

特集解説

共同研究における「わかりやすさ」や「納得できる」ことの重要性

蓮池 隆*

Importance of “Understandability” and “Convincing” in Collaborative Research

Takashi HASUIKE

キーワード：オペレーションズ・リサーチ，注文割り当て，ハフモデル，ポロノイ領域

1. はじめに

著者の研究室が所属する早稲田大学創造理工学部経営システム工学科では、生産・物流、金融、医療、交通など社会における機能システム全般を対象として、「やりくりすること（Management）」「目的を達成する仕組みづくり（System）」「ものを作る技術の開発や活用（Engineering）」に関わる理論から応用までの研究を行っている〔1〕。その中で蓮池研究室では、経営の課題を解決するためのアプローチ技術としてオペレーションズ・リサーチに関わる研究を行っている。オペレーションズ・リサーチは、実社会のさまざまな問題を数学的・統計的モデルなどで表現し、筋のとおりた方法を用いて解決するための「問題解決学」であり、問題解決のための意思決定支援を目指す学問である〔2〕。ゆえに、問題解決を信頼性高くかつ効率的に行うための手法開発はもちろんのこと、それらの手法を実社会の問題解決へといかに結びつけるかも重要な研究対象となっており、実学の数理科学を追究した研究、実践例の蓄積が行われ

ている。

2. 「わかりやすさ」の重要性

蓮池研究室においても、数理最適化、機械学習、シミュレーション手法など、問題解決に利用可能な手法の理論的研究のみならず、これらの手法を状況に応じて適宜選択しながら意思決定を支援する実学的研究も行っている。

公的機関や民間企業との共同研究において、念頭においていることとして、「方法がわかりやすい、納得しやすい」手法で解決へと導けないかということである。確かに先端手法を用いた方が、よりよい解決策が導出できたり、計算時間が短縮できたりするかもしれないが、最も重要なことは「現場において、納得してその意思決定が実行できるかどうか」である。実社会の意思決定では結果がそのまま利用者の満足度や収益に跳ね返ってくるため、理解が浅い手法から導出される意思決定では、うまくいかなかった場合の後悔だけでなく、うまくいったとしても、なぜうまくいったのかという原因をしっかりと把握できない可能性が高い。特に数理最適化、機械学習、シミュレーション手法においては、最先端理論が数理科学的にも高度であり、時にはブラックボックスとなっし

* 早稲田大学創造理工学部経営システム工学科
受付：2024年11月25日

まうことから、他の事例にも広く利用されている標準的な方法であればそちらを選択し、もし先端手法や多少複雑なモデリングが必要となれば、相手が納得できるような説明を準備しておく必要がある。共同研究を行っている、研究者側が知らない、気づかないような現場特有の条件なども存在するのと同様に、共同研究先の方々が知らない、気づいていない標準的な手法も存在するため、しっかりとコミュニケーションを取りながら進めていくことが重要だと、公的機関や民間企業の方と話すたびに感じている。

この観点から本稿では、ある企業（以下、対象企業）との共同研究事例を中心に、企業での意思決定にオペレーションズ・リサーチや経営工学で用いられる方法がどのように適用でき、活用されているかを紹介する。なお、これ以降は川本卓樹さん（執筆当時は早稲田大学の助手）を筆頭とした共同研究成果である [3]。

3. 共同研究事例

対象企業はECサイトを運営しており、都道府県に点在する店舗（実店舗を有する）はこのECサイトに加盟し、当該企業が開発したプラットフォームを利用している。消費者がECサイトから商品を注文し、対象企業が注文を適切な店舗に割り当て発注を行う形態である。よって、消費者から注文を受けた際、どの加盟店舗にどの注文を割り当てるのが適切かを考える問題が発生する。この割り当てを考える際には、各店舗の在庫状況、各店舗の配送先までの配送距離、加盟店舗間の割り当て方の偏りの有無などをはじめとして、さまざまな事項を考慮する必要がある。共同研究当初においては、対象企業では割り当て業務の一部をオペレータ個人の判断に基づいて行っていた。オペレータが注文の割り当てを考える際、「配送の効率性」だけでなく、「店舗の規模」に応じて注文の割り当て量を調整することにも重点を置いていることが多い。このECサイトには大

小ささまざまな加盟店が存在しており、オペレータの経験から注文量のバランスを調整している。一方で、「配送の効率性」と「店舗の規模」の関係性を見ると、一方の指標を重視すれば、もう一方の指標が軽視され、トレードオフの関係にあるため、この2つの指標を総合的に検討していく必要がある。

3.1 数理的アプローチの検討

本研究では、このオペレータ作業の改善ならびに最適な注文割り当てが実現できる自動化システムを構築することが1つの目的である。2020年からのコロナ禍において、出勤制約がかかる中でも、持続的にオペレータと同様かそれ以上の効率的な注文割り当てが必要となったことに端を発している。持続的に「配送の効率性」と「店舗の規模」の両方を考慮し、適切な割り当てが自動で決定できるように、数理モデルならびに割り当てアルゴリズムの検討を行い、ハフモデルを利用した新たな注文割り当てアルゴリズムを構築し、「配送の効率性」と「店舗の規模」の両方の実現を検討した。

ハフモデルは一般的に、店舗の規模を考慮して、消費者が次に起こす行動選択の基準を導出する数理モデルであり、複数の商業施設がある状況での消費者の購買行動を予測し、購買地選択が確率で表現される。ハフモデルは次のような式で表現される。

$$P(C_{ij}) = \frac{\frac{S_j}{T_{ij}^\lambda}}{\sum_{j=1}^n \left(\frac{S_j}{T_{ij}^\lambda} \right)}$$

(各パラメータ)

$P(C_{ij})$: 出発地 i にいる消費者がある店舗 j を次に訪れる店舗として選択する確率

S_j : ある店舗 j で、特定の商品の販売をしている売場面積

T_{ij} : 消費者の出発地 i からある店舗 j までの

移動時間（または距離）

- n : 複数の商業施設のうち、次に訪れる店舗として選択の対象となる店舗の集合
- λ : T_{ij} の影響を反映するために経験的に推定されるパラメータ (T_{ij} の影響度を表すパラメータ)

ハフモデルはさまざまな研究が進められており、特に商圈推定問題や、駅の魅力度推定など、実社会への応用も進んでいる。このような数理モデルを用いる利点として、パラメータの解釈を変更することで、他の領域へと応用できる点が挙げられる。本研究においても、先ほどのハフモデルで、 S_j を「ある加盟店 j の店舗規模」、 T_{ij} を「注文先 i と加盟店 j までの距離」とすることにより、 $P(C_{ij})$ を「店舗 j に注文先 i を割り当てる確率」と読み取ることができるようになる。つまり、「配送の効率性」と「店舗の規模」の両方を考慮できる数理モデルとなり、これを用いることで、入ってきた注文に対する加盟店の割り当て優先順位が自動的に計算されることになる。

3.2 ポロノイ図を用いた「配送の効率性」

3.1 節でのハフモデルの選択確率を、各注文先に対してすべての加盟店で行うと、膨大な数の計算が必要となり、効率性が高まるとは考えにくい。よって、事前に選択確率を計算する必要がある加盟店を選んでおく必要がある。

本研究では、発注があった際にどこの加盟店が最も近いか、またその加盟店から近距離にあるかを容易にかつ視覚的に確認するため、ポロノイ領域を生成するポロノイ分割 [4] と呼ばれる分割手法を用いる。ポロノイ領域は、それに対応するポロノイ母点が最寄りとなる点の集合であるため、各加盟店を母点とみなすことで、各注文の最寄りの加盟店に割り当てることを可能とする。また、隣接するポロノイ領域とポロノイ辺を共有するポロノイ領域をたどることで、近くの加盟店を

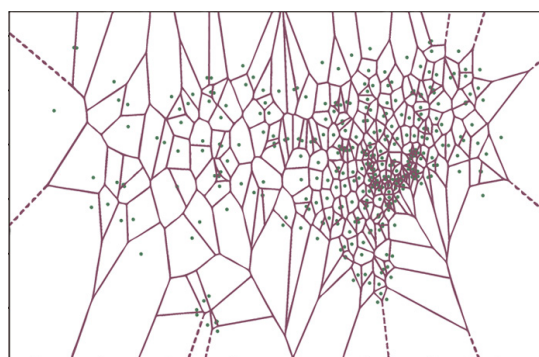


図 ある地域で生成されるポロノイ領域 [5]

効率的に発見することができる。図は、ある地域におけるポロノイ領域を示している。

3.3 割り当てルール

3.1 節ならびに 3.2 節の設定より決定される割り当て優先順位にしたがい、上位から割り当てていけばよいが、これをそのまま適用することができない割り当てルールも存在する。例えば、以下のようなものが挙げられる。

- (1) 注文にある取り扱い品目を、割り当て先加盟店舗が満たすことができるかどうか
- (2) 注文を受けた日に割り当て先加盟店舗が営業日かどうか
- (3) 注文を配送する日に割り当て先加盟店舗が営業日である、あるいは営業日ではない場合に配送することが可能な日であるかどうか
- (4) 時期によっては、各加盟店舗で特定の商品の注文割り当て数が上限に至っているかどうか

こういった条件を考慮しながら、最も適切な注文割り当て店舗を決定していくことになる。

3.4 注文割り当てアルゴリズム

3.1 節から 3.3 節の議論を基にして、次のよう

なアルゴリズムが構築でき、依頼された注文を時系列で逐次自動的に処理することが可能となる。

- Step 1. 対象となる全加盟店舗を母点としてボロノイ分割を行い、各ボロノイ領域が隣接しているボロノイ領域をあらかじめ特定する
- Step 2. 依頼された注文が、どの加盟店舗が母点とするボロノイ領域に属しているかを特定する
- Step 3. Step 2で特定された加盟店舗と、その加盟店舗に隣接しているボロノイ領域の加盟店舗のうち、すべての制約を満たしている加盟店舗の集合を抽出する
- Step 4. 抽出された加盟店舗の集合を対象に、3.1節のハフモデルの選択確率によってそれぞれの加盟店舗が注文の割り当て先として選択される確率を算出する
- Step 5. Step 4から各加盟店舗の選択確率にしたがって、どの加盟店舗へ割り当てられるかを決定する
- Step 6. 次の注文が依頼されたら Step 2へ戻る

このアルゴリズムでは、Step 1からStep 3で注文先から最も近い加盟店ならびにその加盟店から近距離にある加盟店群を抽出し、Step 4とStep 5でハフモデルを用いて割り当て加盟店を決定するシンプルな流れとなっており、計算効率性もある程度担保されている。

以上のように、特に難しいアイデアは用いておらず、共同研究での認識一致をしておく必要があるとすれば、ハフモデルの意味と選択確率の導出が挙げられるが、3.1節のようにハフモデルの定式化、距離と規模を両方考慮できる点、ならびに実際にさまざまな現場で利用されている点などを説明すれば、納得感も増してくるであろう。

4. 実データによる分析

4.1 データの概要と評価指標

期間は対象企業の通常期と繁忙期の両期間が含まれるある年の2か月間を対象とする。この2か月間において、東京都の対象注文数は41,978件、北海道の対象注文数は21,773件であった。また、全国の加盟店舗数は3,005店、東京都内の加盟店舗数は328店、北海道内の加盟店舗数は215店である。

東京都および北海道において、オペレータの実績、ボロノイ領域のみを用いた場合（つまり、配送の効率性のみ）、ハフモデルを用いた場合で、以下の3つの指標を全注文割り当て後の各方法の良し悪しを測る評価指標とする。

- 距離：選択された加盟店舗と注文の配送先との直線距離の合計
- 利益のばらつき：対象期間、対象都道府県の加盟店舗ごとに割り当てられた注文総額の標準偏差
- Spearmanの順位相関係数：
「各加盟店舗の規模（各加盟店舗が受け入れることのできる注文数の上限）」と「各加盟店舗へ実際に割り当てられた注文数」の順位相関係数

ここで、Spearmanの順位相関係数を評価指標とするのは、どれだけ店舗の規模に応じた割り当てが行われているかを評価するためである。オペレータが各加盟店舗への注文量のバランスを調整する際に、店舗の規模として「各加盟店舗が受け入れることのできる注文数の上限」を参考していることが調査としてわかり、Spearmanの順位相関係数による検証でも、この2つの要素の間には強い正の相関が表れたことから、どの程度店舗の規模を考慮しながら割り当てることができているかを評価するため利用する。

表1 東京都における数値実験結果

	distance [km]	standard deviation [yen]	Spearman's rank correlation coefficient
Operators	95,449	747,869	0.9439
$\lambda = 1.0$	82,460	559,786	0.9203
$\lambda = 1.5$	73,776	536,559	0.9205
$\lambda = 2.0$	67,685	524,600	0.9156
$\lambda = 2.5$	63,264	507,474	0.9105
$\lambda = 3.0$	59,993	496,425	0.9053
$\lambda = 3.5$	57,953	491,617	0.9015
$\lambda = 4.0$	56,455	480,400	0.8965
Voronoi	51,095	379,127	0.8103

表2 北海道における数値実験結果

	distance [km]	standard deviation [yen]	Spearman's rank correlation coefficient
Operators	124,846	451,913	0.9376
$\lambda = 1.0$	166,416	457,276	0.8712
$\lambda = 1.5$	140,252	455,185	0.8615
$\lambda = 2.0$	127,715	450,074	0.8518
$\lambda = 2.5$	117,878	445,402	0.8405
$\lambda = 3.0$	113,009	444,441	0.8346
$\lambda = 3.5$	109,843	439,994	0.8286
$\lambda = 4.0$	107,511	440,938	0.8250
Voronoi	99,578	418,267	0.6830

4.2 数値実験結果

東京都および北海道における数値実験の結果を表1および表2に示す。なお、表のOperatorsはオペレータの実績であり、Voronoiは配送の効率性のみを考慮した場合である。また、ハフモデルにおける λ の値は、1.0から4.0まで0.5刻みで結果を掲載している。

表1および表2より、各指標について、

- 距離：Voronoi > ハフモデル > Operators
- 利益のばらつき具合：
 - Voronoi > ハフモデル > Operators
- Spearmanの順位相関係数：
 - Operators > ハフモデル > Voronoi

の順に優れた結果であると示された。つまり、ハフモデルを用いた場合、オペレータ実績と比較して短い距離での配送を実現しながら、オペレータが割り当てる際に考えている店舗の規模を考慮しながら注文を割り当てていることが結果からわかる。よって、単純に配送の効率性のみを考えるボロノイ領域のみでのアプローチよりも不公平に感じる加盟店舗が減少すると考えられる。より詳細な分析やその他の地域の結果などについては、[3]を参照されたい。

5. ま と め

最後にこれまでいくつかの共同研究を行ってきた中で、雑感を記載する。共同研究を行っていく中で、公的機関や民間企業から頂くデータがきれいにまとめられていてデータが分析しやすい形状

で保管されているかといった点と、大学側の分析方法が明瞭であり、分析結果も手法と関連付けて説明ができるかどうかといった点がうまく結びつくと、共同研究に対してお互いに前向きな形で進められるのではないかと感じる。

データがうまくまとまっていないと、データの整理から多くの時間を費やすことになり、共同研究の目標達成が大幅に遅れることになる。それだけでなく、データを整理した結果、全く分析ができないような矛盾を抱えるデータも散見されてしまうと、共同研究が破綻してしまうことになるであろう（著者も実際にそういった経験をしたことがある）。一方、本稿でも述べてきた通り、大学側が論文化することにもあまりにも注力してしまうと、手法の説明や用いた意図などが相手側に伝わらず、よい結果であったとしても、うまく用いてもらえない可能性や、相手側から（うまく言語化できない観点で）引き出せていない情報なども表出できない可能性が高い。

本稿では、ある程度わかりやすい方法で、かつ改善も可能になった実例を示したが、こういったケースの方が、オペレーションズ・リサーチや経営工学においては少ない部類になるのかもしれない。オペレーションズ・リサーチや経営工学で扱う手法や考え方は魅力あふれるものが数多く存在する。それらを実社会で活かすためにも、成功したもの、そうでなかったものも含めたさまざまな共同研究事例が集まり、それらが分析され、周知されることで、よりよい共同研究のスタイルが確

立されることを期待している。

参 考 文 献

- [1] 早稲田大学創造理工学部経営システム工学科：
<https://www.management.waseda.ac.jp/> (2024年11月25日閲覧)
- [2] 公益社団法人日本オペレーションズ・リサーチ学会
<https://orsj.org/> (最終閲覧日：2024年11月25日)
- [3] 川本卓樹，蓮池隆：“ハフモデルを用いた実務的な加盟店舗への注文割り当て手法”，電気学会論文誌C（電子・情報・システム部門誌），Vol.144, No.8, pp.742-748（2024）
- [4] 杉原厚吉：「なわばりの数理モデルーポロノイ図からの数理工学入門ー」，共立出版

(2009)

- [5] 川本卓樹，蓮池隆：“ポロノイ分割を用いた加盟店舗への動的な注文割り当て手法”，日本オペレーションズ・リサーチ学会機関誌，Vol.67, No.11, pp.619-630（2022）

はす いけ たかし
蓮 池 隆

2009年3月大阪大学大学院情報科学研究科情報数学専攻博士後期課程修了。博士（情報科学）。2009年4月大阪大学大学院情報科学研究科情報数学専攻助教，2015年4月早稲田大学創造理工学部経営システム工学科准教授，2021年4月同教授となり現在に至る。専門分野はオペレーションズ・リサーチ，特に不確実性状況下や多目的状況下での意思決定とその応用に関わる研究に従事。