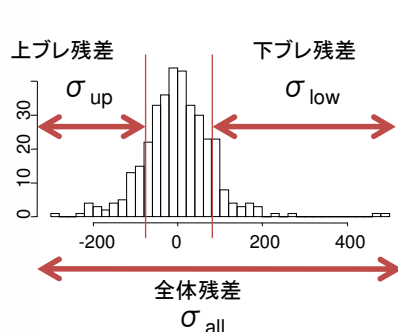
- ・予測残差に対しベジアンネットモデル(BNモデル)を作成
- ・予測外れが大きい変数に対して、予測結果を補正



条件付構造的差分モデルによる補正効果

ベジアンネット差分モデルによる予測結果の補正

- ・無暗な補正は予測精度を下げる
- ・下ブレ、上ブレのどの方向に補正をかけるべきかの検討



全体残差の分散: σ_{all} 、上ブレ残差: σ_{up} 、下ブレ残差: σ_{low}

- ・下ブレ残差分散(σ_{low})/残差分散(σ_{all}) = 1.08
- ・上ブレ残差分散(σ_{up})/残差分散(σ_{all}) = 0.31

下ブレ残差の分散は全データの分散よりも大きい
下ブレデータを線形予測できていない可能性がある
よって、下ブレに対する補正を採用

“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からの改善率	②からの改善率
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	-143人	95.0%	81.2%
絶対残差合計	3285人	1599人	1542人	1549人	1496人	54.5%	6.4%

外食店舗に関する需要予測(非IDデータ)

何が難しい問題か？

- 外食店舗ではIDを持たない多数の顧客が、様々な目的を持って来店するため、日々の需要を予測することが本質的に難しい。
- 商圈や地域の特性によって、来店者の属性や曜日の影響が異なるため、同じチェーン店であっても、各店の特徴が異なる。
- 目的客(計画的来店客)、非目的客(非計画的来店客)の双方が来店するため、特に非目的客の動機を理解することが難しい



どのように解決できるか？

- 非ID顧客行動を理解するために、購買履歴だけでなく、天候や地域特性といった状況変数をデータ統合するによって、顧客行動を総合的に理解する
- 来店目的や嗜好の異なる多様な顧客層に着目することによって、顧客行動をカテゴリー別に理解する。
- 他店舗間の差異に着目することによって、その背景にある顧客層やそれぞれの来店動機、商圈特性を明らかにする。

外食産業の需要予測のための変数選択

◆目的変数の選択

来店人数: 商圈特性との関連が高く、客単価が安定している昼の一般客などを予測するのには良い

売上: 客数×客単価となるため、客数の予測よりも難しいが、目的によって客単価の異なる夜の一般客などを総合的に予測する場合に有効。ただし、仕入れのために経営上、重要な指標となる

予約区分: 予約客は事前に需要を知ることができるため、経営上、重要な区分となる。一方、予約の規模や動機は様々であるため、予測は極めて難しい。例外的に、予約比率が60%を超えるような店舗では、予約客の予測も高い精度で可能

◆状況変数の選択

曜日特性: 曜日だけでなく、連休前の平日、連休最終日、大型連休明けの平日など、生活と密着した来店意欲の影響を受ける

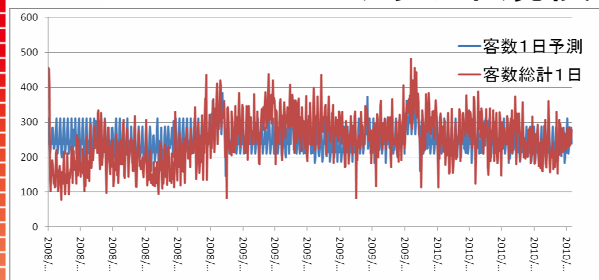
天候情報: 季節を表す気温、外出意欲に関わる降雨量に関する情報が重要であることが分かった。

宴会シーズン: 忘年会、新年会など日本の風習的影響を受ける

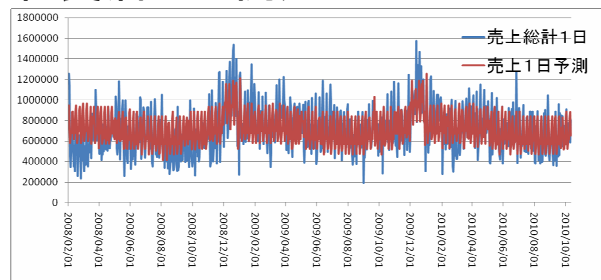
地域イベント: 近隣のイベント(花火大会や花見)、選挙、クリスマスなど

近隣他店の動向: 多店の新規出店やキャンペーンなどは来店客数に大きな影響を与えることがある。

複数の目的変数の設定による需要予測の例 (ある中規模の和食店Bの例)

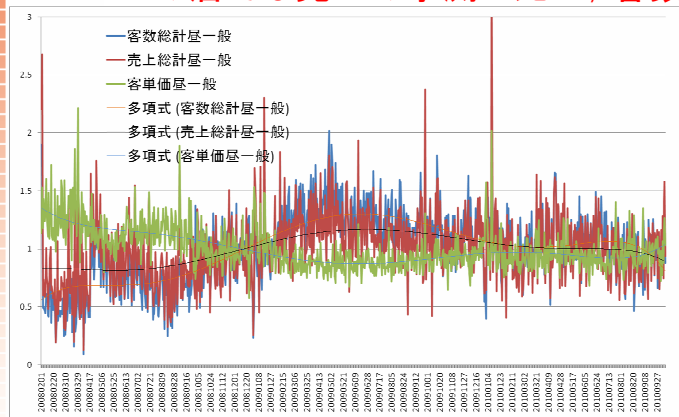


客数の予測: $R=0.556$ 再現率81 %



売上の予測: $R=0.661$ 再現率82 %

⇒この店では売上の予測に比べ、客数の予測が難しい。何が原因か？

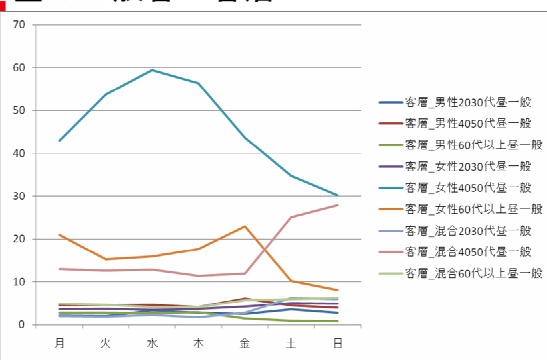


昼一般の売上、客数、客単価の関係

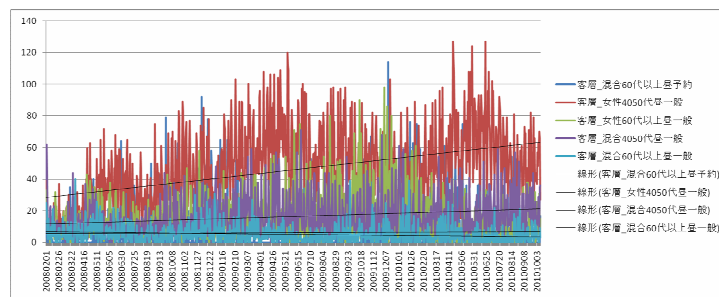
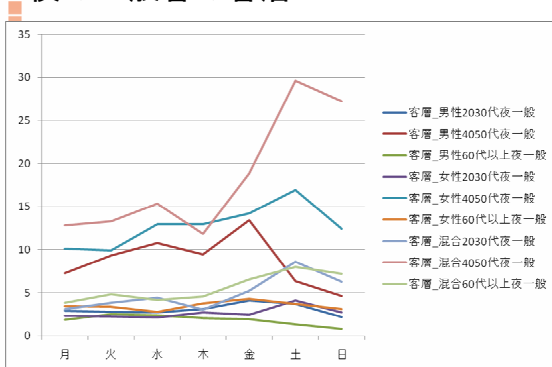
昼一般に関するこの店舗の課題:
2008年8月～2009年6月までくらいの間、主婦層など**新規顧客層**の獲得により**客数は伸びてきた**。しかしながら**客単価は徐々に下落**。価格改定などの施策を打ったが、客単価も客数も低い値で推移。さらに近隣の出店、閉店も影響

B店の背景にある顧客層の違い (店員のハンディー端末入力情報を分析)

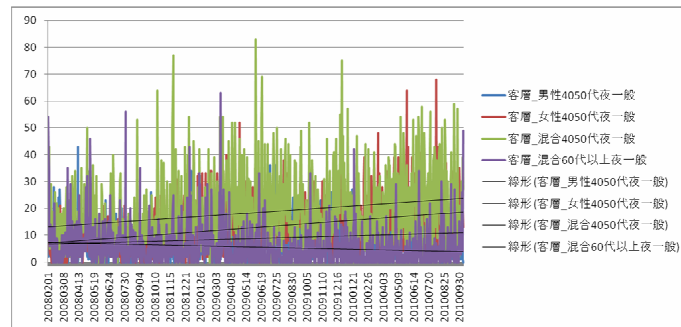
昼の一般客の客層



夜の一般客の客層



昼一般は、女性40-50代客数がこの数年で大幅に増加傾向にあることがわかる

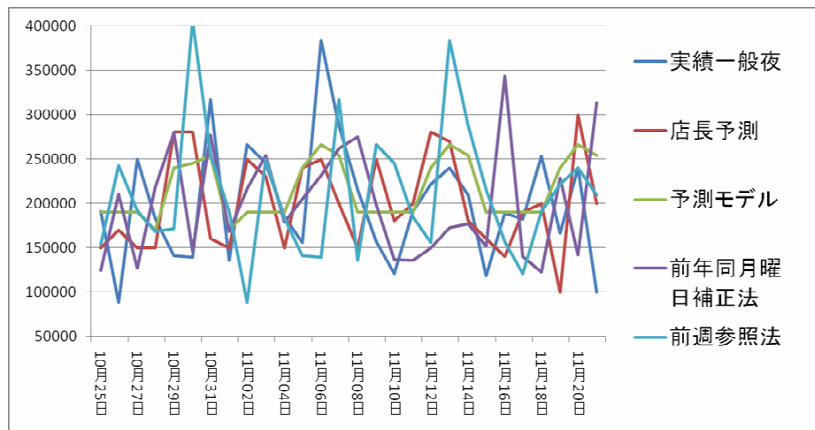


女性40-50代と混合40-50代が増加している一方で、40-50代男性客の伸びがない

C店の夜一般売上の店長予測との比較

目的変数: 夜一般売上

2008年8月1日～2009年7月31日までのデータを用い、ベースモデルを構築し、



予測モデルは基本的に
に店長の予測と同様の
傾向を持つが、店長
の方が下ブレが大きい。

夜一般売上 (557万円(A))	前週実績	前年同月曜日補正法	店長予測	予測モデル(ベースモデル)
日々の誤差(絶対値)の合計(B)	2,179,000円	1,935,061円	1,799,000円	1,463,370円
予測率((A-B)/A)	60.8%	65.2%	67.7%	73.7%

予測モデルは、前週実績法から**32.8%**、前年同月曜日補正法から**24.3%**、
店長の予測から**18.6%**の改善効果

APOSTOOLによる店舗支援

- 5名の店長、10名程度の管理責任者とデータを見ながら対話を行った。実際のデータを見ながら議論することで、その背景にある様々な気づきが得られるとともに、それぞれの経営課題がわかってきた。

対話の効果

1. 予測モデルを立てることで、何が売上や来店客数に影響しているのかを、客観的に知ることができる。
2. 予測外れの原因に関して、その要因となる新たな変数の候補が見つかる
3. 店長が何を経営課題としているのかによって、予測の方法が異なる。(売上or来客数or客単価or人時接客数or人時売上高or仕入れ率)
4. 他店の情報を見ることで、自店の状況を相対的に評価することができる。

⇒対話と気づきを促す**知識循環型**の店舗支援が可能

顧客接点端末による顧客フィードバックの獲得 POSEIDON

- 顧客IDが利用できない外食産業では、POSデータからの顧客のカテゴリ化が困難
- 多様な顧客の来店動機や嗜好、サービスや商品への満足度などを理解したい
- お店のお薦めなどを載せることによって、戦略的に商品の販売ができる

⇒顧客接点端末の導入による、**顧客への経験価値の提供**と**顧客フィードバックデータ収集**の両立：

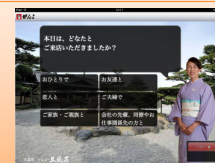
和食レストランでのPOSEIDON導入事例

1. 客席に持っていきます。

※「アンケートを取る機械です」とお伝えしてかまいません。



2. 「来店動機アンケート」のご説明をお願いします。



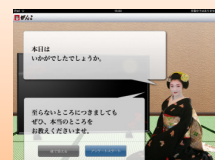
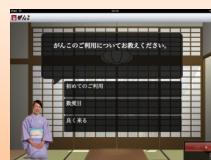
3. 「がんこ玉手箱」の画面になったら客席に置きます。

※「動画などいろいろありますので見てくださいね」と伝えます。
この時点では各画面の細かい説明は必要ありません。お客様より質問があれば対応をお願いします。



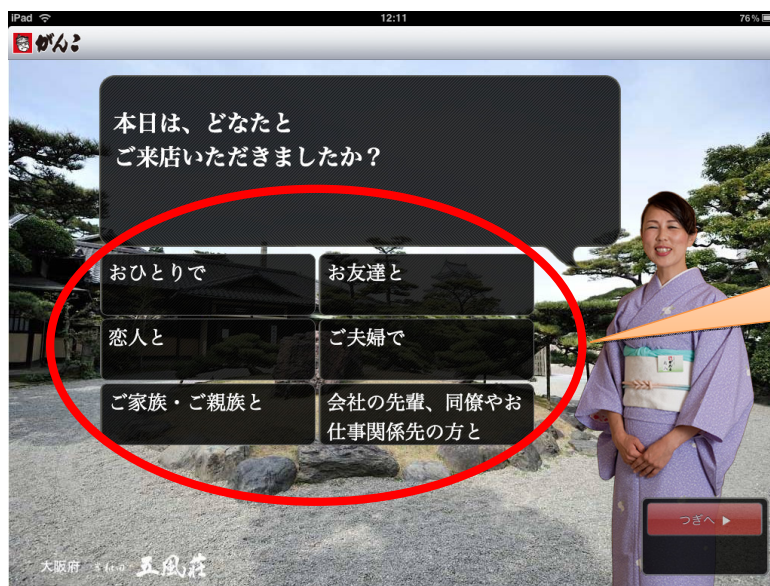
4. お食事中、もしくはお食事後にアンケートのお声掛けをお願いします。

※入力が完了したら、お客様にお声掛けいただき、iPadと引き換えに杏仁豆腐をご提供ください。



アンケートは「がんこことのお付き合いは？」「お食事後のご感想」の2つ

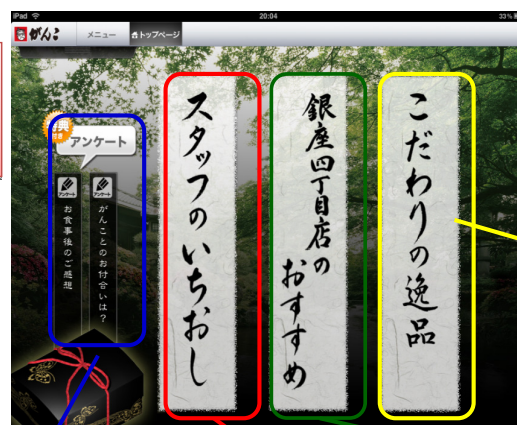
スタート時アンケート(来店動機)



アンケートにお答えいただきます。**該当する回答にタッチ**すると次の質問が出てきます。
→アンケートを飛ばす場合は右下の「つぎへ」で進みます。

トップページからの画面遷移

トップページから進むと次の画面に移動します。



「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

動画による店内プロモーション

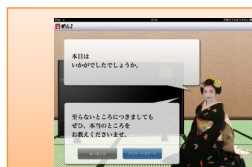


動画で商品を
PRすることができます。

豆乳ゆば鍋の
作り方を動画で
ご覧いただけます。



食事後アンケート画面



「アンケートスタート」をタッチすると、アンケートが開始されます。
開始後でも「中断」ボタンをタッチすると、お客様トップページに戻ります。



【お店の評価】

1. 画面をクリックして回答します。
2. 「つぎへ」を押して回答していきます。



【食べたものの評価】

1. **食べた商品写真に触れると右の「今日食べた物」の中に入ります。**
2. 「つぎへ」を押して回答していきます。
→そのままアンケートを進めると終了画面が出てきます。

和食店4店舗での実験実施

- アクションリサーチエンジニアリング:iPadを現場に導入、質的調査を実施し、得られた知見によりシステム改変、各店に合わせたコンテンツ変更
- 立川、銀座1丁目、銀座2丁目、上野、計4店舗で20台を導入し、1週間後には店により、約10組/日の稼働実績
- 現在も引き続き、利用実績増加中



まとめ:大規模データを通じた サービス最適設計ループ

顧客発データを蓄積していき、また、満足度などについてコミュニケーションを取っていくことで、顧客接点を含めた各チャネルでの最適設計ループを構築

