

(2) 活用費用・工数の概算

➤ 流通実態の把握を目的とした活用における費用・工数の概算について

- 特に川上・川中を含む流通実態に関するビッグデータを保有する企業においてはデータを提供・公表するビジネスが進んでおらず、詳細な条件設定を踏まえた概算は現状困難である。

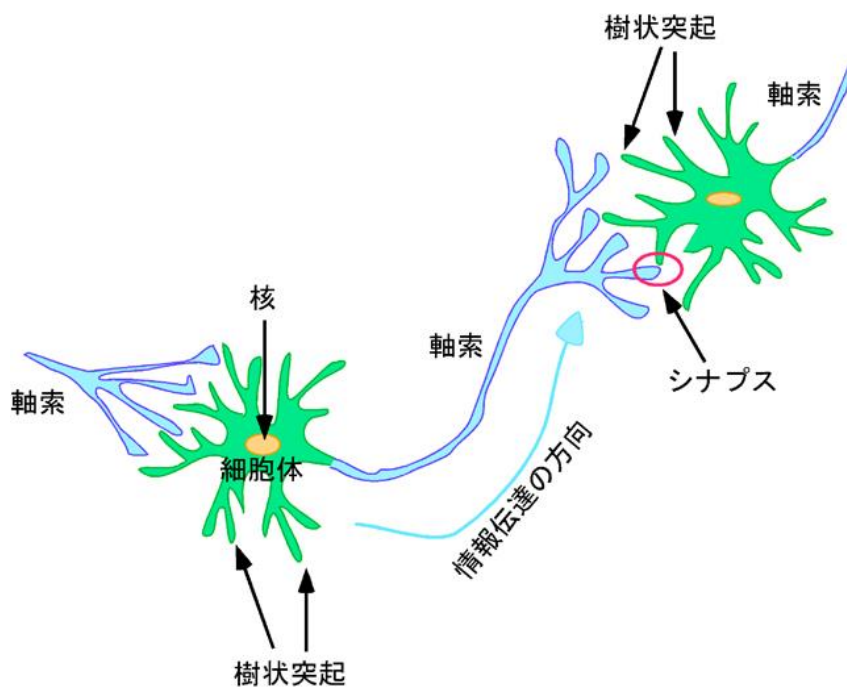
(活用費用・工数についてヒアリングした内容は情報管理の観点から非公開とする。)

(3) データサイエンス手法の活用

■ ニューラルネットワーク分析の活用：手法の説明

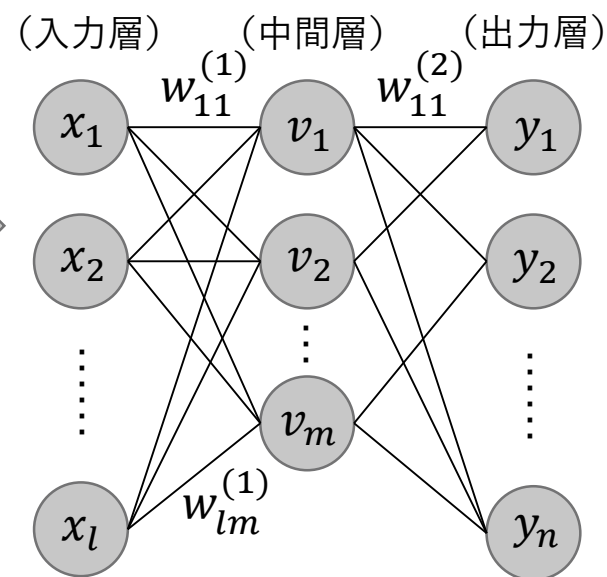
ニューラルネットワーク分析では、生物のニューロン（神経細胞）を模倣して分析モデルを構築する。

ニューロン（神経細胞）の模式図



モデル化

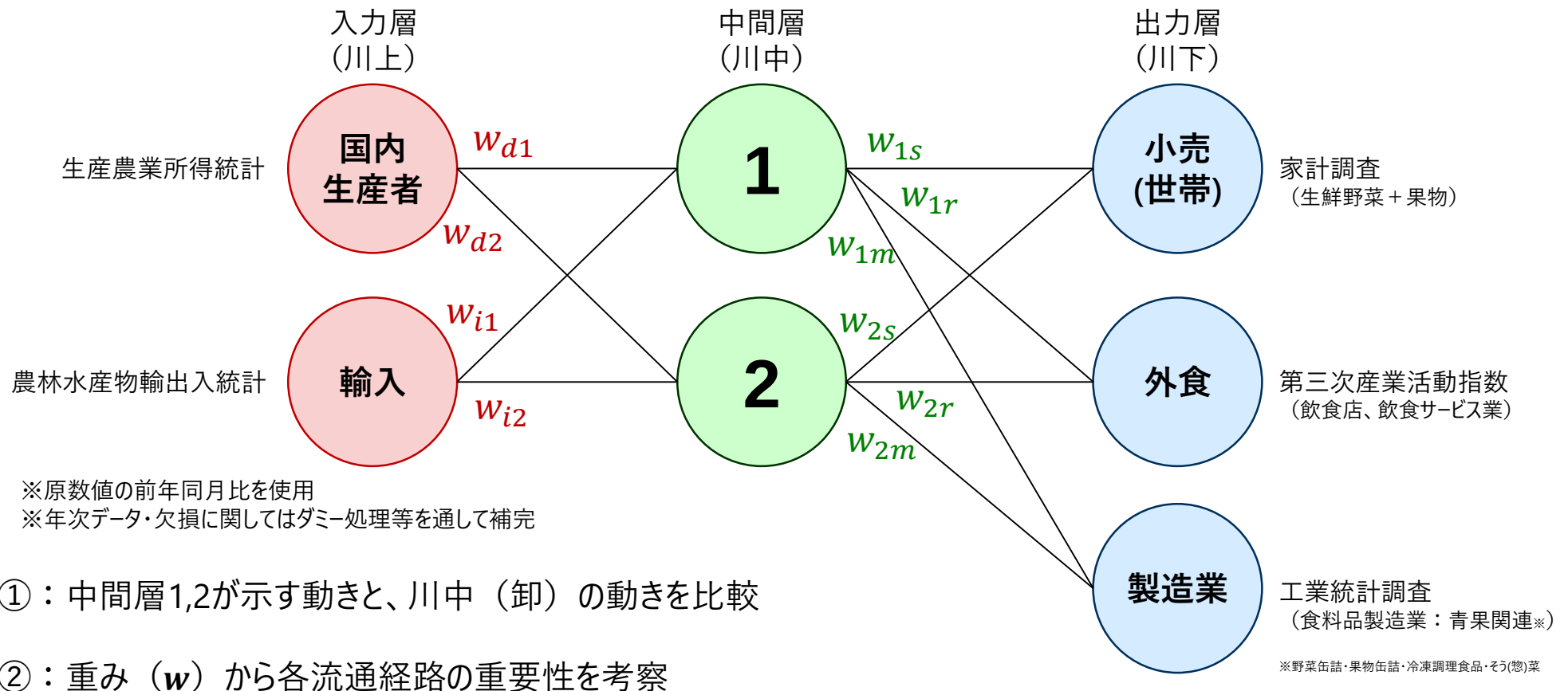
ニューラルネットワークのイメージ図



(3) データサイエンス手法の活用

■ ニューラルネットワーク分析の活用：使用するデータ

1. 1) で調査した青果物に関する政府統計等を用いて、ニューラルネットワーク分析を活用した青果物の流通実態把握手法を検討する。

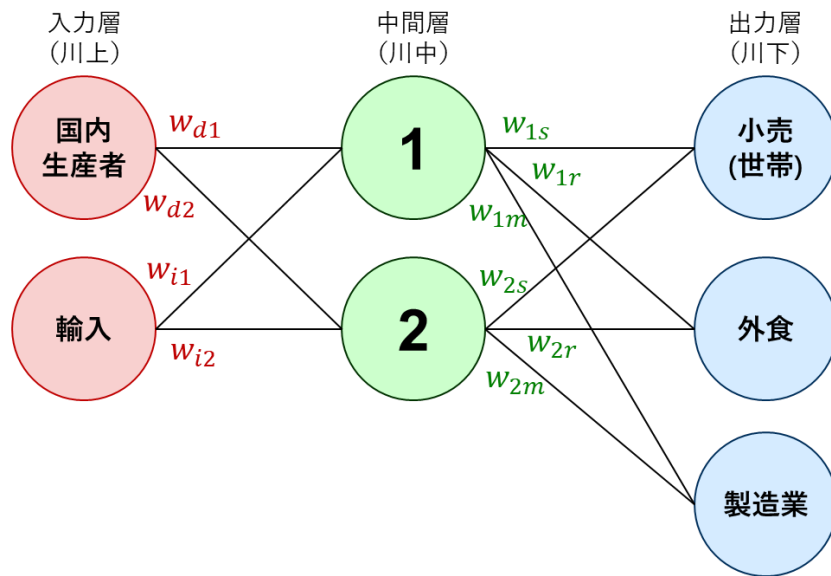


(3) データサイエンス手法の活用

■ ニューラルネットワーク分析の活用：分析結果「中間層1,2が示す動きと、川中(卸)の動きを比較」

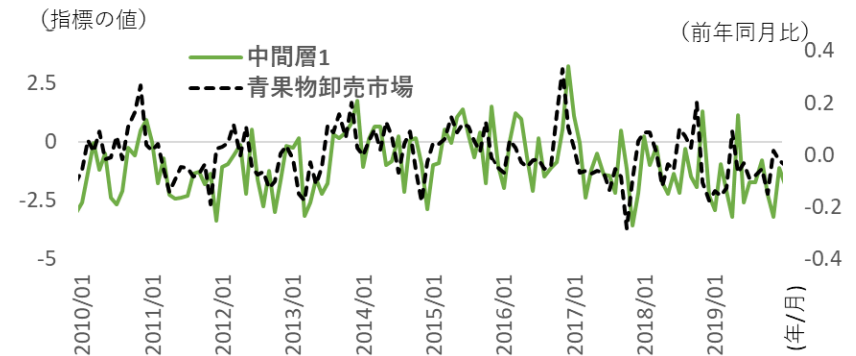
ニューラルネットワーク分析の結果、中間層1は卸売市場の動きを示唆している。

あわせて中間層2は、卸売市場を経由しない流通の動きを示唆していると考えられる。



なお、中間層で卸売市場に連動する動きが得られるのは、青果物において卸売市場のプレゼンスが大きいからである。全ての食品・食材において同様の傾向が見られるとは限らない。

中間層1が示す動きは、卸売市場に連動



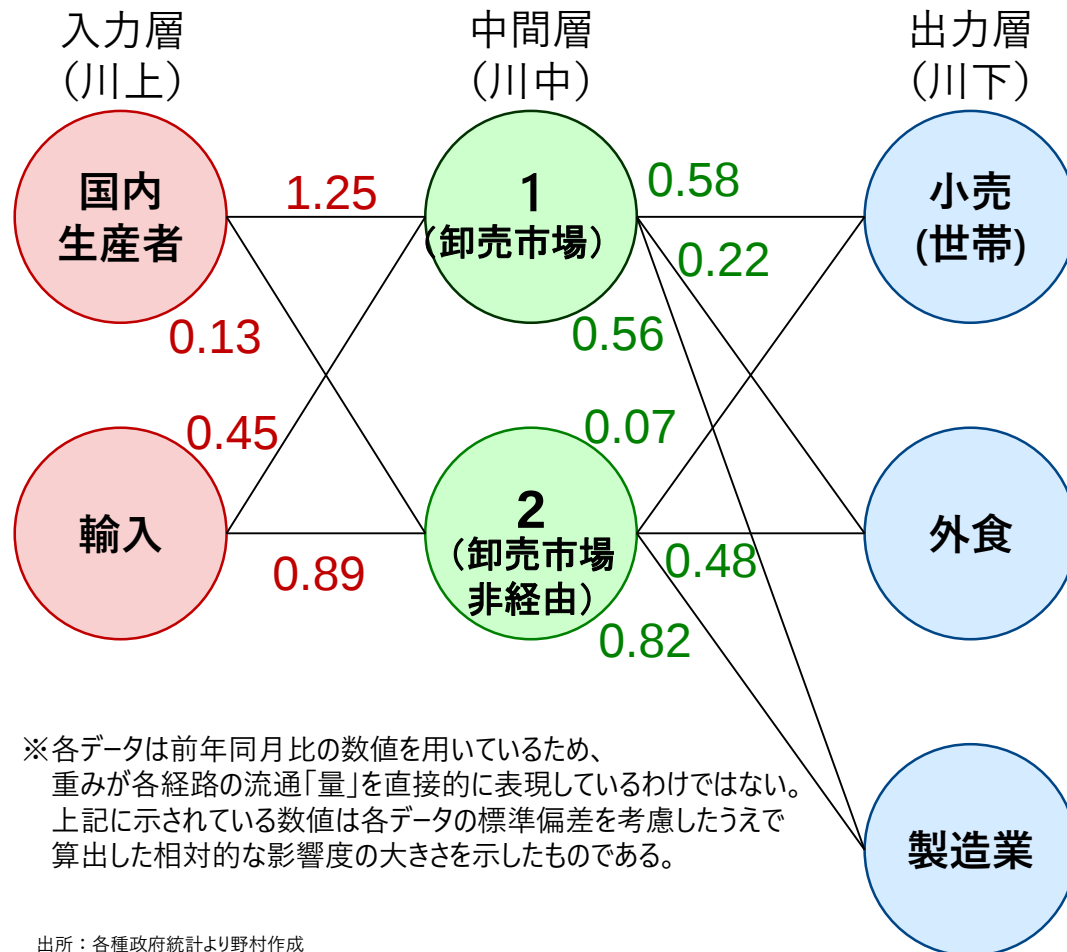
→ 中間層2が示す動きは、卸売市場非経由の動きか



(3) データサイエンス手法の活用

■ ニューラルネットワーク分析の活用：分析結果「重みから各流通経路の重要性を考察」

各経路が示す相対的な影響度の大きさは、専門家の定性的な意見と概ね一致している。
 今後はビッグデータの拡充や公表が進み、より高度な分析が可能となることが期待される。



与えられる重みから、以下が推察

<川上～川中>

- ・ 国産は殆どが卸売市場を経由する一方、輸入分は卸売市場非経由分の割合も大きい

<川中～川下>

- ・ 小売業者においては卸売市場がメイン
 外食業者においては卸売市場非経由がメイン
 食料品製造業者においてはどちらも重要性を示す

上記内容は、専門家の定性的な意見と概ね一致

<ビッグデータの活用>

- ・ 各主体についてビッグデータが整備されれば、より高精度なニューラルネットワーク分析が可能になる

※各データは前年同月比の数値を用いているため、重みが各経路の流通「量」を直接的に表現しているわけではない。
 上記に示されている数値は各データの標準偏差を考慮したうえで算出した相対的な影響度の大きさを示したものである。

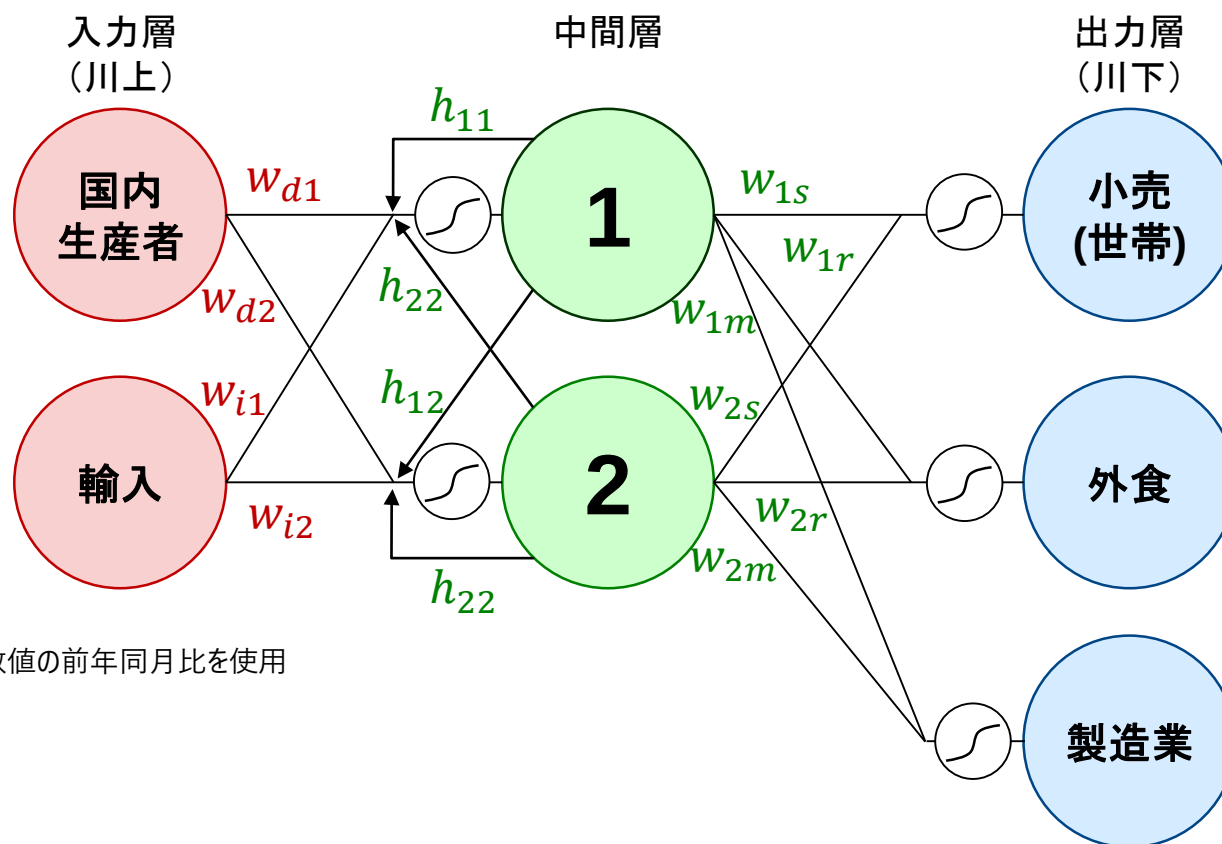
(3) データサイエンス手法の活用

■ ニューラルネットワーク分析の活用：より複雑な手法

次に、より複雑なニューラルネットワーク分析手法の適用を検討する。

①双曲線関数： $\tanh(x)$ を活性化関数として用いることで、非線形な挙動を捉える。

②リカレント（再帰的）な構造にすることで、時系列の挙動を捉える。



※各統計調査において原数値の前年同月比を使用

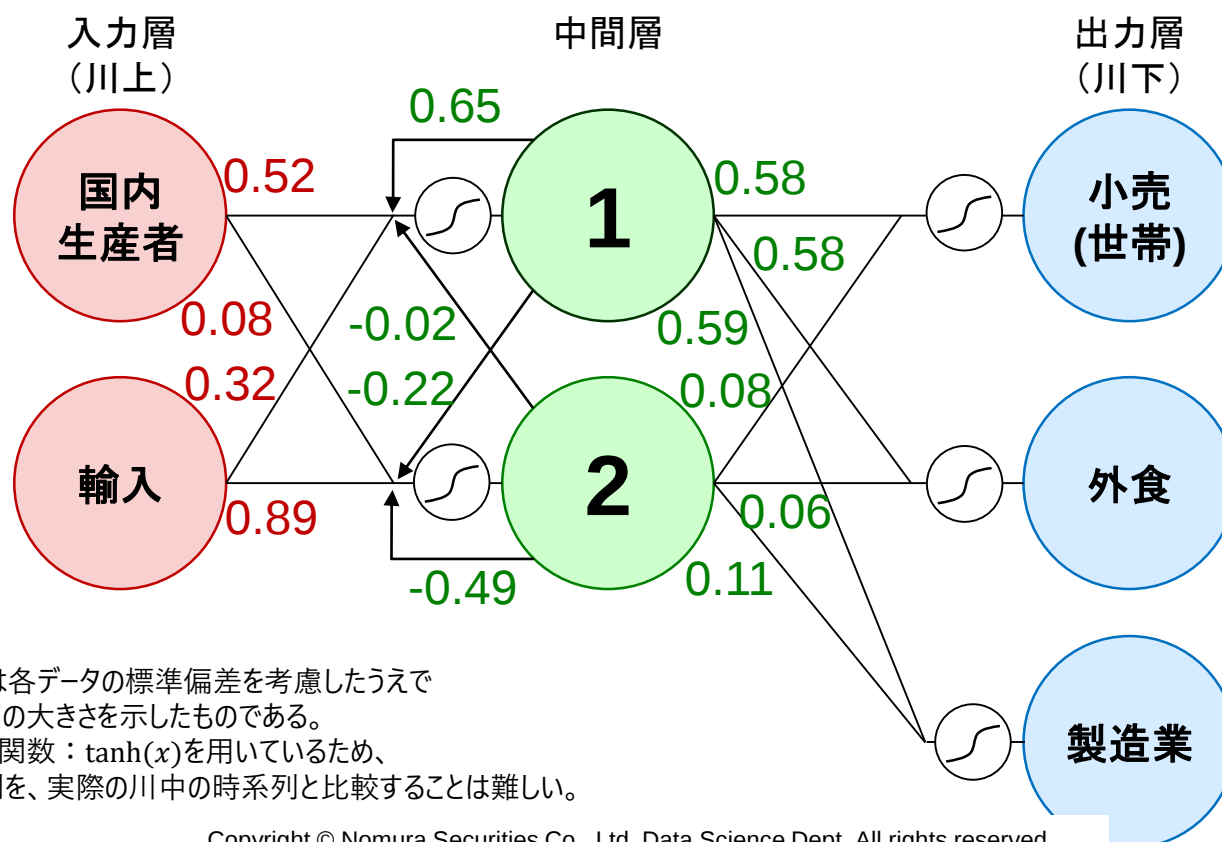
(3) データサイエンス手法の活用

■ ニューラルネットワーク分析の活用：結果③複雑な手法による分析の結果

非線形性や時系列の影響を考慮すると、川下の全カテゴリに対して強い影響力を持つ中間層1を作成できた。

川中に実在する主体（卸売市場など）が示す動きとは乖離しているが、

流通網全体の健全性を測る手段として、本結果における中間層1を観察することは有効である可能性。



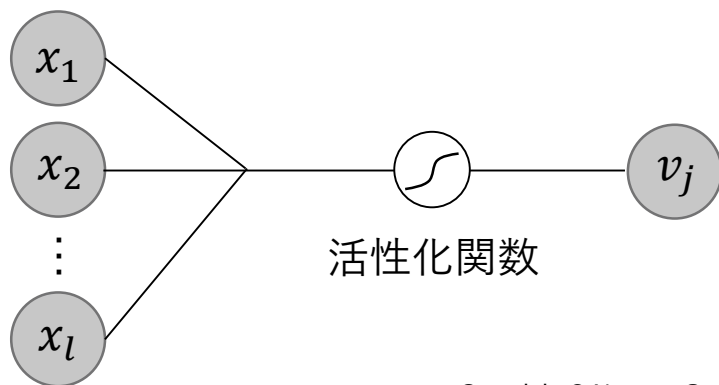
※上記に示されている数値は各データの標準偏差を考慮したうえで算出した相対的な影響度の大きさを示したものである。

※活性化関数として双曲線関数： $\tanh(x)$ を用いているため、中間層が出力する時系列を、実際の川中の時系列と比較することは難しい。

(参考)活性化関数・リカレント(再帰)構造について

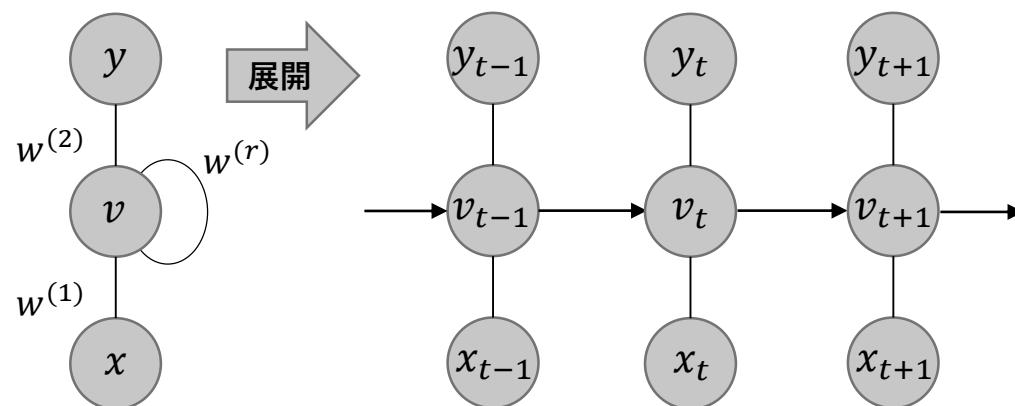
活性化関数について

- 活性化関数：ニューロンの出力を制御するための関数
入力層からの入力に対して作用
- 非線形な効果を考慮することが可能（恒等関数以外）
- 主な活性化関数
 - 双曲線関数 $f(x) = \tanh(x)$
 - シグモイド関数 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-ax}}$
 - 恒等関数 $f(x) = x$
 - ReLU関数 $f(x) = \begin{cases} x(x \geq 0) \\ 0(x < 0) \end{cases}$



リカレント（再帰）構造について

- リカレント構造：ニューラルネットワークにおいて
時系列情報を扱うことができる構造
- 中間層の計算において、
過去の中間層自身の情報と現在の時間の入力を用いる
- 過去の状況や文脈を踏まえた推計・予測が可能となる
（自然言語処理などで盛んに活用されている）



全体要旨

- 第2章では、恒常的・定期的かつ即時性をもった流通実態把握におけるビッグデータ活用メリットを検討するため、下記のテーマで調査を行った。
- ビッグデータの有用性や適切な手法が確認された一方、把握手法として実用化を進めるには、データ公表推進を含めて継続的施策が必要であることが示唆された。

① ビッグデータ取扱企業へのヒアリング

- ・ 企業それぞれでシステムは多様であり、全体として幅広い流通経路に対してビッグデータが存在している
- ・ ビッグデータを公表するには顧客である流通業者の同意が必要となり、大きな課題となる
- ・ ビジネス活用が広まっているPOSデータは川下の最終消費者を対象とした主に加工食品に関する購買データであり、生鮮食品における川上～川下の網羅的な流通経路を明らかにするには、川上・川中を含む流通データが別途必要である

② データ公表推進に関する検討

- ・ 顧客である流通業者からデータ公表の同意が得られない要因としては主に、「企業の経営戦略が露呈するリスク」「公表するメリットが不明瞭」の2点が挙げられる
- ・ 「企業の経営戦略が露呈するリスク」に対しては匿名化や公表項目の工夫、「公表するメリットが不明瞭」に対しては官民で連携しながら、メリットを構築していくことが重要となる

③ ビッグデータ活用の実現可能性に関する検討

- ・ ビッグデータを活用すると、対象業種における流通経路全体を概観することや恒常的・定期的かつ即時性を持った流通金額推移を把握することが可能である
- ・ ニューラルネットワーク等のデータサイエンス技術を活用することも、流通実態把握に大きく貢献する可能性を示す
- ・ 今後、ビッグデータが流通網全体で拡充されることで、さらに精緻な流通実態把握に繋がることが期待される

■ 分析を行った流通経路の確認

- 3) - (1) ビッグデータの分析では、飲食店・卸売業者間の流通実態を詳細に観察した。
3) - (3) データサイエンス手法の活用では、既存統計を用いて流通網全体の実態を概括的に観察した。

