

IoT データ経済流通のための 価格競争が起きない価格決定手法の提案

吉廣 卓哉^{1,a)}

概要：小型 IoT デバイスから取得したデータを流通させるための経済モデルが構築できれば、今後の IoT 時代に消費者を含めた多数の人がデータ生成に参加できる仕組みができ、IoT データの経済流通に向けて前進する。しかし、IoT データは自由にコピーできるため伝統的な需給関係に基づいた価格決定ができず、新たな価格決定モデルが求められている。このような IoT データの価格決定における一つの問題は、競合関係にあるデータ同士で価格競争が発生し、最終的には価格がゼロに収束することである。本研究では、データの価値相場（需要関数）に基づいた価格決定がなされる中で、競合データ同士でも価格競争が起らず、安定的に取引が行われる価格決定手法を提案する。

1. はじめに

IoT (Internet of Things) が急速に広まっており、数年後には 100 億を超えるセンサデバイスがネット接続され活用されると見込まれている。現在も新たなセンサデバイスの開発、新たな事象を検知する認識アルゴリズムの開発、それらのビジネスへの展開が急速に展開しており、世界は IoT の活用に向かって進展している。一方で、センサデバイスが活用できる場面はデータが人々にとって一定以上の価値を持つ場合に限られており、ビジネス化して継続運用できるような IoT の活用法は限られている。

このような状況の中では、設置したセンサデバイスの測定データをリアルタイムに公開し、必要な人が必要な時に利用できる形で流通させることができれば、センサデバイスを設置するためのビジネスにおける敷居は大きく下がると予想される。さらには、個人がセンサデバイスを設置して継続的に管理して、生成されるデータを販売するような個人ビジネスが発生する可能性もある。しかし、リアルタイムに生成される IoT データをこのように販売するためには、セキュリティやプライバシー等の問題だけでなく、まずは IoT データが経済的に流通できる仕組みを構築することが必要である。

IoT の経済流通における問題の一つは、価格決定方法である。IoT データには、伝統的な市場経済における需要と供給の関係による価格決定モデルを適用することができな

い。この種の価格決定モデルでは、需要曲線と供給曲線が定義され、そのバランスがとれる価格で商取引がなされると仮定するが、これらの需要曲線と供給曲線は、商品の流通数量（或いは在庫数量）に対して価格が決定されるモデルであり、自由にコピー可能なデータには適用できないからである。デジタル製品をオンライン上で販売し、価格をこの種の需給関係に基づいて決定している例はオンラインゲーム中のアイテムの販売等に見られるが、ここではゲームの主催者がアイテムの流通数量を制御することで価格を制御しており [1]、このような流通制御ができない（適切ではない）IoT データに対しては適用できない。自由にコピーできるデータ財に対してこの種の市場経済原理を導入できれば良いが、それは無限に在庫がある商品販売することに相当する。この場合には、一般には競合する商品の販売者間で価格競争が発生し、販売価格が限りなくゼロに近づくことになる。

IoT データのマーケットデザイン、或いは価格決定方法については、これまでに数多くの貢献がある [2][3][4][5]。古典的な経済原理に近い方法として、Oh らは、IoT のデータ取引において、消費者の需要関数 (Willing-to-buy function) とサービス提供者の供給関数 (Willing-to-sell function) を現実のデータに基づいて定義し、そのバランスポイントを数理的に求めることで適正な価格を導出する方法を提案した [6]。しかし、現実の IoT データ取引においては、需要関数や供給関数を知ることは困難であることや、無制限にコピーできるデータ販売においては供給関数の定義が困難である等の課題がある。

Gupta らは、データ購入者の購入希望に対して、IoT セ

¹ 和歌山大学システム工学部/JST さきがけ
Wakayama University, 930 Sakaedani, 640-8510, Japan
^{a)} tac@wakayama-u.ac.jp

ンサのバッテリー残量を考慮した最適な選択によりデータ販売者とマッチングし、そのためのバッテリー消費量に見合った価格で販売する IoT データ流通モデルを提案した [7]。本アプローチは、バッテリー残量等の限られたリソースにより従来の古典経済理論の在庫の役割を担わせる狙いがあるが、実際には、固定デバイスが生み出す IoT センサは電源に接続されるか、太陽光パネルのようなエナジーハーベスティングデバイスに接続されることで連続稼働できるようになると考えられ、そのような制約は現実的ではない。

一方、IoT の価格決定法として、ゲーム理論に基づいた方法が数多く提案されている。Liu らは Stackelberg 競争に基づいた価格決定モデルを提案しているが [8]、Stackelberg 競争のように価格決定を主導する主体を想定できる状況は、本研究で考えるような IoT データを個人からも発信できる状況にはそぐわない。Li らは双方向オークション (double-sided auction) に基づいて計算リソース取引を扱う枠組みを提案した [9]。しかし、オークションに基づいた方法は手続きに時間がかかるため、多数の販売者のデータをまとめて購入するような IoT データには適用できない。

本研究では、IoT データを地図上に重畳できるようなサービス (混雑度マップや騒音マップ等) を例として想定し、固定設置されたセンサデバイスから生成される IoT データを経済流通させる仕組みについて検討する。提案モデルでは、消費者は IoT データの集合をサービスとして購入する際に、需要関数に基づいてサービスを購入するか否かを決定すると仮定し、購入サービスの品質に対して、購入確率が定まる。このような場合には、競合する IoT データを提供する販売者間で価格競争が起き、IoT データの価格が限りなくゼロに近づくと考えられるが、本研究ではこの問題を、プラットフォームが販売を仲介し、価格決定を委託されることで解決する。プラットフォームは、価格競争を抑えつつも、消費者のニーズに合わせて販売者の利益を最大化する方向で価格を決定する。本モデルにより、需要関数のみに基づいた価格決定にも関わらず、価格競争の起こらない価格決定の仕組みが実現される可能性を示す。

本稿の構成を以下に示す。2 章では、本研究で想定する経済流通モデルを説明し、本モデルに登場するデータ販売者、消費者、プラットフォームそれぞれの役割と、データの価格決定や販売の仕組みを明確にする。3 章では、消費者がサービスを購入する際に、要求に応じて購入センサ集合を最適選択するアルゴリズムを説明する。4 章では、各センサの価格決定の仕組みについて説明する。5 章では、シミュレーションによる提案手法の評価結果を述べる。最後に、6 章で本稿の結果をまとめる。

2. 提案する経済流通モデル

提案モデルは、データの販売者 (Seller)、消費者 (Buyer)、プラットフォームの 3 者から構成される。各消費者

$b(b = 1, 2, \dots, |B|)$ は、自分が監視したい領域を持ち、その領域を被覆できるように複数の監視点 $w_i^b(i = 1, 2, \dots, |I_b|)$ を決める。各販売者は二次元領域にセンサを設置する。簡単のため、各販売者が設置するセンサは 1 つであると仮定し、設置されたセンサを $s_j(j = 1, 2, \dots, |J|)$ で表す。センサ s の設置位置を中心とした半径 D の範囲に監視点 w があるとき、 s は w を被覆する。各センサは一定時間毎にセンシングを行い、測定値の系列を生成する。これらの測定値はプラットフォームに集約される。各センサ s_j には非負実数で表される品質 $q_j(> 0)$ が定義され、プラットフォームは測定値の系列を分析することで全てのセンサの品質を知ることができる。プラットフォームは、各センサの品質や消費者からの需要、購入実績を基に、各センサの測定値の価格 p_j を決定する。

各消費者 b の要求は、品質が T_b 以上であるようなセンサの集合で、 b の観測点全てを被覆するようなセンサ集合の観測値データを購入することである。消費者 b は任意の時刻に、プラットフォームに対して見積依頼を行う。プラットフォームは各センサの品質と価格を知っており、自動的に最適なセンサ集合を計算して、消費者 b に価格を提示する。ここで最適なセンサ集合とは、 b の観測点全てを被覆する条件の下で、購入価格の合計が最小のセンサ集合である。消費者 b は提示された価格に対して、このセンサ集合の測定値データを購入するかどうかを決定する。この決定は需要関数に基づいて行うものとする。需要関数は要求品質とセンサ 1 つあたりの価格を入力として、購入確率を出力する関数であり、詳細は 4 章に譲る。需要関数は、各センサのデータ種別毎に異なる関数であり、そのデータ種別の価格の相場感を形成する。従って、プラットフォームは需要関数を予め知ることができない。プラットフォームは、消費者に提示した見積金額と購入の実績に基づいて需要関数を推定し、各センサの価格を調整する。

このように、提案モデルにおいては任意の時刻に消費者がデータを購入し、その実績に基づいて価格が調整される。価格は販売者が決定するのではなく、プラットフォームが販売者から委託される形をとる。従って、プラットフォームは、販売者の利益が向上するように価格を制御する責任を負う。販売者の利益は、消費者の (需要関数に従った) 購入確率が高く、また販売価格が高いほど上がる。しかし両者は互いにトレードオフの関係にあるため、利益を最大化するバランス点に価格を調整することが求められる。一方で、同じ観測点を被覆し、同程度の品質を持つセンサは競合関係にあり、互いに相手よりも安い価格を提示すれば利益が上がる。このため、一般には、販売者自身に価格決定を委ねると価格競争が起こり、価格が低く収束していくことで双方ともに利益を損なう。提案モデルでは、販売者の利益を最大化するためにプラットフォームが価格決定を委託され、価格競争を抑え、双方に同等の利益を配分する

ように価格調整を行う。このように、プラットフォームが価格制御をすることにより、ユーザの需要関数に応じた価格設定を行うと同時に、価格競争を抑えることを目指す。

消費者の観点からは、相場感に合致した適性な価格でデータを購入できれば良い。ここで消費者は、自分で対外サービスを構成し、サブスクリプション等の方式で課金をするような事業者を含む。このような事業者はサービスを維持するために、継続的に最新の測定値を購入すると考えられる。同じ事業者が複数回の見積依頼と購入を繰り返すことで、各事業者の相場感が把握され、価格をうまくバランス点に調整することが可能になる。本研究では、この相場感は事業者固有のものではなく、消費者全体にわたって共有されていると仮定し、センサの種別と品質に依存して購入確率が変わると仮定する。

市場（プラットフォーム）の観点からは、データ流通における販売金額の総量が最大化されることが望ましい。これは、販売者の利益を最大化することとある程度一致すると考えられる。一方で、グローバル市場でよく見られるように、最も安い価格で販売した販売者に売上が極度に集中する現象が起これと、多くの販売者にとっては市場への参入意欲が失われるため、市場の縮退を招く。市場にとっては、多くの販売者に利益を広く配分し、参入者が増えるように導くことが望ましい。このために、センサの品質に応じた適切な価格設定を行い、消費者の品質要求に応じた購入センサの選定ができると良い。消費者毎に品質要求を満たす最低価格のセンサがプラットフォームから推薦されることで、消費者の品質要求が分散していれば購入されるセンサも分散するため、多くの販売者が広く利益を得ることにつながる。

3. センサ集合最適選択法

プラットフォームが消費者の見積依頼を受けると、消費者の要求品質と観測点に応じて最適なセンサ集合を選定する。具体的には、消費者の要求品質を満たし、全ての観測点をカバーするセンサ集合の中で、価格の合計が最も小さいものを求める。本研究では、この最適化問題を混合整数線形計画問題（MILP: Mixed Integer and Linear Problem）として定式化して解く。

決定変数として、プラットフォームがセンサ s_j を選択するか否かを表すバイナリ変数 x_j^b を定義する。センサ s_j が消費者 b への見積書に含まれる場合に 1 と、含まれない場合に 0 とする。また、 c_{ij}^b をセンサ s_j が消費者 b の観測点 w_i^b を被覆しているかどうかを表す値とし、被覆している場合には 1、被覆していない場合には 0 とする。このとき、定式化された MILP 問題は次のようになる。

$$\text{Minimize} : \sum_{j \in J} p_j x_j^b \quad (1)$$

Subject to:

$$\sum_{j \in J} c_{ij}^b x_j^b \geq 1 \quad (\text{for each } i \in I_b) \quad (2)$$

$$M(1 - x_j^b) - q_j x_j^b \geq T_b \quad (\text{for each } j) \quad (3)$$

式 1 は最適化項であり、選択したセンサの購入価格の合計金額を最小化する。式 2 は観測点の被覆条件を表す制約であり、選択したセンサのみで全ての観測点 $i \in I_b$ を被覆している場合に限り満たされる。式 3 は選択された全てのセンサが消費者 b の要求品質 T_b よりも高い品質を持つことを保証する制約である。十分に大きい定数 M を導入することにより、 $x_j^b = 0$ 、つまりセンサ s_j が選択されていない場合には常に満たされ、選択されている場合にはセンサ s_j の品質 q_j が T_b よりも大きい場合に限り満たされる。

4. 需要関数の設計

消費者の需要関数は、センサの品質とセンサ 1 個あたり単価に対して、消費者の購入確率が定まるような関数として定義する。需要関数として、文献 [6] の定義を用いることにする。文献 [6] の需要関数は、次のように価格 p に対する購入確率で定義され、市場のデータによって裏づけられていると述べられている。

Willing-to-buy function:

$$f(p) = \exp(p/Q) \quad (4)$$

ここで Q は関数の曲率を決める定数である。

本研究ではこれを改変して、センサの品質を考慮に入れる。センサの品質が与えられた場合には、消費者は品質に見合った金額までであれば高確率で購入をし、それを超えると相場感に依存して購入確率が急激に下がると考えられる。これを反映して、提案モデルの需要関数は、与えられた価格 p と品質 q に対して、次の式によって定義する。

$$f(p, q) = \exp((p - \text{base}(q))/Q) \quad (5)$$

ここで $\text{base}(q)$ は、品質 q に対して 100% の確率で購入する価格を表す。この関数は図 4 のような曲線となる。本曲線は $\text{base}(q) = 50$ とした場合の曲線であり、横軸である価格が 50 までは購入確率が 100% であり、それ以降は Q の値に依存したカーブで下降する。 q の値が大きくなるほど $\text{base}(q)$ が大きくなるように関数を設定することで、品質が高いほど価格が上がるようにできる。評価のところで述べる通り、本研究では、 $\text{base}(q) = 50 + vq$ 、 $Q = 50$ の設定でシミュレーションを実施した。ここで v は品質あたりの価値を表し、本研究では $v = 5$ とした。

5. 価格決定法

5.1 基本戦略

先述の通り、各センサの価格はプラットフォームが販売

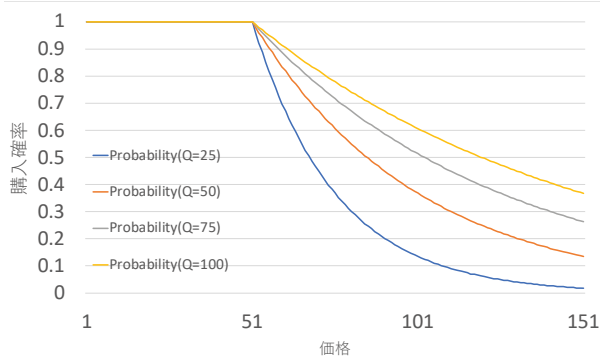


図 1 需要関数 (Willing-to-buy Function)

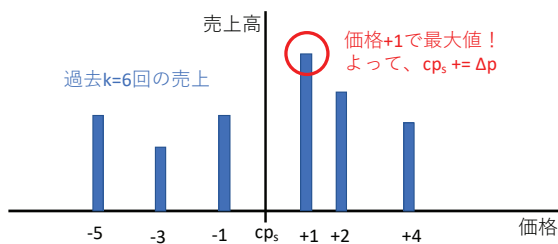


図 2 価格調整の基本戦略

者から委託されて決定する。販売者はプラットフォームを信頼して価格決定を託すのであるから、販売者の利益を考慮した適切な価格決定をすることが求められる。このために、プラットフォームは定められたアルゴリズムに従って、プラットフォーム内で自由競争を模擬することにより価格決定を行う。しかし一般に、自由競争下では競合商品間で価格競争が発生し、最終的には価格がゼロに収束することが知られている。また、本研究のモデルにおいては、低品質の需要（消費者）に引かれることで、品質に対して不当に低い価格に低下する問題もある。提案手法では、プラットフォーム内で自由競争を模倣させることにより、自由競争による適正価格への収束をさせると同時に、価格競争等の問題を解決する仕組みを組み込むことを試みる。

提案手法では、まず初期値を適当に決定しておき、その後は一定時間間隔で販売実績を参照して価格を微調整することを繰り返す。プラットフォームは消費者の需要関数を知ることができないため、センサの価格を変動させ、その販売実績の変化を観察することで、適切な価格を探索する。具体的には、各センサ s_j の価格を中心価格 cp_j を平均とした正規分布 $N(cp_j, \sigma)$ に従ってランダムに設定して販売することを繰り返し、一定量の販売実績が蓄積された時点で価格を調整する。価格の調整は、試行した各価格の総売上が最も高い価格 p_{tmp} を求め、 p_{tmp} が cp_j よりも大きければ cp_j を Δp だけ増加し、逆に p_{tmp} が cp_j よりも小さければ cp_j を Δp だけ減じる。

図 5.1 に価格調整の基本戦略のイメージを示す。この例では、 cp_j を中心とした 6 回の価格設定を行い、売上高を

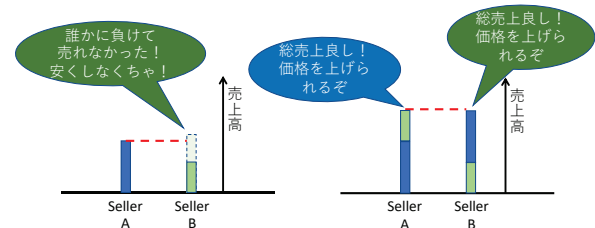


図 3 価格競争の回避

観察した。その結果、価格が $cp_j + 1$ の時に売上が最大になったため、 cp_j を Δp だけ増加させた。逆に、価格を cp_j よりも減じた場合に売上が最大になった場合には、 cp_j を Δp だけ減じる。この操作を繰り返すことで、各販売者の利益を最大化する価格への収束が期待される。

5.2 価格競争の回避

上記の基本戦略は、各販売者の売上高を最大化する価格を探索するが、競合センサ（設置位置が近接しており、品質も近いセンサ）がいる場合には、相手よりも安い価格を提示した場合に最も売上が上がるため、価格競争により価格がゼロに収束する現象が起こる。この価格競争問題を避けるために、本研究では、競合センサと合わせた総売上額を用いて基本戦略の価格調整を行うことで、価格競争を回避した価格調整を行う。

図 5.2 に、価格競争を回避するアイデアを示す。左図では、販売者 B の売上が下がっているが、これは販売者 A のセンサの価格の方が低いからであると考えられる。これを受けて販売者 B は価格を下げ、A の売上を奪おうとするが、そうすると今度は A の売上が下がり、同様に A も価格を下げることになる。基本戦略を用いるとこのような競争動作が起こる。

一方で、右図がこの問題の解決方法を示す。ここでは、基本戦略において、A（または B）だけの売上額に基づいて価格調整をするのではなく、競合センサである B（または A）の売上額を合算する。その結果、A と B の顧客が同じ消費者集合なのであれば、彼ら全体からの売上に基づいて価格を調整できるため、彼らの需要関数に基づいた最適な価格設定が可能である。

市場として見た場合には、このように競合センサ同士の協力関係に基づいて最適な価格設定をして、市場全体の取引額を増大させることは望ましい。競合センサ同士は、顧客を仲良く分け合う形で売上を分割することになる。価格調整をプラットフォームが定められたアルゴリズムに基づいて実施することで、どちらかのセンサが不当に価格を下げて競合相手を出し抜くこともなく、両者が不当な協力で価格を釣り上げるデジタルカルテルのような現象も避けられると考えられる。

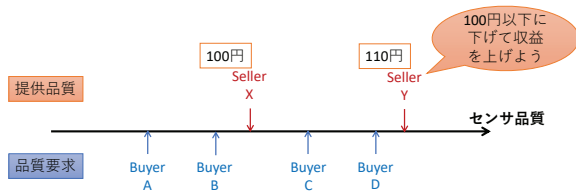


図 4 低品質需要追従問題

5.3 低品質需要の追従問題

先述した基本戦略には、もう一つ本質的な問題がある。近隣に 2 つのセンサ X と Y があり、センサ X の品質がセンサ Y の品質よりも低いと仮定する。この場合には、センサ X の方が Y よりも安価で取引されるような相場感が形成され、需要関数もセンサ X の方が安価で売れやすい関数で表現されると考えられる。しかし、基本戦略に価格競争回避の仕組みを入れただけでは、センサ Y の価格が大幅に下がり、センサ X の売上を奪う結果となる。図 5.3 に具体例を示す。センサ X と Y の現在の価格は、それぞれ 100 と 110 である。このとき、消費者 A と B はセンサ X の品質で要求を満足するので価格 100 でセンサ X を購入し、消費者 C と D はセンサ Y の品質が必要であるので、価格 110 でセンサ Y を購入すれば、それぞれ品質に応じた適切な価格で取引ができ、顧客を分け合い共存できる。しかし、この後はセンサ Y が価格を下げ、消費者 A と B を奪うように価格が推移する。市場の視点で見ると、X と Y がそれぞれの顧客を持ち、品質に応じた価格で取引される方が、総取引額の面でも、売上高の分配の面でも好ましい。なお、X と Y を競合センサと考えれば良い、と考えるかもしれないが、それはできない。X の潜在顧客は A と B である一方、Y の潜在顧客は A と B, C, D であり、異なるからである。

この低品質需要追従問題の解決方法として、各センサが対象とする消費者集合を限定する方法をとる。再び図 5.3 を見て欲しい。センサ Y は、消費者 A, B, C, D の全てに販売するための価格設定をするのではなく、例えば消費者 C と D のみに対象を絞った価格設定をすれば、低品質需要追従問題は発生せず、より高い価格で販売するためセンサ Y の売上も改善する可能性がある。各センサが自分の利益を最大化するように対象とする消費者を絞ることで、センサ同士の競争原理を維持しながら、各センサの売上を最適化する価格設定が可能になる。

5.4 競合センサの定義

本節では、価格競争を回避するために、競合センサの定義をする。提案モデルにおいては、競合する次元が 2 種類存在することに注意する。つまり、位置と価格である。位置の競合とは、2 つ以上のセンサが違いに近隣に位置しており、同じ観測点をカバーできる状況である。価格の競合

とは、2 つ以上のセンサがほぼ同じ価格で販売される状況である。位置と品質、価格の全ての競合が発生するとき、それらの競合センサは、同じ顧客集合を共有する。

まず、位置の競合を定義する。本稿では、2 つのセンサ s_{j1} と s_{j2} が位置競合するとは、両方のセンサが被覆できる共通の観測点が存在することであると定義する。つまり、観測点 w が存在し、センサ s_{j1} と s_{j2} がともに w を被覆するとき、 s_{j1} と s_{j2} は位置競合する。従って、位置の競合は、競合する (1) と競合しない (0) の 2 値により表現される。この定義に基づいて、センサ s_j の、位置的な競合センサの数を g_j で表す。

次に、価格の競合を定義する。価格の競合は、2 つのセンサ s_{j1} と s_{j2} の販売価格が近いほど競合する度合いが高いと考え、競合度として定義する。競合度は、シグモイド関数を利用した曲線により定義することで、競合する価格差のしきい値を設定すると同時に、なめらかな競合度の変化を実現した。センサ s_{j1} と s_{j2} の販売価格の差を $diff$ とするとき、価格の競合度は、次のように定義される。ここで G はシグモイド関数の拡大度合を表し、値が大きいくほど急激に値が変化する。

$$g(diff) = \frac{1}{1 + \exp(-5(\frac{T-diff}{G}))} \quad (6)$$

ここで、 G は sigmoid 関数の gain 値であり、この値によって曲線の傾きを変更できる。 T は値を 1 から 0 に変化させるしきい値である。価格の競合度を図 5.4 に図示する。図 5.4(a) は G の値を変動させた場合を、(b) は T の値を変動させた場合を示す。

本研究では、位置と価格の両方が競合関係にある場合に、それら 2 センサは競合すると見做す。詳しくは後述するが、競合センサの売上も自分の売上に加え、競合センサ全体の売上額を各センサの総売上額と見做して価格調整することで、価格競争を回避する。

5.5 対象消費者の限定

各センサが対象消費者を限定することにより、低品質需要追従問題を解消する手法を述べる。センサ s_j が、自分の品質 q_j に対して大幅に要求品質が低い消費者 b を潜在的な顧客として見込まないようにすることで、販売価格を一定の高い水準に維持する。センサの品質より要求品質が高い消費者は潜在的な顧客になり得ないため、対象消費者 b の条件は $c_j \leq T_b \leq q_j$ である。ここで c_j はセンサ s_j のカットオフ品質であり、要求品質がこの値以下の消費者を潜在的な顧客と見なさない。

この条件に合致する消費者にデータを販売するために、品質 c_j に見合った価格設定をすることになる。先述の通り、我々のモデルでは品質に依存した購買意思関数が設定されており、品質が高ければ高い価格でも購入されやすい

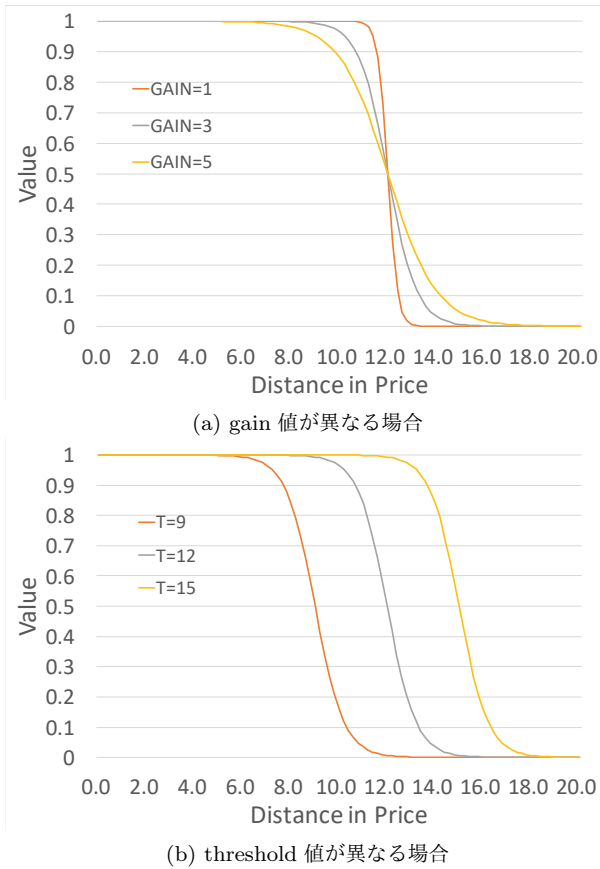


図 5 価格の競合度

性質がある。(この性質は実際の市場でも成り立つと考えられる。) カットオフ品質を c_j に設定する場合には、要求品質が c_j 以上である対象消費者全てに対して、同じ価格 $p_j(c_j)$ でデータを販売する。価格を最適化するために、販売利益が最大になるカットオフ品質 $\hat{c}_j$ を求め、この値にカットオフ品質を近づけていく。

カットオフ品質を c_j とした場合のセンサ s_j の総売上高の計算は、センサ s_j がカバーする各観測点の期待売上高の合計として求める。各観測点の期待売上高は、その観測点が属する消費者の要求品質に依存して決まる期待価格を、その観測点をカバーするセンサ数で割ることで求める。具体的には、観測点 w_i^b をカバーするセンサ集合を J_i^b とおくと、次の式により求める。

$$sales(w_i^b) = \sum_{s_j \in J_i^b} \frac{p_j(c_j)}{|J_i^b|} \quad (7)$$

ここで $p_j(c_j)$ は、現在のセンサ s_j の価格 p_j が品質 q_j に見合ったものであると考えて、カットオフ品質に対する価格を推定した期待価格である。具体的には、品質と価格が線形の関係にあるとして、次のように定義する。ここで v は品質あたりの価格を表し、本研究では $v = 5$ とした。

$$p_j(c_j) = p_j - v(q_j - c_j) \quad (8)$$

上記より、カットオフ品質を c_j とした場合のセンサ s_j

の総売上高は、センサ s_j がカバーする全観測点の期待価格の合計として、以下の式により求められる。

$$sales_{total}(c_j) = \sum_{w_i^b \in I_j} sales(w_i^b) \quad (9)$$

ここで I_j は、センサ s_j がカバーする観測点の集合である。このとき、センサ s_j の最適カットオフ品質 $\hat{c}_j$ は、以下の式で求められる。なお、 $B_j(c_j)$ はカットオフ品質を c_j に設定した場合のセンサ s_j の対象消費者の集合である。

$$\hat{c}_j = \arg \max_{T_b, (b \in B_j)} sales_{total}(T_b). \quad (10)$$

6. 総売上高の集計アルゴリズム

最後に、総売上高の集計アルゴリズムを述べ、価格調整アルゴリズムの記述を完了する。先述の通り、提案モデルの基本戦略では、各センサ s_j に対して正規分布に従って様々な価格を試行し、その総売上高を求め、一定数の試行の中で総売上高が最も高い価格に近づくように中心価格 cp_j を Δp だけ変化させる。本研究では簡単のために、全ての消費者は同一の周期でデータを購入すると仮定する。即ち、購入周期を 1 ターン、2 ターン、3 ターン、というように数えることができる。各ターンで一斉に見積依頼があり、プラットフォームは各消費者にセンサ集合と価格を提示し、消費者は、個々の需要関数に基づいて購買するか否かを決める。この時の購買実績に基づいて、各センサの総売上高が求まる。また、各ターンの終了時に、過去 k ターンの総売上高に基づいて各センサの価格を調整し、それぞれ Δp だけ増減する。同時に、各ターンの終了時に、先述の方法を用いて各センサの最適カットオフ品質 $\hat{c}_j$ を計算し、その値に近づくように c_j の値を Δc だけ増減する。

センサ s_j の総売上高 S_j は、センサ間の競合関係に基づいて、下記のように決定される。

1. S_j に、センサ s_j の売上高を代入する。
2. センサ $s_{j'}$ の測定値を消費者 b が購入した価格を $p_{j'}$ とおく。
3. センサ s_j と位置競合するセンサの集合 L を求める。
4. L に含まれるセンサ j' と消費者 b の全ての組み合わせに対して、 S_j に $p_{j'}^b \times g(p_j, p_{j'}) \times w(q_j, T_b)$ を加える。

7. 評価

7.1 評価方法

評価はシミュレーションにより行なった。上記の仕組みを実装したシミュレータを C 言語で自作した。プラットフォームが見積依頼に対して最適な購入センサを選択する部分は、混合整数線形計画問題を解くことができるソルバ CPLEX[10] を用いた。

対象領域として 1000×1000 km の正方形領域を想定し、センサや観測所をランダムな座標に配置する。センサが観

表 1 本評価のパラメータ値一覧

変数名	値
領域の大きさ	1000×1000 km
センサ数 (J)	200
消費者数 (B)	50
観測点数 (I)	20
センサの被覆可能距離 (D)	300 m
価格変動幅 (Δp)	1
需要関数の Q	50
需要関数の $\text{base}(q)$	$50 + 5q$
価格変動の標準偏差 σ	2.0
センサ品質の平均 μ_s	12.0
センサ品質の標準偏差 σ_s	2.0
消費者の要求品質の平均 μ_b	10.0
消費者の要求品質の標準偏差 σ_b	2.0
カットオフ品質における品質あたりの期待価格 v	5.0

測所を被覆できる距離 D は 300 m とした。このようにして、基礎評価に地理的要素を加えたシミュレーション実験を行う。センサの品質は平均 $\mu_s = 12.0$ 、標準偏差 $\sigma_s = 2.0$ の正規分布に従うようにランダム生成した。顧客の要求品質も同様に平均 $\mu_b = 10.0$ 、標準偏差 $\sigma_b = 2.0$ の正規分布に従うようにランダム生成した。表 1 にシミュレーションのパラメータ値一覧を示す。

シミュレーション結果を図 6-10 に示す。図 6 は小規模試行と同様に価格の推移を示す。2000 ターン分の結果を表示しているが、300 ターン程度で概ね収束することがわかる。価格は概ね 90 円から 120 円の間に分布しているが、この価格は競合がない場合にセンサが収束する価格より少し低い。図 7 は 2000 ターン終了後の品質と価格の関係を示す散布図である。先述のとおり価格は少し低めであるが、品質と価格には相応の関係があることがわかる。もちろん、品質と価格の相関はセンサの位置をランダムに定め、各センサの周囲には一定数の競合センサが存在するために生じたことであり、もし競合センサが存在しない場合には、そのセンサの売上は増加することになる。図 8 は各ターンにおける消費者の購入決断割合である。概ね 9 割超の割合で消費者はプラットフォームに提示されたデータセットを提示価格で購入しており、提示価格は消費者が想定する価格に対して低めであったことがわかる。つまり、本研究で想定した購入意思関数に照らすと、9 割超の割合で購入するような価格が提示されていたことを示している。提案手法による提示価格は、消費者全体にとっては比較的受け入れ易い価格であり、多くの消費者に購入してもらえる価格への収束が実現できていることがわかる。

図 9 は、ターン毎の各センサの売上高の合計を示す。総売上高も最終的に収束し、安定しており、データ市場としては理想的な結果である。図 10 は、最終 50 ターンにおける各センサの売上平均額を示す。センサ毎に売上額には差があり、位置や品質をランダムに決定したにもかかわらず、

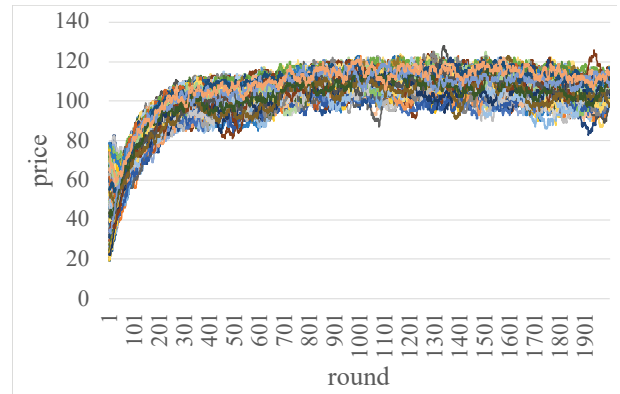


図 6 価格推移

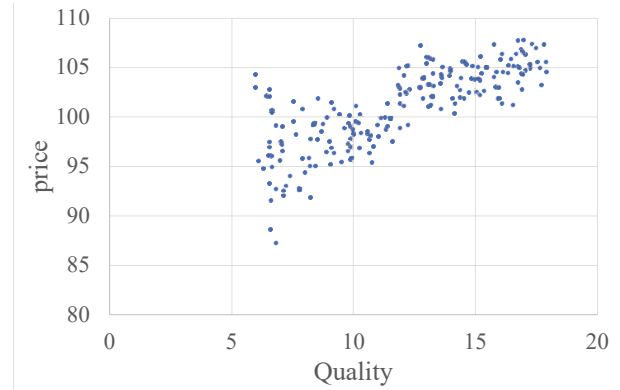


図 7 品質と価格の相関

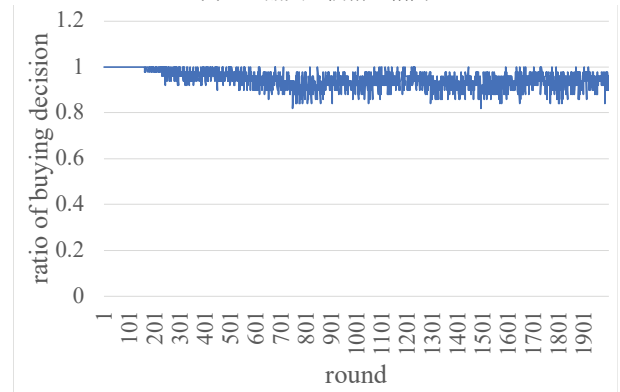


図 8 購入決定割合

市場のニーズに応じた位置や品質であるかによって売上額には差異があることがわかる。一方で、どのセンサも相応に売り上げがあり、全く売れていないわけではない。これは、ニーズが低いセンサは値段を下げることによって競争の中でも販売ができており、売り上げが特定のセンサに偏ることなく、多数のセンサに広く利益が分配されており、市場として成立していることを示している。

8. おわりに

本研究では、IoT データを経済流通させるための価格競争が起きない価格決定手法について検討した。IoT データは無限に複製可能なデータであることから、需要関数のみに基づいた価格決定手法を設計した。需要関数のみに基づ

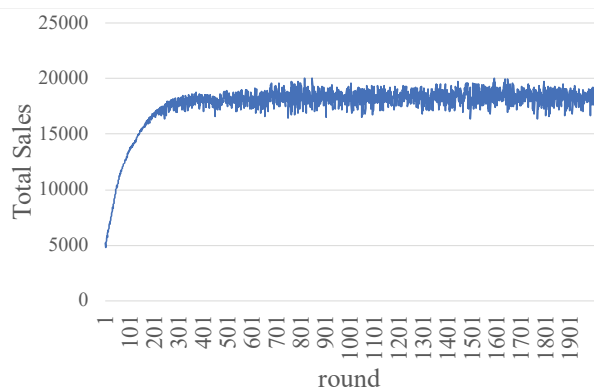


図 9 売上総額

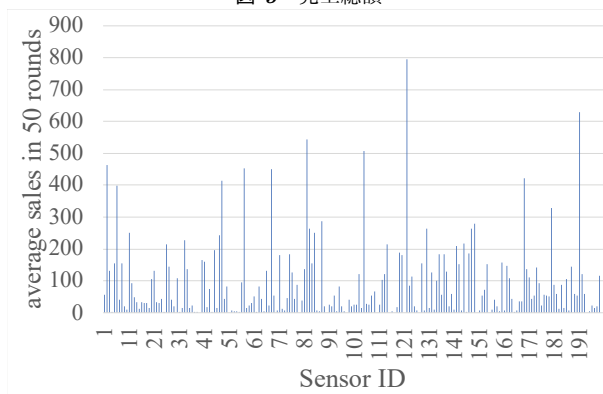


図 10 売上分散

いて価格決定をする場合には、一般に、競合する販売者が価格競争をすることで不当に価格が低下し、販売者の利益が出ないために、市場として成立しない問題がある。

本研究では、これに対して、プラットフォーム側が価格決定を請負い、競合相手の売上も加味した価格調整をすることで、消費者の需要関数に追従した妥当な価格を維持し、販売者の利益を確保する。また、品質が高いセンサが不当に低い価格をつけて低い品質で良い消費者のニーズも奪う低品質需要追従問題を解決するための方法も設計に加えた。

シミュレーション評価により、価格競争と低品質需要追従問題が発生せず、消費者の購買率が高い妥当な価格に収束し、売上も複数のセンサに分散して、誰もが適切な価格で取引できるデータ市場を実現することができた。

謝辞 本研究は、JST，さきがけ，JPMJPR1939 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] ヴィリ レードンヴィルタ, エドワード カストロノヴァ, 仮想経済のビジネスデザイン, 出版社: サイゾー, 2020.
- [2] Luong, N.C., Hoang, D.T., Wang, P., Niyato, D., Kim, D.I. and Han, Z., 2016. Data collection and wireless communication in Internet of Things (IoT) using economic analysis and pricing models: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 18(4), pp.2546-2590, 2016.
- [3] W. Mao, Z. Zheng, F. Wu, Pricing for Revenue Maximization in IoT Data Markets: An Information Design Perspective, In *Proc. INFOCOM2019*, 2019.

- [4] M.A. Alsheikh, D.T. Hoang, D. Niyato, D. Leong, P. Wang, and Z. Han, Optimal Pricing of Internet of Things: A Machine Learning Approach, *arXiv:2002.05929*, 2020.
- [5] I.H. Chuang, et al., TIDES: A Trust-aware IoT Data Economic System with Blockchain-Enabled Multi-access Edge Computing, *IEEE Access*, 2020.
- [6] Oh, Hyeontaek, Sangdon Park, Gyu Myoung Lee, Hwanjo Heo, and Jun Kyun Choi. "Personal data trading scheme for data brokers in IoT data marketplaces." *IEEE Access* 7 (2019): 40120-40132.
- [7] P. Gupta, V. Dedeoglu, K. Najeebullah, S.S. Kanhere, R. Jurdak, Energy-aware Demand Selection and Allocation for Real-time IoT Data Trading, *IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP2020)*, 2020.
- [8] K. Liu, X. Qiu, W. Chen, X. Chen, and Z. Zheng, Optimal Pricing Mechanism for Data Market in Blockchain-Enhanced Internet of Things, *IEEE Internet Things Journal*, Vol.6, No.6, pp.9748-9761, 2019.
- [9] Z. Li, et al: *Computing Resource Trading for Edge-cloud-assisted Internet of Things*, *IEEE Trans. Industrial Informatics* (2019).
- [10] CPLEX Optimizer (IBM), <https://www.ibm.com/jp-ja/analytics/cplex-optimizer>.