

在宅率予測と架電スケジューリング

Being Home Probability Forecasting and Outbound Call Scheduling

海老原 純 二

要約 コールセンターのアウトバウンドには、本人不在のため何度も繰り返し電話することで、顧客に良くない心証を抱かせ、その企業が提供する商品やサービスの利用を止めさせてしまう危険性がある。不在時の架電を削減するために、時間帯別に顧客が在宅している確率である在宅率を予測し、在宅していそうなタイミングで架電することができるスケジューリングのシステムを開発した。本システムを導入したある企業では、不在時の架電を17%削減できている。また、この仕組みは業務に不慣れなオペレータに有効であり、コールセンターの増加で新人やパートが増えている近年の状況では、より大きな効果を期待できる。

本稿では、在宅率を予測するモデルと、在宅率を使って不在となる電話を少なくさせる架電のスケジューリングモデルについて、その効果を交えて紹介する。

Abstract For a lot of the telephone call at the time of absence, the customer has bad impression. Outbound of call center is at the risk for stopping the utilization of the commodity and the service which the enterprise offers. In order to reduce the telephone calls during the absence of dwellers, we have developed the system to forecast the probability of being home, and to schedule the outbound call during the possible presence of them. After this system introducing, a certain enterprise 17% reduced the telephone calls at the time of absence. This system has positive effects on inexperienced operators, and is good for circumstances that new recruits or part timers by increase in call centers.

This paper introduces the forecasting model and the outbound call scheduling model with the effect of this system.

1. はじめに

コールセンターを導入する企業は、通販、銀行、通信、クレジットカードなど幅広い業界に浸透している。CRM(Customer Relationship Management)が提唱され顧客志向が強まる中、顧客と直接会話できるコンタクトセンターとしてその重要度が増していることが一因である。顧客とのコンタクト方法には、顧客から受電^{*1}するインバウンドと顧客へ架電^{*2}するアウトバウンドがある。インバウンドでは電話を掛けてくる顧客にしかコンタクトすることはできないが、企業から顧客へ架電するアウトバウンドでは、電話してこない顧客ともコンタクトすることができる。アウトバウンドは、このように自ら接触してこないサンプル商品を使用した見込み顧客や、最近購買がない既存の顧客とも会話ができるため、マーケティング上の重要なツールとして位置付けられている。

その反面、アウトバウンドには、不在による電話の掛けすぎで顧客から迷惑電話や押し売りと思われる、顧客を失ってしまうリスクが伴う。アウトバウンド業務では、顧客へ架電して本人不在であれば、留守番電話や家人にその旨を残し本人と会話できるまで架電を繰り返す。これらの不在の間に何度も掛かってくる電話は、顧客に良くない心証を与え、既に取引がある顧客でさえその企業が提供する商品やサービスの購買を止めてしまうこともある。顧客との関係を

損なわないために戦略的なアウトバウンドを行っている企業であっても、1人の顧客へ架電する回数を抑制することはできているが、顧客が在宅しているようなタイミングで架電することはできていない。在宅している可能性が高い時間帯を予測し、そのタイミングで架電することができれば、本人が不在の間に掛かってくる電話である不在架電を削減し、迷惑電話と思われるリスクを回避することができる。本稿では、時間帯別に顧客が在宅している確率を予測するモデルと、その確率を使って在宅の可能性が高い時間帯に架電させるスケジューリングモデルについて記述する。

2. 架電タイミングの課題

2.1 コールセンターのアウトバウンド

コールセンターでは、商品の販売、情報提供などによる顧客との関係維持、未集金の督促、市場調査といった目的でアウトバウンドを行っている。これらのアウトバウンドを扱うコールセンターは年々増加の傾向にあり、最近では約60%の企業が導入しているとの報告がある^[1]。その中でも最も多いのは、商品の販売や顧客との関係維持を目的とする、データベースに基づいたセールスやテレマーケティングの手段としてアウトバウンドを利用するケースであり、その数は近年も顕著な伸びを示している。

これらのマーケティングツールとしてのアウトバウンドには、企業と顧客の双方に利点がある。企業からみると、顧客へ架電し会話することで、自ら電話してこない顧客に対しても購買活動を呼び起こすことができる。サンプル商品を利用しただけの見込顧客には販売の促進、最近購買がない顧客には離脱の防止など、コンタクトしてこない顧客にも商品やサービスを訴求することが可能となる。また、顧客との会話の中から苦情や要望を汲み取れる利点もある。顧客からみると、自宅にいながら商品の割引や新商品の情報などを入手し消費活動を行うことができる。顧客には、時間と空間の制約を受けることなく、有益な情報を得ることができる利点がある。

2.2 アウトバウンドのリスク

その半面、アウトバウンドには、顧客に迷惑電話・押し売りを受け取られ企業ブランドを傷つけてしまう危険性が伴う。購買する意思が無いのにしつこく電話がかかってくると顧客から思われれば、既に取引がある顧客であっても、その企業が提供する商品やサービスの購買を止めてしまうことがある。通販利用者を対象にした調査で、「購買したことがある企業からの電話セールスに対する感想」については「不愉快に感じる・マナー違反だと思う」という回答が97%を占め、「セールスを受けた以降その会社の利用をやめた」が38%という結果も報告されている^[1]。不用意なアウトバウンドは、企業への不信感を募らせ、既存顧客の離脱を招く恐れがある。

このようなリスクを回避し、顧客に受け入れられる架電を行うためには、顧客のことを考えたアウトバウンド戦略が必要となる。同調査の自由回答では、「気に入った商品があればこちらから電話をかける」、「忙しい時間に掛かってくるのは極めて不愉快」などの回答が多数あったとも報告されている。架電するのに適切な顧客を選定し、顧客と会話することができる適切なタイミングで架電することが、アウトバウンドを行っている企業に求められている。

2.3 A社アウトバウンドの課題

テレマーケティング会社A社のコールセンターでは、サンプル商品を申し込んできた見込顧客や既存顧客向けのマーケティングツールとして、アウトバウンドを行っている。架電する顧客の選定は、顧客からの支持が得られるように、顧客の意向と商品の利用状況を考慮して行っている。事前にアウトバウンドすることの了承を得ている顧客の中で、最終購買日からの経過日数を元に品切れとなっていそうな顧客のみを選定し、架電顧客として抽出している。

一方、架電のタイミングについては、何度も架電することを抑制するためのルールを設けて運用している。A社のアウトバウンドは商品の販売と使用状況の聞き取りを行うことが目的のため、選定した顧客全員と会話する必要がある。そのため、一度架電して不在だった場合は、家人に伝言を残す、または留守番電話にメッセージを残すなどで対処し、本人と直接会話できるまで当日または翌日以降も繰り返し架電しなければならない。顧客は帰宅後に電話があったことを聞くこととなり、何回も時には何日間も続けて掛かってくる電話に対して、しつこいなどと良くない心証を持ち、商品の利用を止めてしまうこともある。何度も繰り返される電話には、不在時の電話であっても顧客を失う危険性がある。A社では架電しすぎることがないように、一度架電して不在であればその後数時間は架電しない、1人の顧客へ架電できるのは1日につき2回まで、架電できる日数は最大で3日間などのルールを設けていた。

しかし、このような運用でも充分とはいえない。架電する回数は1日に2回を3日間続けた場合の6回までに抑制できているが、不在であった場合に再び架電することに変わりはない。リスクを恐れて制約を厳しくすると会話できる人数が少なくなり、選定した顧客全員と会話するという本来の目的を達成できなくなる。1回の架電で顧客本人と会話することが理想であり、そのためには顧客が在宅していそうな時間に架電することが必要である。架電する顧客について時間帯毎に在宅している確率を予測し、予測した在宅率を使って在宅していそうな時間帯で架電することを可能とする架電支援システムを構築した。

3. 架電支援システム

架電支援システムには、顧客が在宅している可能性の高い時間帯をあらかじめ予測しておく在宅率予測機能と、在宅していそうな時間帯で架電することができるように、アウトバウンドを行うオペレータを支援するオペレータ支援機能がある。

3.1 在宅率予測機能

架電する顧客は、顧客の意向と過去の購買実績を使って事前に抽出されている。在宅率予測機能とは、架電した回数のうち本人と会話できた回数の割合である在宅の確率を在宅率と定義し、事前に抽出されている全ての顧客について、各時間帯の在宅率を予測しておく機能である。

架電を担当するオペレータの出勤日は平日の月曜から土曜である。そのため予測する時間帯別の在宅率は、月曜から土曜で利用できるように求めておかねばならない。求める時間帯別の在宅率は、同じ顧客であっても曜日によって変わる可能性がある。例えば、会社員であれば平日は職場にいるため昼間の在宅率は低いが、土曜であれば出勤しないため昼間でも在宅率は高くなる。また、パートであれば特定の曜日の特定の時間帯だけ在宅率が低くなるような場合もある。従って、時間帯別の在宅率は、曜日を考慮して求めておくことが必要となる。在宅率予測機能では、同じ顧客の同じ時間帯であっても曜日によって値が変わるように、曜日別に異な

る予測式を使って在宅率の予測値を求める。

3.2 オペレータ支援機能

予測した在宅率をもとに、全ての顧客に対して各顧客が最も在宅していそうな時間帯で架電できれば、不在架電を最小化することができる。すなわち、全ての顧客に対して1日の中で最も在宅率が高い時間帯で架電できればよい。しかし、オペレータの勤務条件は決められており、このような理想的なタイミングで架電することは難しい。予測した在宅率を使って不在架電を削減するためには、以下の2点を考慮し顧客へ架電することが必要となる。

1) 架電タイミングの決定

架電対象として抽出された顧客は、アウトバウンドを専門とするオペレータに配分される。オペレータは勤務時間中の架電可能な時間帯を使って、自分が担当する顧客全員に架電し本人と会話する。しかし、これらの顧客は、在宅の状況を考慮して抽出されているわけではない。そのため、在宅率が最も高い顧客が集中する時間帯や、逆にそのような顧客が存在しない時間帯が発生する。在宅率が高い顧客が集まる時間帯では、架電すべき顧客が多すぎるため、オペレータはこのような顧客全員と会話することはできない。従って、一部の顧客については、在宅率が最も高い時間帯とは異なる別の時間帯で架電しなければならない。不在架電ができるだけ少なくなるように、そのような時間帯に架電する顧客を選定することが必要となる。また、在宅率が高い顧客が存在しない時間帯であっても、オペレータは顧客と会話するために架電を行う。このような時間帯に架電する顧客へは、在宅率が高い理想的な時間帯ではなく別の時間帯で架電することとなる。この場合も同様に、不在架電が少なくなるように架電する顧客を選定する必要がある。不在架電を少なくするためには在宅のケースを最も多くできればよく、架電したい時間帯での顧客の総在宅率が最大となるように架電するタイミングを決定できればよい。すなわち、架電可能な時間帯の中で顧客全員に架電するという制約を満たしながら、架電した時の顧客の在宅率の合計が最大となるように、各顧客へ架電する時間帯を決定することが必要である。

2) 架電顧客の配分

オペレータが担当する顧客は業務開始前に各オペレータへ配分される。配分された顧客がオペレータによって偏っていると、架電のタイミングを最適化しても不在架電を削減することはできない。例として、“昼の在宅率は低く夜が高い人”と“昼も夜も高い人”の2種類の顧客をオペレータに配分することを考える。これらの顧客を各オペレータに均等に配分できれば、オペレータは在宅率の異なる顧客を担当することとなる。そのため、どのオペレータも昼間の時間帯は“昼も夜も高い人”に架電し、夜間は“昼は低く夜が高い人”に架電することができる。在宅率の低いタイミングで架電することはなく、常に在宅率の高いタイミングで架電することが可能である。しかし、これらの顧客をオペレータに偏って配分すると、在宅率の高いタイミングで架電できないオペレータが発生する。“昼も夜も高い人”だけを割り当てられたオペレータは、どの時間帯でも在宅していそうなタイミングで架電できる。しかし、“昼が低く夜が高い人”だけを割り当てられたオペレータは、昼間の時間帯は在宅率の高い人がいないため在宅していそうな顧客に架電することはできない。その結果、昼間の時間帯は不在架電が多くなる。オペレータが在宅率の似ている顧客だけを担当することがないように、顧客を配分することが必要である。

オペレータ支援機能とは、時間帯別に在宅率がばらつくように顧客をオペレータに配分し、各時間帯で架電すべき顧客をオペレータへ推奨する機能である。在宅率予測機能には、曜日 considering して時間帯別の在宅率を予測する在宅率予測モデルが必要である。オペレータ支援機能には、顧客をオペレータに配分し、各時間帯で架電する顧客を選定する架電スケジューリングモデルが必要である。在宅率予測モデルと架電スケジューリングモデルについて記述する。

4. 在宅率予測モデル

4.1 在宅率予測の考え方

在宅率予測の要因である説明変数と、予測対象の項目である外的規準について述べる。

1) 説明変数

① 顧客属性と在宅率

説明変数として在宅率と関係の強い要因を考える。会社員やパート等の有職者は昼の時間帯は職場にいるため在宅率は低く、夜間は高くなると推測できる。これは職業や年齢などの顧客属性は、在宅率と強い関係があるという考え方である。A社の顧客について、職業別に平日の在宅率を集計した結果を表1に示す。平日の午後では、在宅率が最も低いのは“会社員”で33.6%、在宅率が最も高いのは職業を持たない“専業主婦”の47.6%である。専業主婦の在宅率は会社員に比べて14.0%(=47.6% - 33.6%)高く、職業によって在宅率に差があることはデータからも確認できる。

表1 職業別の在宅率

職業	平日の在宅率		
	午後	夕方	夜間
会社員	33.6 %	48.5 %	60.8 %
パート	34.0	38.7	55.2
専業主婦	47.6	52.4	57.2
不明	40.0	45.4	55.1

しかし顧客属性は個人の情報であり、常に正確な情報を入手できるとは限らない。氏名や住所は商品発送のため顧客から正確に申告されるが、性別や年齢など詳細な情報は正しく申告されない場合もある。入手できたとしても職業などの属性は変化するものであり、常に正確な状態で保持することは難しい。そのため、顧客属性だけでは予測の要因として充分とはいえない。

② 過去の架電実績と在宅率

顧客属性以外では、過去の架電実績が予測の要因として考えられる。架電して会話することができた実績のある時間帯は、今後も在宅の可能性が高いという考え方である。例えば、12時台に架電して本人と会話できた実績があれば、その後も12時台の在宅率は高いと推測できる。また、これらの架電実績は、架電した時の情報を蓄積する仕組みを構築しておけば獲得できるものであり、常に最新の実績までを正確に保持することが可能となる。そのため、在宅率との関係については、鮮度を維持しにくい顧客属性と比べてより強いと期待できる。

会話時間の予測式は、式 1 のように年齢や職業などの顧客属性と、曜日時間帯別の過去の架電実績を元に予測会話時間を算出する式として作成する。美容師のように定休日の火曜日は在宅率が高いなど、特定の曜日や時間帯の在宅率に規則性がある場合もある。このような規則性に対処するため、過去の架電実績は曜日毎の時間帯別の在宅率として、予測式の説明変数に取り入れている。

i 曜日 j 時台の予測会話時間 = 定数項 + 性別係数 + 年齢係数 + 職業係数 (式 1)

$$+ \sum_{p=\text{月曜}}^{\text{土曜}} \sum_{q=9\text{時台}}^{20\text{時台}} \text{係数}_{pq} \cdot \text{在宅率実績}_{pq}$$

$i = \text{月曜, 火曜, \dots, 土曜}$

$j = 9\text{時台, } 10\text{時台, } 11\text{時台, \dots, } 20\text{時台}$

予測式の定数項と各種係数は、予測式作成データを適用して予測値を算出した場合に、当てはまりが最も良くなるように推定する。式 1 の場合は、会話時間の予測値と実績値の誤差の二乗和が最小となるように推定する^[2]。また、顧客によっては会話時間が 1 時間を超える長いケースもある。このような会話時間が長い実績は、推定に使用するデータからは異常値として除去すべきである。会話時間に上限を設け長い会話時間は上限値に補正する、またはロバスト推定法^[3]を使って会話時間が長いケースを除去することで対応する。

3) 在宅率予測式の作成

在宅率予測式は、予測した会話時間と在宅率の関係を使って作成する。予測会話時間の水準別に過去の在宅率を算出し、そのデータをもとに予測式を作成する。式 1 より予測会話時間を求め、予測会話時間の大きさ順にサンプル数が同等になるようにランク分けし、ランク別の予測会話時間の平均値と在宅率を算出する。図 1 に予測会話時間の水準別の在宅率を示す。これらの値には、予測会話時間が長くなるほど在宅率は高くなる傾向がある。

予測会話時間と在宅率の関係を式 2 のような二次曲線にあてはめ、在宅率予測式を作成する。式 1 と式 2 を使って、顧客属性と過去の架電実績から会話時間を予測し、在宅率を予測することが可能となる。

i 曜日 j 時台の予測在宅率 = 定数項 + 一次係数 $\cdot i$ 曜日 j 時台の予測会話時間 (式 2)

+ 二次係数 $\cdot i$ 曜日 j 時台の予測会話時間²

4.3 予測の精度

作成した予測式の精度を、予測した在宅率と架電した結果である在宅率の実績値で評価する。予測在宅率の水準別に在宅率の実績値を算出した結果を表 3 に示す。予測在宅率 40% 台の在宅率は 45.8%、50% 台では 54.9% である。在宅率の実績値は、ほぼ予測在宅率の水準と同じである。予測した在宅率の平均値と在宅率の実績値との相関係数は、0.994 と非常に大きい値であり精度が高いことがわかる。

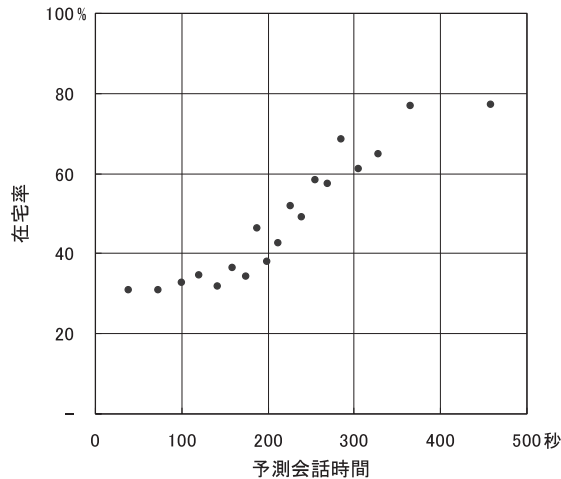


図1 予測会話時間と在宅率

表3 予測在宅率別の在宅率実績

予測在宅率	架電数	構成比	在宅数	在宅率
10%未満	2,346	2.2 %	191	8.1 %
10%～	8,292	7.9	948	11.4
20%～	11,849	11.3	2,832	23.9
30%～	18,488	17.6	5,881	31.8
40%～	20,487	19.6	9,378	45.8
50%～	21,859	20.9	11,994	54.9
60%～	18,648	17.8	12,017	64.4
70%～	2,707	2.6	1,973	72.9
80%～	105	0.1	78	74.3
90%～	0	0.0	0	0.0
合計	104,781	100.0	45,292	43.2

5. 架電スケジューリングモデル

架電スケジューリングモデルは、予測した在宅率がばらつくように架電する顧客をオペレータに配分し、架電時の在宅率が最大となるように架電のタイミングを決定するモデルである。

5.1 架電顧客の配分

各顧客の1日の在宅率の時系列パターンは、いくつかのパターンに分類することができる。一例として図2に、架電可能時間帯である12時台から20時台の在宅率の箱ひげ図⁴⁾を分類別に表示。分類1は午後の時間帯は在宅率が15%前後で夜間は35%前後と、不在が非常に多い顧客群である。分類2は午後の在宅率が35%前後で夜間は45%前後と、分類1ほどではないが不在が多い顧客群である。分類3は午後の在宅率が25%前後で夜間は60%前後と、午後は不在が多く夜間しか在宅していない顧客群である。分類4は午後の在宅率が45%前後で夜間は60%前後と、夜は在宅が多いが午後は若干不在がちとなる顧客群である。分類5は午後の在宅率が55%前後で夜間は60%前後と、いつの時間帯も在宅が多い顧客群である。このよう

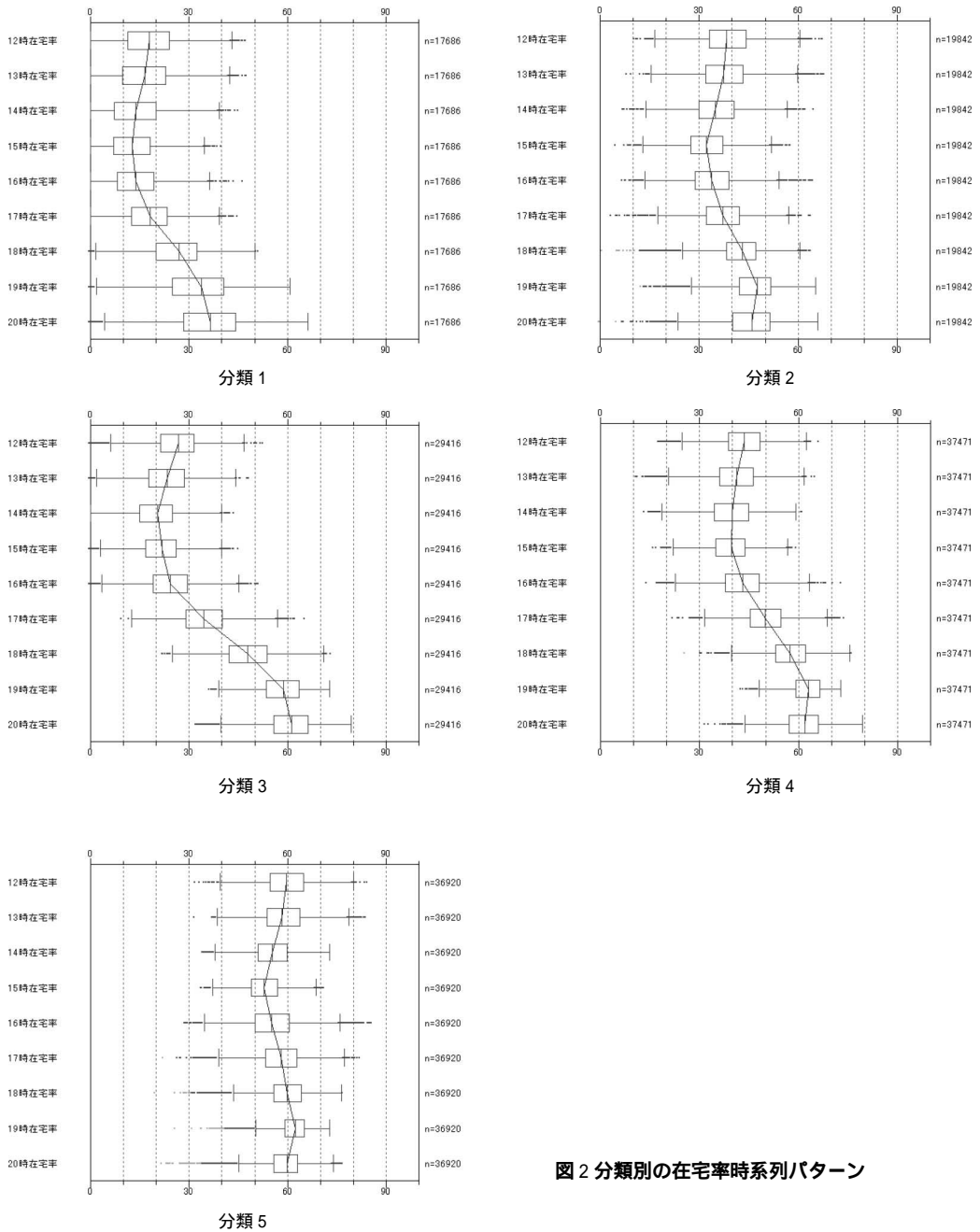


図2 分類別の在宅率時系列パターン

に在宅率の異なる時系列パターンに、顧客を分類することができる。

これらの分類は、各時間帯別の予測在宅率に対して非階層型のクラスター分析手法である *k* mean's 法⁵⁾を適用することで作成する。顧客を在宅率の時系列パターンで分類し、各パターンの顧客を全てのオペレータに同数だけ配分すれば、各オペレータは必ず全パターンの顧客を担当することができる。オペレータが在宅率の時系列パターンが似ている顧客だけを担当することはなく、在宅率に偏りのない配分が可能となる。

5.2 架電スケジューリング

1) スケジューリングの考え方

架電スケジュールを作成する場合は、架電可能な時間帯の中で担当する顧客全員に架電するという条件を満たしながら、不在架電が最も少なくなるように、最適化することが求められる。すなわち、架電時の顧客の在宅率の合計が最大となるように、顧客を架電する時間帯に割り付けるものとする。この最適化は、「 n 人の人に n 個の仕事を割り当てるとき、最も効率の良い割り当てをしたい」という割り当て問題⁶⁾を使って対応する。架電可能な時間帯の中で担当の顧客全員に 1 回だけ架電するという条件の元で、各顧客を架電する時間帯に割り当てるとき、架電したときの顧客の在宅率の合計値が最も高くなるように割り当て問題ととらえ、最適な組合せを求める。

しかし、顧客へ架電した場合に本人が不在であれば再度架電を行う必要があるため、1 人の顧客に複数回架電することを考慮しておかねばならない。また、オペレータが架電可能な時間帯の中で架電を行っていくと、業務が始まる前に作成したスケジュールと実際に架電した結果である架電実績との間に乖離が発生し、作成しておいたスケジュールも適切なものではなくなる。架電実績を考慮してスケジュールを作成しなおすことも必要となる。以下にスケジュールの作成方法について述べる。

2) スケジュールの作成方法

① 顧客の架電時間帯への割り当て

顧客を架電する時間帯に割り当てる最適解は、ハンガリー法⁷⁾を使って求める。ハンガリー法は、割り当て問題に特化した手法である。人と仕事の組合せで決まるコストをもとに、割り当てられた組合せの総コストが最小となる最適な組合せを求める。ここでは、顧客と時間帯で決まる在宅率をコストとし、ハンガリー法に適用する。

② 架電スケジュールの作成

この割り当て問題を解くことで、1 人の顧客に 1 回だけ架電する場合の最適な時間帯を決定することができる。しかし、本人不在であった場合には再び架電しなおすため、求めた最適解以外に架電する時間帯を決定しておくことが必要である。これには、最適解を求めた後で再び割り当て問題を解き、別の時間帯を割り当てることで対応する。割り当て解を求めなおす際は、架電後 p 時間は架電しないという制限を考慮しなければならない。既に割り当てられている時間とその前後 p 時間は在宅率を 0% など低い値とし、これらの時間帯は在宅率が低いために割り当てられないことがないように最適解を求めなおす。

また架電スケジュールには、各時間帯でオペレータが架電を行っていく顧客の順番である架電順位を作成しておく必要がある。各時間帯別に最適解として割り当てられた顧客の在宅率の高さの順番を求め、その値を架電順位とする。

③ 架電スケジュールの再作成

オペレータが架電可能な時間帯の中で順次架電を行っていくと架電予定とその実績に差異が発生し、業務の開始前に作成しておいたスケジュールも適切ではなくなる。一度架電して本人と会話できれば 2 回目以降の架電は不要であり、予定されている 2 回目の架電はスケジュールから除外すべきである。業務上の都合などでスケジュール通りに架電できなかった場合は、実績を考慮してその後のスケジュールを修正すべきである。こ

れらに対処するため、架電実績を考慮して1日の中で定期的に再スケジューリングを行う。1顧客に2回まで架電でき、架電後2時間は架電しないという制限の元、既に架電が行われた実績を考慮してスケジュールを作成する方法を以下に示す。

【架電スケジュール作成アルゴリズム】

Step 1: 顧客へ1回目の架電を行う時間帯を決定する最適解を求める。

最適解を求める上で対象とする顧客は、まだ架電していない顧客と1度架電して不在だった顧客とする。対象とする時間帯は、現在の時間帯から架電可能な時間帯の最後の時間までとする。対象とするコストである在宅率は、架電した時間帯とその前後2時間の値は0%に変更する。

時間帯毎に、割り当てられた顧客に架電順位を割り振る。

Step 2: 顧客へ2回目の架電を行う時間帯を決定する最適解を求める。

最適解を求める上で対象とする顧客は、まだ1度も架電していない顧客のみとする。対象とする時間帯は、現在の時間帯から架電可能な時間帯の最後の時間までとする。対象とするコストである在宅率は、架電した時間帯とその前後2時間と、Step 1で割り当てた時間帯とその前後2時間は値を0%に変更する。

時間帯毎に、割り当てられた顧客にStep 1からの連番で架電順位を割り振る。

Step 3: 時間帯毎に、Step 1とStep 2で割り当てられなかった顧客に、Step 2からの連番で架電順位を割り振る。

3) スケジュールの作成例

作成した架電スケジュールの一部である、顧客33人分の12時台から20時台の在宅率と各時間帯の架電順位を、例として表4に示す。Step 1の割り当て結果は、網掛けで表示されている。割り当てられた在宅率の平均は53.8%である。全顧客の全時間帯の在宅率の平均は43.1%であり、10.7%高い時間帯を選定できている。

5.3 シミュレーション結果

架電スケジューリングモデルによる効果を、シミュレーションを使って測定する。シミュレーションの結果として、実際に架電した中で在宅であった割合（在宅率）の時間帯別推移を図3に示す。は予測した在宅率の高い順に架電した場合の推移、は最適化した架電スケジュールを使った場合の推移である。では架電開始の12時台から14時台の在宅率は60%前後であるが、後半の17時以降は40%から52%の値となっている。在宅率の高い顧客から架電するため前半は在宅のケースが多いが、後半は不在となるケースが多くなっている。では12時台から14時台までの在宅率は47%から58%の値でありより低い、16時以降は常により高い値となっている。最適化することで、前半の時間帯は50%前後の在宅率を維持しながら、後半は50%から65%と高い在宅率で架電できていることがわかる。また、全時間帯の在宅率で見るとは49.2%、は52.3%であり、最適化することにより在宅率が3.1%高くなっている。

6. 架電支援システムの効果

システムを適用した実際の効果を、A社の導入前とその後の不在架電数の比較で紹介する。

表4 架電スケジュール

分類	顧客ID	12時		13時		14時		15時		16時		17時		18時		19時		20時	
		予測 在宅率	架電 順位	予測 在宅率	架電 順位	予測 在宅率	架電 順位	予測 在宅率	架電 順位	予測 在宅率	架電 順位	予測 在宅率	架電 順位	予測 在宅率	架電 順位	予測 在宅率	架電 順位	予測 在宅率	架電 順位
分類1	顧客01	23.6%	12位	12.1	52	21.3	7	18.8	43	15.7	49	12.6	55	20.8	57	18.4	56	20.6	56
	顧客02	16.6	52	15.4	50	11.2	50	14.9	50	15.7	50	18.5	51	38.7	7	30.1	53	41.3	16
	顧客03	19.7	47	17.6	46	17.0	12	17.1	48	24.2	39	27.7	43	30.8	48	38.8	49	42.4	8
	顧客04	19.5	13	10.2	55	6.6	55	3.9	56	2.7	57	5.4	56	25.7	54	38.1	50	49.5	6
	顧客05	12.1	55	12.8	53	13.0	49	19.0	7	13.0	53	22.4	45	27.6	51	35.1	51	42.8	15
	顧客06	23.6	42	23.9	44	25.0	6	16.3	49	20.5	45	18.1	50	33.2	44	39.3	13	40.5	51
	顧客07	16.1	51	15.7	51	11.5	14	7.3	53	14.5	52	22.7	46	27.0	50	42.0	47	44.4	7
	顧客08	18.1	49	22.7	6	17.1	46	20.2	14	15.6	51	27.8	44	29.3	49	33.0	52	31.9	52
分類2	顧客09	33.4	11	29.6	40	30.3	5	28.0	35	33.7	32	31.8	42	33.0	46	42.9	48	47.7	49
	顧客10	28.4	40	35.9	35	35.6	33	40.7	3	36.4	26	45.0	31	43.2	42	51.8	12	54.0	47
	顧客11	43.8	10	34.3	36	31.3	37	34.0	31	35.5	29	49.5	7	49.9	39	48.2	44	41.6	50
分類3	顧客12	22.1	43	27.8	42	8.9	52	18.7	45	20.6	46	35.9	37	56.2	11	65.4	25	67.8	1
	顧客13	11.1	56	12.7	54	7.3	53	6.0	54	11.9	54	21.3	47	36.4	13	53.8	40	56.6	3
	顧客14	25.6	41	25.1	43	23.4	43	25.5	38	27.5	37	42.7	14	49.4	38	62.9	5	62.3	33
	顧客15	15.5	53	15.7	49	11.1	51	2.4	57	15.7	48	16.2	54	29.3	14	49.8	43	54.2	5
	顧客16	17.7	14	3.9	57	6.8	54	5.3	55	6.3	55	2.7	57	27.1	52	57.0	7	57.8	45
	顧客17	16.7	50	17.9	48	17.2	13	17.5	47	21.8	44	19.7	48	30.6	47	44.8	46	55.9	4
分類4	顧客18	52.0	23	47.1	25	42.7	27	36.7	29	44.2	22	53.8	24	67.5	2	68.3	19	67.7	9
	顧客19	37.3	33	37.3	34	35.5	34	39.4	28	37.6	25	57.0	6	63.8	24	69.4	8	65.0	30
	顧客20	38.9	30	46.0	28	41.7	28	50.0	11	49.4	17	62.4	5	60.7	27	64.9	27	62.8	36
	顧客21	45.6	26	46.7	4	43.6	26	27.0	37	38.7	24	32.9	41	49.8	37	62.8	11	62.7	37
	顧客22	37.0	34	35.1	11	28.2	40	26.0	39	29.5	36	39.8	34	56.0	32	70.4	1	68.1	17
	顧客23	37.5	32	33.1	37	32.8	11	23.8	40	34.7	31	36.3	36	58.2	28	70.9	2	69.0	20
	顧客24	46.3	25	45.5	10	38.1	29	48.7	1	48.0	19	44.1	32	42.6	43	59.0	36	58.2	44
	顧客25	41.1	29	39.5	32	36.2	31	29.6	33	36.9	28	53.1	23	63.1	4	64.6	26	63.4	12
分類5	顧客26	59.9	6	46.6	26	47.5	22	46.8	24	55.1	9	59.7	17	71.0	8	68.4	20	65.1	24
	顧客27	66.0	2	57.0	22	49.5	19	50.4	10	53.7	12	58.4	20	46.0	41	56.5	38	58.0	42
	顧客28	66.0	15	67.3	1	58.1	15	63.1	8	63.5	2	60.1	16	65.0	20	68.1	18	67.8	23
	顧客29	61.6	8	67.8	15	66.7	1	57.4	18	60.9	5	59.5	19	65.2	19	69.2	17	67.7	22
	顧客30	65.5	16	68.0	2	52.2	16	52.9	20	57.4	8	65.4	10	65.9	22	63.1	30	64.9	27
	顧客31	53.6	21	52.7	9	45.3	24	47.2	23	54.0	14	63.6	4	64.6	23	55.8	39	58.8	41
	顧客32	56.0	20	60.4	17	65.1	2	63.5	15	61.6	4	68.7	8	69.0	17	63.6	29	59.4	40
	顧客33	61.1	5	58.4	19	52.1	17	52.9	9	59.9	6	52.5	26	50.6	36	44.9	45	50.7	48

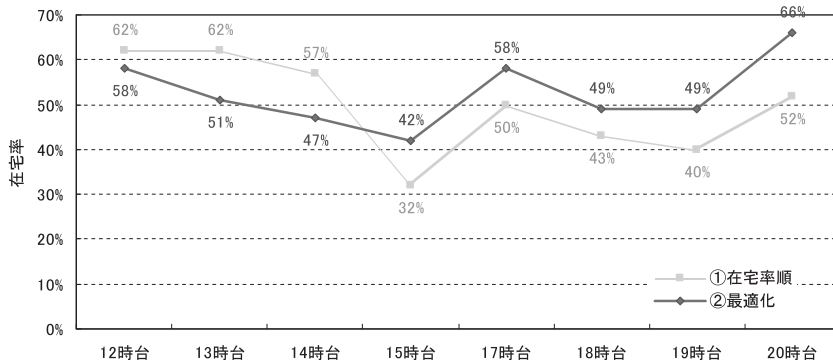


図3 時間帯別の在宅率の推移

1) 不在架電の削減

架電支援システムの目的は、本人不在となる架電を削減することである。架電対象として抽出した顧客数をもとに不在架電数を基準化した値である式3の顧客当り不在架電数を使って、不在架電数の削減効果を測定する。

$$\text{顧客当り不在架電数} = \frac{\text{不在架電の数}}{\text{抽出した架電対象顧客の人数}} \quad (\text{式3})$$

1人の顧客と会話するために発生する不在時の架電数である顧客当り不在架電数は、システム導入前は1.21回である。導入後は1.00回と、導入前に比べて0.21回少ない。不在架電を17.4% (= 0.21 ÷ 1.21) 削減できている。

オペレータ別の導入前後の値を表5に示す。全てのオペレータで不在架電数は削減されている。オペレータ1は導入前の不在架電数が1.70回と、不在架電が多い新人のオペレー

タである。導入後は1.00回と41.2%少なくなっている。オペレータ7は導入前が1.04回と不在架電が少ないベテランのオペレータで、システムの導入前から顧客属性や過去の架電実績を考慮して架電を行っていた優良なオペレータである。導入後は、1.03回とほぼ同等の水準を維持できている。システム導入により、不在架電が多いオペレータも、不在架電が少ない優良オペレータ並みに架電することができている。

表5 オペレータ別の顧客当り不在架電数

	①導入前	②導入後	削減率 (①-②)÷①
オペレータ1	1.70	1.00	41.2 %
オペレータ2	1.23	1.13	8.1
オペレータ3	1.04	0.87	16.3
オペレータ4	1.15	1.06	7.8
オペレータ5	1.21	0.99	18.2
オペレータ6	1.25	0.93	25.6
オペレータ7	1.04	1.03	1.0

2) 複数回架電顧客の削減

顧客別に不在架電の削減状況を見る。何度も掛かってくる電話には、顧客に迷惑電話と受け取られ、顧客を離脱させる危険性がある。初回の架電で本人が在宅であれば、この危険性を回避することができる。1回目の架電で本人と会話できた顧客の割合は、導入前は54.4%である。導入後は61.6%と7.2%向上している。初回架電の成功率7.2%の向上はそれ相当の顧客離脱の防止になり、売上減少の防止にも役立つものと期待できる。

7. おわりに

アウトバウンド共通の課題である架電のタイミングについて、在宅率を予測し不在架電を削減する方法を紹介した。本モデルは、過去の架電実績または顧客属性があれば適用できる仕組みであり、未集金の督促や市場調査を目的としたアウトバウンドにも適用することが可能である。また、本稿で紹介したシステムは、業務に不慣れなオペレータに適用した場合、不在架電をより多く削減できることがわかっている。近年のコールセンターの増加で、このような新人やパートのオペレータは増加の傾向にあり、これらのコールセンターでは本システムの導入により大きな効果を期待できる。

一方、本稿で紹介した予測の技術は、その他のアウトバウンドのテーマでも利用することができる。既存顧客との関係維持を目的としたアウトバウンドであれば、購買の確率を予測することにより効率的な架電対象顧客を選定することができる。未集金の督促目的であれば、貸し倒れ危険度を予測し、危険度の低い安全な顧客への架電を止めることで経費の節減が可能である。危険な顧客には適切な受注上限を設定することで貸し倒れ額を削減することができる。本テーマについては現在取り組んでいるところであり、期待通りの効果が得られつつある。

コールセンターのもう一つのコンタクト方法であるインバウンドでは、入電数を予測し、予測した入電数に合わせてオペレータを配置することで、リソースの最適化と入電数の最大化を行うことができる。それについては本特集号「コールセンターにおけるインバウンド予測」を参考にしていきたい。

-
- * 1 電話を受けること．本稿では，コールセンターのオペレータが顧客から掛かってくる電話を受ける場合に使用している．
 - * 2 電話を掛けること．本稿では，コールセンターのオペレータが顧客へ電話する場合に使用している．

- 参考文献**
- [1] コンピュータテレフォニー編集部・編，コールセンター白書 2005，リックテレコム，2005.
 - [2] 奥野忠一，久米均，芳賀敏郎，吉沢正，多変量解析法，日科技連出版社，1971.
 - [3] D.C.Hoaglin,F.Mosteller,J.W.Tukey,EXPLORING DATA TABLES,TRENDS,AND SHAPES,John Wiley & Sons,1985.
 - [4] John W.Tukey,EXPLORATORY DATA ANALYSIS,ADDISON WESLEY,1977.
 - [5] 西田英郎，クラスター分析とその応用，内田老鶴圃，1988.
 - [6] V・フバータル，線形計画法，啓学出版，1988.
 - [7] Giorgio Carpaneto, Paolo Toth,Solution of the Assignment Problem,ACM Transactions on Mathematical Software,Vol 6,No.1 March 1980, pp.104 111 .

執筆者紹介 海老原 純二 (Junji Ebihara)

1989年九州大学理学部数学科卒業．1992年日本ユニシス(株)入社．統計解析，オペレーションズ・リサーチ関係のデータ解析業務とシステム開発業務，顧客分析システム「IMPACT DM/MA」，データマイニングソリューション「MiningPro 21」の開発業務に従事．現在，日本ユニシス・ソリューション(株)サービスビジネスディベロップメントに所属．日本オペレーションズ・リサーチ学会会員．