

農産物流通における出荷前需給マッチングのための供給データ推定方法の評価 Evaluation of Supply Data Estimation Methods for Pre-Shipment Demand-Supply Matching in Agricultural Product Distribution

磯田 暁[†] 引地 孝文[†] 平野 泰宏[†] 神谷 正人[†]
Akira Isoda Takafumi Hikichi Yasuhiro Hirano Masato Kamiya

1. 背景

1.1 国内の農産物の流通構造

日本国内の農産物流通は図 1 に示すように、大きく市場内流通と市場外流通に分かれ、主な市場内流通では、産地で収穫された農産物を出荷団体が集約し、各卸売市場にある卸会社へと出荷される[1]。卸売市場では、卸会社と仲卸会社の取引によって、農産物が卸会社から仲卸会社へと渡り、各小売店や問屋などに配送される。

市場内流通の利点は、様々な産地の農産物を集めて実需者のニーズに応じた迅速な供給ができることや、農産物の相場価格形成による価格の安定化ができるといった点である[2]。また各産地の立場からは、契約が決まったものに関しては必ず引き取ってもらえるため、安定した出荷が見込めることも利点である。特に国産農産物では、水産物や食肉などその他の食料生鮮品流通に比べても、市場内流通量が占める割合が多く、全流通量のうち重量ベースで約 8 割であり、国内の主要な流通経路である[1]。図 2 は国内卸売市場の経由率の推移を示しているが、2,000 年代初頭に比べ卸売市場を経由する物量は減少傾向ではあるが、依然として高い比率を維持している。

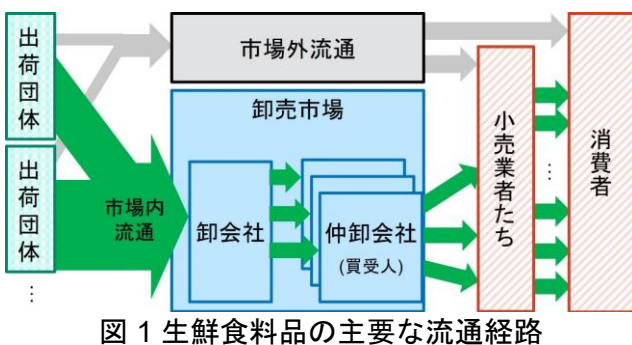


図 1 生鮮食料品の主要な流通経路

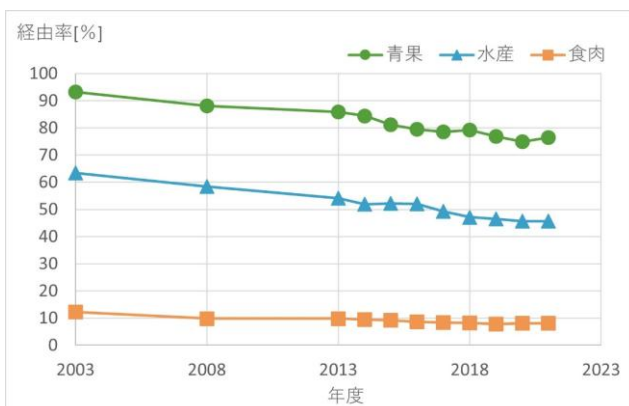


図 2 卸売市場経由率の推移(重量ベース、推計)

1.2 卸売市場における取引方法と抱える問題

市場内流通では、卸売業者と買手が 1 対 1 で個別に行う相対取引と呼ばれる取引形態が主流となっていて、図 3 に示すように、事前に大まかな交渉は行われるものの、最終的な決定は取引前日に入ってきた情報に基づいて調整されることが多い[3]。この時、買手から、農産物の品目と数量だけでなく、等級、階級、量目、梱包形態など様々な属性情報に基づいた調整を行うことが多い。

農産物のような生鮮品の特性上、出荷者は当日の収穫までの程度の階級、等級のものがどのくらい出荷できるか正確に判明しないため、直前までこれらの属性情報がわからず、供給過多や供給不足状態になることが多い。供給過多となった場合、卸売市場では買手などに対して多めに買い取ってもらうことや、安値販売を行うことが多い。一方で、供給不足となった場合は、別市場や別産地から注文に対する不足分の買付を追加で行う必要が出るため、供給不足が見込まれると判明した後に、各社への交渉、調達準備、配車など様々な対応の稼働とコスト負担がかかる。このため、供給過多よりも供給不足状態を避けた方が良いと考える。また、取引先からの注文としてこれら属性情報の一部を指定して注文するケースもあり、いかに早い段階で供給の過不足状況を把握できるかによって、取引への影響を抑えることができると考えている。

このような問題を解決するために、我々は供給データを過去の出荷実績情報と、産地における作付時期、品目特性を考慮して、近い将来における属性情報を含む供給量を予測する推定方法を提案する。本稿では、供給データ推定技術の提案と、その評価を行う。

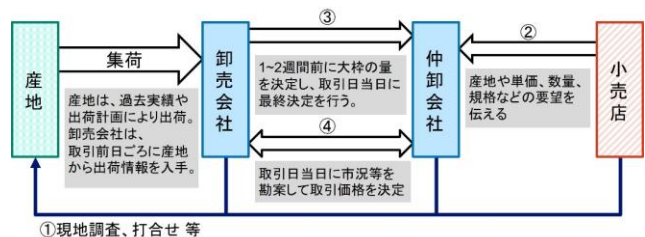


図 3 相対取引の流れ

2. 供給データ推定技術に求められる要件

前述の問題では、より将来の取引日になればなるほど詳細な属性情報が不明瞭、もしくは把握できない状況になるが、予測できる期間に関しては、ある程度範囲が絞られる。例えば 2 週間程度先までの取引に関しては、おおよその数量や、時期の情報がでてくる状況であり、それ以上先の取引に関しては定期的な入荷を除いてほぼ決まることが多い[3]。例えば表 1 に示したように、産地と品目のみで、具体的な出荷量などが提示されていない状態で

ある。また、取引日・取引日前日ごろに関しては、産地から卸売市場へ数日かけて輸送されてくることが多いため、この時点で出荷済の農産物の詳細な情報がわかっている可能性が高い。表1に示す通り、産地だけでなく、選果場など詳細な情報も含んでいることがあるうえ、農産物の品種名、梱包形態や入荷日などもわかる。

ただし、産地から卸売市場への配送用トラックは運送会社への予約など諸手続きのタイムラグが数日あると想定されるため、取引日前日よりさらに数日前以前に供給量を把握することによって、産地側の負担と卸売市場側の負担を軽減し、効率的な供給が実現できると考えられる。このため、遅くとも1週間程度以前の取引に関連した供給情報の、詳細な属性が把握できれば良いと考えられる。

また、農産物の等級級に関しては、一般的に各産地で等級基準が決められていて、その基準は等級に関しては定量的で、等級に関しては定性的なものが多い。これらの基準が決定されるのは、産地での収穫後に選果場などで仕分けされる際に決まる。しかし、卸売市場での取引では、これらの等級、階級を指定されることが多く、重要な属性情報である。

そこで、本検討では表1に示すような産地、品目、数量のみの情報から、1～2週間先の数量、等級、階級を予測することを目指す。

表1 期間ごとの把握可能な属性情報とその粒度

期間	把握可能な情報(例)	情報粒度(例)	属性情報	
			項目数	詳細度
取引日 ～取引日前日ごろ	産地 品目 等級 階級 梱包形態 量目 数量	高知県 ○○選果場 トマト(桃太郎) A L 段ボール 5kg 100ケース	多	高
産地出荷前日 ～1,2週間程度前	産地 品目 数量	高知県 トマト 30t(1週間分総量)	中	中
2週間以上前	産地 品目	高知県 トマト	少	低

3. 提案推定技術の構成とその方式

前述のように、1週間程度先の詳細な属性情報を持つ供給データを取得するために、我々は情報粒度が粗い、もしくは低精度な供給情報に対して、過去の出荷傾向や、産地の作付時期などを基に、卸売市場での取引に十分な属性情報を持つ供給データ推定技術を提案する。

図4に本技術の概要と、処理されたデータ例を示す。本技術では、2ステップの処理によって、所望の推定データを出力する。1ステップ目は、過去の出荷実績傾向から推定した出荷量推定モデルを利用して、該当事業期の出荷量を推定する。2ステップ目は、過去の出荷量と該当事業期における等級比率や階級比率から、該当事業期における等級、階級の分布比率を推定し、1ステップ目の出力結果と組み合わせ、該当事業期の該当産地からの、等級、階級別出荷量を計算する。

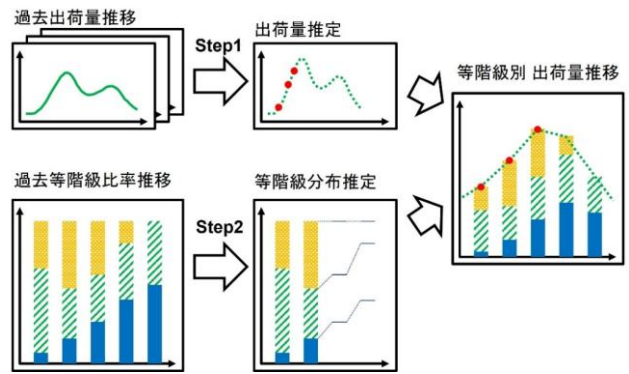


図4 供給データ推定技術の概要

3.1 本検討に利用したデータセット

本検討では、農林水産省が提供している全国30市場の市場データを利用した。また、品目はキャベツ、データ期間は2016～2024年のもので、週単位に集計したデータを使用した。キャベツを選定した理由は、農産物流通において、キャベツやダイコンといった重量野菜は、その重さや、パッケージの体積の観点から、流通において、影響の大きい品目と判断した点と、キャベツは露地栽培の多い品目であることから、旬の時期が明確である傾向が強い品目であるためである。初期分析として、該当データ期間の都道府県別出荷量を分析したところ、上位12道県で全国シェアの95%以上を含んでいることが判明したため、以降の検討に関しては、12道県のデータを利用することにした。

3.2 出荷量推移推定方法

出荷産地別・週単位出荷量について、過去年度のデータから、今後の量を推定する方法について説明する。産地ごとの出荷量推移は、年度によってその収穫開始時期、終了時期、最大出荷量などが異なってくる。これは同一品目、同一産地でも、その品目ごとに作付時期が複数あるためと考えられる。したがって1つの作付時期に対して、出荷量の推移曲線があり、この推移曲線の総和が産地における出荷量の推移と捉えることができる。しかし、作付時期ごとにどの程度の収穫量になるかといった情報は各生産者1人1人の情報を管理しなくてはならないため、実現が困難である。そこでデータ分析より、以下の仮説を立てた。

各産地における生産者が利用する作付時期は、その土地の気候などに関係するため、あまり変化しない。

ゆえに、産地の出荷量推移に関しては、おおむね過去の出荷量推移と似たような変化をする

この仮説より、図5に示すように、複数の収穫量ピークを持つ可能性のある出荷量推移データから、出荷量推定モデル関数（以降モデル関数と表記）を作成し、作成したモデル関数を、推定出荷量を求める時期までの実績データにカーブフィッティングさせることで、該当事業期の推定出荷量を計算した。また、カーブフィッティングの自由度に制限をつけて、非現実的な変化が起きないようにした。本検討では、時間軸方向に前後4週間以内の移動しかできないことにした。これは、各作付時期が4週間程度以上ずれると実世界では農産物の成長に影響がでることから、それ以上のモデル関数の移動は非現実的と判断したためである。

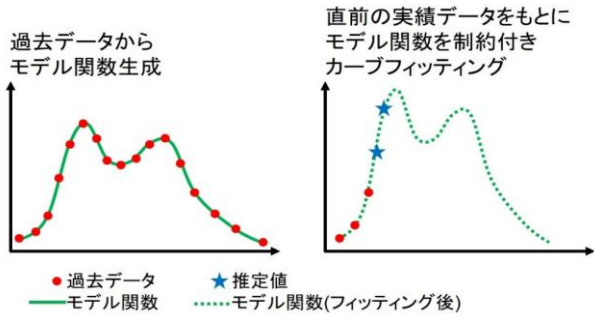


図5 出荷量推定方法

3.3 等階級分布比率推定方法

出荷産地別・等階級別・週単位出荷量について、過去年度の傾向から、今後の分布比率を推定する方法について説明する。データ分析より、産地ごと・時期ごとに、等階級別出荷量に変化があることが判明し、その変化の仕方に着目し以下仮説を立てた。

等級や階級における分布の変化の仕方に関しては、産地単位では、おおむね同じような変化をする。

この仮説より、表2に示すような農産物の等級や階級の基準ごとの出荷量比率に関しては、推定モデル関数を生成できると考えた。この推定モデル関数は、図6に示すように、等級比率や階級比率が幅を持った分布と捉え、その分布中心の変化を表す関数と、分布半径の変化を表す関数として表現した。これらの時間方向の変化をそれぞれ分布中心関数と分布半径関数とし、これらの関数から、該当年の任意の時期における等級・階級分布を求めることによって、等階級別の比率を計算する。最後に3.2節に記載の方

表2 分布比率 (例：階級の場合)

P-1年度	階級	S	M	L	LL
	第q-2週	11.6%	48.8%	33.5%	6.0%
	第q-1週	0.0%	36.5%	47.5%	16.0%
	第q週	0.0%	23.4%	67.2%	9.4%
P年度	階級	S	M	L	LL
	第q-2週	5.5%	45.4%	38.7%	10.4%
	第q-1週	0.0%	31.0%	56.3%	12.7%
	第q週	0.0%	17.2%	79.2%	3.6%

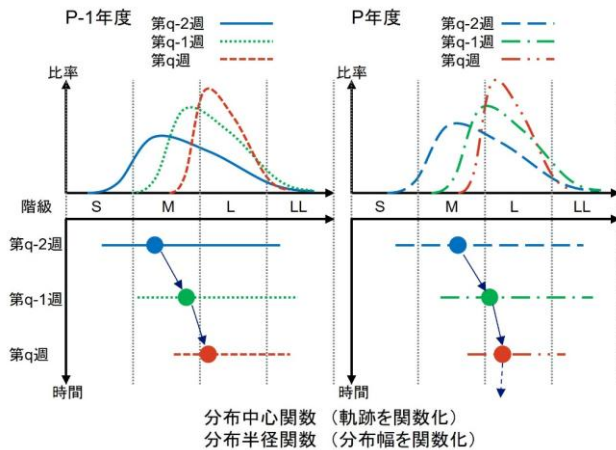


図6 分布中心関数と分布半径関数の考え方

法で求めた出荷量推定値に算出した等階級別比率を乗ずることによって、所望の時期における等階級別推定出荷量を算出する。

4. 提案モデル各要素技術の結果と評価

本章では提案技術を用いて過去の供給データから推定値を求めた結果と、その精度評価について述べる。

出荷量推移推定方法に関する結果および評価については、3.2節で述べた通り、過去年度の出荷量推移に対して、最小二乗法を用いた多項式近似で推定モデルを生成した。ここでは、任意の1年分の出荷量実績値を用いて、多項式近似による推定モデル関数を生成し、翌年のいくつかの実績値をもとに推定モデル関数のカーブフィッティングによって推定値を求めた。図7に2016年の出荷量実績値と、実績値より生成した推定モデル関数を示す。また、表3に推定モデル関数の評価結果を示す。推定モデルとしては比較的良好な推定ができていると考えられる。

また、この推定モデル関数を用いて、2017年の一部実績値を用いたカーブフィッティングを実施した結果の一部グラフを図8,9,10に、結果をまとめたものを表4に示す。

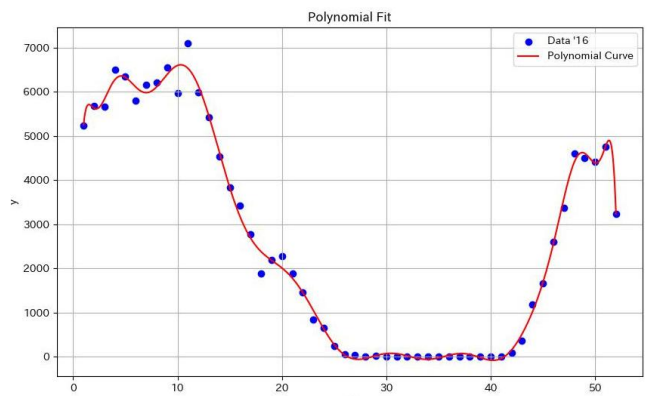


図7 実績値と推定モデル関数 (例:2016年愛知県実績値を基に生成)

表3 推定モデル関数の評価

R2	RMSE	MAE
0.99482	177.8739	113.7841

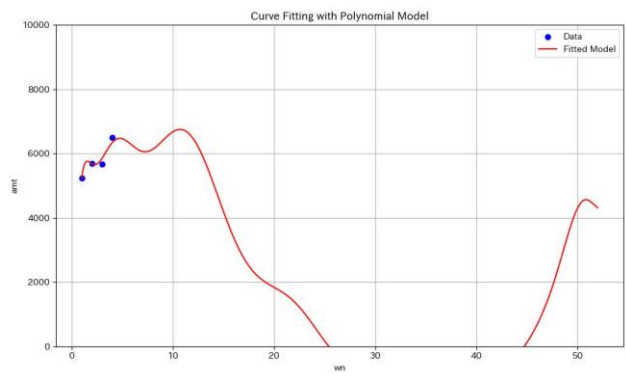


図8 第1~4週データによる予測結果

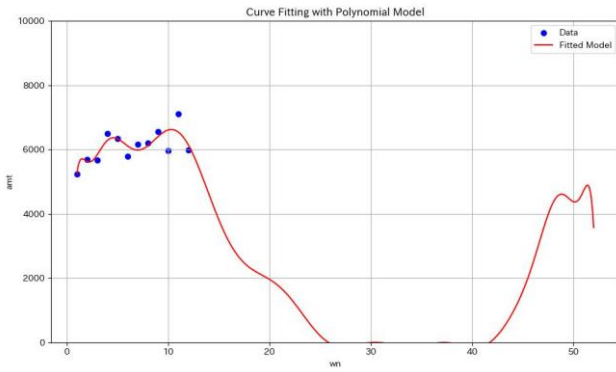


図 9 第 1~12 週データによる予測結果

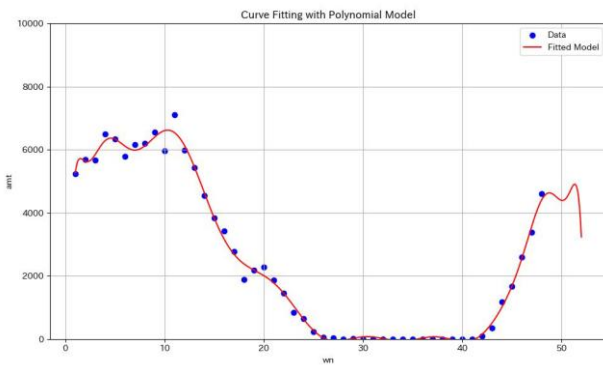


図 10 第 1~48 週データによる予測結果

本検討では、予実の誤差をなるべく減らすのが良いだけでなく、極端な外れ値をなるべく抑えつつ、推定値に対して、実績値が下回ることを抑えるようにすべきと考える。これは、1.2 節の通り、実際の卸売市場における供給過多状態と供給不足状態において、選択する対処方法が与える影響が異なると考えているためである。そこで、これらの状況も考慮し、以下評価指標によって推定モデル関数および推定値の評価を行った。

- RMSE
- MAE
- SMAPE

直近までの実績データとして、4 週分からはじめ、4 週ずつ増やして 48 週分までのデータを利用して、翌週、翌々週の推定値を計算した。表 4 より 1~4 週分を利用した予測値で RMSE, MAE の最小値であった。1~12 週分を利用した予測値で RMSE, MAE の最大値を取り、その後は徐々に値が下がる傾向にあった。1~4 週まで、1~8 週まで、1~12 週までのデータで予測した結果において急激に増加したことから、これは実績値が週ごとに大きく変動している区間で、細かな変化に推定モデルが追従できていないことが原因と考えられる。また、図 10 に示すように 26 週~41 週ごろまで、出荷がない時期があるが、この区間のデータを含む予測値において、SMAPE の値が増加傾向にあった。この結果より出荷量のない区間を予測値として利用する方法について対処が必要であると考えられる。

等階級分布比率推定方法に関する評価については、今後検討を進める予定である。

表 4 本提案技術による予測値評価結果

実績値のある週	予測対象週		評価指標		
	翌週	翌々週	RMSE	MAE	SMAPE
W01~W04	W05	W06	122.0652	91.04007	1.513976
W01~W08	W09	W10	148.2552	128.2292	2.150792
W01~W12	W13	W14	288.1727	213.9603	3.405768
W01~W16	W17	W18	254.9727	174.1773	2.956919
W01~W20	W21	W22	263.9607	191.5101	4.525178
W01~W24	W25	W26	245.7458	172.4338	5.126475
W01~W28	W29	W30	228.4111	154.7733	21.0001
W01~W32	W33	W34	214.2597	139.5859	37.12687
W01~W36	W37	W38	202.5139	128.8866	55.0843
W01~W40	W41	W42	193.0657	121.6425	68.81126
W01~W44	W45	W46	187.6056	120.709	68.74402
W01~W48	W49	W50	184.3746	119.9407	63.82491

5. おわりに

本検討では、農産物卸売市場流通における効率的な取引を目指して、過去の供給推移と、抽象度の高い直近の供給データを利用して、近い将来の供給量の推定を等階級別に計算できる手法について評価検討を行った。推定方式に関して精度評価を行い、概ね想定していた精度には達成できたと考える。今後は精度向上に向けた取り組みや、より実利用に要求される評価指標などを盛り込む予定である。また、日単位での予測手法についても検討する予定である。

本技術によって、今後、取引情報がデジタルデータ化して、サプライチェーンをデータドリブンに制御する、スマートフードチェーンや仮想市場といった取り組みなどにも応用が可能と考えている[4, 5]。

参考文献

- [1] 農林水産省, “卸売市場をめぐる情勢について”, (2024).
- [2] 農林水産省, “食品流通をめぐる情勢 6. 卸売市場について”, (2024).
- [3] 農林水産省, “公正かつ効率的な売買取引の確保”, (2014).
- [4] 神成淳司, 折笠俊輔, “農産物流通の DX を加速するスマートフードチェーンの構築—生産・流通・消費をつなぐデジタルプラットフォーム—”, 情報処理学会デジタルプラクティスコーナー, Vol.63, No.5 (2022).
- [5] 馬場俊宏, 引地孝文, 他 “仮想市場を活用した農産物流通の効率化”, NTT 技術ジャーナル, (2024).