

# IoTに向けたシステム融合に関する一考察

## A Study on System Level Fusion for the Internet of Things

三木 良雄†  
Yoshio Miki

### 1. まえがき

ビッグデータの産業応用や拡大利用という観点で、IoT (Internet of Things)が注目されている。IoTはあらゆるモノがインターネットやクラウドに接続され、相互に情報交換が容易になることで、高度な制御や情報活用が行えることを目的としている。当初の定義は、RF-IDに代表されるように、モノをIDで区別し、その物流が把握できるようになることで、サプライチェーンが改善されることが重要視されていた[1]。近年はそれに加えて、インターネットによるWebサービス等の普及と同様に、モノからの情報が広く共有されれば、様々な用途が次々と生まれてくるといった期待も込められている。

しかしながら、後者のような発展を遂げるためにはいくつもの課題があると考えられる。すなわち、モノからのデータや情報は特定の制御目的を伴ってネットワークに接続されていることが多く、これはセンサデータにはデータ活用観点のロジックが必ず対となって存在していることを意味する。そのために、センサーのデータが多種、大量に収集できるだけで新たな利活用法が自然に発生することは期待できず、制御ロジックを含めて異種のデータが融合することで、より発展的な制御系(以降システムと表記する)が生成される技術や環境が必要であると考える。以上の背景と課題から、本研究は複数のシステムから、より高度なシステムを生成するための方法論を確立することを目的とする。

### 2. 関連技術と本研究のアプローチ

#### 2-1. 関連技術

異種のセンサーからの情報を融合して単一のセンサーからは得られない新たな機能を生み出す技術として、センサフュージョンが知られている[2, 3]。この技術分野ではセンサデータに対する処理速度や量に関する技術から、データ認識等の知識処理にわたる幅広い課題が取り扱われている。一方で、システム全体の達成目的や目標は比較的明確であるという前提での技術論であり、前章で述べたような、異なる目的を持った既定の複数システムが融合し、新たな優位性を持つシステムを再構成するという観点までは現在のところ包含されていない。

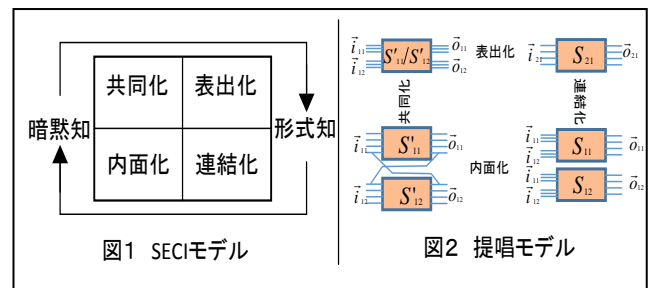
このような目的に対してはセンサフュージョンの議論でも取り扱われている機械学習のアプローチ[4]、特に、システムの最終目的の変動も考慮した上で、環境からの評価的なフィードバックが得られる強化学習アルゴリズムが近い技術と考えられる。複数の既存システムを融合するという観点からはマルチエージェント強化学習[5]が類似性のあるアプローチとして考えることができる。ただし、本研究の目的とするところでは、最終的に融合され生成される新たなシステムは、元となるシステムの入力、出力および制御ロジックをそのまま継承する必要なく、新たにシステムを構成することが最終ゴールとなり、エージェントの行動パターンが規定される状態空間や環

境から与えられる評価の入力、さらには環境に与える出力としての行動を固定的に考える必要はない。

以上のように、本研究にて着眼している課題とシステム融合は既存技術を応用する立ち位置にあると考えられる。したがって、応用にあたっての全体手順(過程)は別途確立する必要がある。

#### 2-2. 本研究のアプローチ

前節で述べたように、本研究が着眼している課題を解決するためには、全く新しい制御系すなわちシステムを創生する過程と考えることが必要である。そのような、知的作業を単一アルゴリズムで実現することは困難であると考えられるため、本研究では企業など人間の組織内で異なる複数のグループが互いの知識を融合させることで、新たな知識を獲得するSECIモデル[6]を参考にして全体過程を考える。SECIモデルは図1に示すように、知識の変換を次の4つのモードでとらえている。



連結化は異なるコンセプトを組み合わせて一つの知識体系を作り出す過程である。本研究ではこの過程をそれぞれに制御目的を持った複数のシステム同士がまず、他のシステムの入力データを参照し、自分の担当している制御(=出力)をさらに最適化できないかを検討する過程と考える。図2に示すように、入力 $i$ ,出力 $o$ から成る制御論理 $S$ が複数存在し、その互いの入力情報を相互参照する過程として考える。

内面化は形式知を暗黙知へ体化する過程とするのがSECIモデルの考え方である。ITシステムでは、プログラミングされた明示的な知識が存在するために、暗黙知にそのまま対応する要素を定義しにくい。しかし、本研究では、一つの制御系が着目していた制御対象が含まれる環境全体が別途保有している情報を暗黙知としてとらえることとする。具体的には、連結化で複数の制御論理 $S$ が互いの入力情報を共有したのに対して、この過程では出力情報も共有する。正確には他のシステムの出力情報を新たな入力情報として共有する。これによって、他のシステムが制御しようとしていた環境の状態を自システムでも参照しようという形態が生まれる。

共同化は経験を共有することによって、メンタル・モデルや技能などとして別な暗黙知を得る過程である。人間の場合には、共同作業や作業空間の共有により、観察や模倣を経て暗黙知をさらに別の暗黙知として会得することが可能である。本研究では、制御系の内部状態を共有することをこの過程にマッピングする。先にITシステムの暗黙知を制御対象が含まれる環境が保有している知識(新たな事実)としたが、これは他の制御系が制御ロ

† 工学院大学 情報学部

ジックとして一部を反映しているはずである。したがって、他のシステムが保有する状態を共有することで、互いの暗黙知を共有し、旧来からの制御ロジック（形式知）に新たな要素が付加された状態を作る過程と本過程を位置付ける。

表出化は暗黙知を明確なコンセプト（形式知）にすることである。本研究においては、共同化までの過程において、新旧の制御ロジックが揃ったと考え、入出力と制御ロジックを新たな一つの制御系としてまとめなおす過程と位置付ける。

### 3. 提案方式の例示的説明

#### 3-1. 試行モデル

前章で述べた方式に従い、具体的なシステムの合成を次のような例示をもって説明する。想定する基本システムは図3に示すように、マス目で定義された空間内でターゲットを求めて探索するエージェントである。基本的にはランダムにターゲット(T)が定められ、エージェント(A)は正面の延長方向にターゲットが発見されたとき、正面方向に直線移動し、ターゲットを捕捉することで探索が終了する。もし、正面方向にターゲットが発見できなかった場合は、正面を変更する、または上下左右の隣接するマス目に移動し、ターゲットが発見するまで、この運動を繰り返す。また、エージェントは複数設定することが可能であり、いずれかのエージェントがターゲットを捕捉した段階で探索は終了する。以上の定義から、この想定システムの基本動作は次のようになる。

#### (0)基本動作

```
position_make(target, agent);
```

```
While (not Goal) {
  seek_the_goal();
  if (direction_counter != 3) {
    change_direction();
    direction_counter++;
  } else {
    change_position();
    direction_counter=0;
  }
}
```

以降、1つのターゲットと2つのエージェントが存在し、2つのエージェントが持つ情報を融合することで、より高度な探索システムへ昇華する過程を説明する。

(1)連結化：この過程では、二つのエージェントが得た情報（入力）を共有することで、探索の効率を向上させる。つまり、単純な入力情報（エージェントの位置と探索方向とターゲットの有無）だけを共有する場合は、「もし、2つのエージェントが同一直線上に並んでいる場合、重複するエージェントの探索は省略する」が実行される。

(2)内面化：この過程では、互いのエージェントの出力情報（次の移動方向）も共有することで、探索の効率を向上させる。つまり、「同一直線上にエージェントが位置するときは、同一直線上に並ばない位置に次の移動位置を定める」が実行される。

(3)共同化：この過程では、互いのエージェントが内部記憶として保有している情報（探索済み座標）も共有をす

ることで、探索の効率を向上させる。つまり、「どちらかのエージェントが既に探索した領域は探索、移動どちらもしない」が実行される。

(4)表出化：この過程では、エージェントの探索方法そのものが、変更される。つまり、当初から二つのエージェントが存在することがわかっており、相互の情報が(1)-(3)まで全て共有できるという条件下で、探索を行う訳なので、2つのエージェントの探索範囲を決めて行動する。具体的には、2つのエージェントは初期に与えられた位置に基づいて、図4に示すように、探索平面の4分の1領域を移動範囲とし、ターゲットの探索は、それぞれの横方向、縦方向の全域を対象とする。

#### 3-2. 提案方式の構成技術

2章および前節で述べた内容を実現するための、技術候補について整理する。連結化、内面化、共同化の過程では、制御対象が置かれた環境に合わせて制御ロジックを改善、修正していく過程であるため、融合させたいシステムをそれぞれエージェントと考えたマルチエージェント強化学習が実現技術として有力である。

表出化の過程では機械学習的に異なる構造に到達した複数のシステムには不要な入出力や制御ロジックが存在するはずであり、それを(再)最適化する過程と考えることができる。その実現には、内部ロジックも参考としながら、グレーモデルに基づくシステム同定が適していると考えられる。

### 4. まとめおよび今後の課題

本論文ではIoTの本格普及をもたらすために、既に存在している複数のセンサーとその制御システムを半自動的に融合させ、より高度な機能を持つシステムへ昇華させる方法について提案した。しかしながら、提案方法は具現化レベルが未だ低く、より多くの具体化検討が今後の課題として存在する。まず、連結化～共同化の実現方法として考えられる強化学習について、具体的な学習アルゴリズムを定める必要がある。また、例示的説明においても、未だ従来技術で実現可能な範囲の例示となっており、動作内容が大きく異なる例での実証が必要であると考える。

#### 参考文献

- [1]Kevin Ashton: That 'Internet of Things' Thing. In: RFID Journal, 22 July 2009.
- [2]山崎弘郎、石川正俊、“センサフュージョン”、コロナ社、11月、1992年
- [3]鏡慎吾、石川正俊、“センサフュージョン-センサネットワークの情報処理構造-”、信学論(A)、Vol. J88-A, No.12, pp.1404-1412, Dec. 2005
- [4]荒木正弘、“機械学習入門”、森北出版、3月、2014
- [5]L.Busoniu, R.Babuska, B.D.Schutter, "A Comprehensive Survey of Multiagent Reinforcement Learning", IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics(C), Applications and Reviews, Vol.38, No.2, Mar.2008
- [6]野中郁次郎、竹内弘高、“知識創造企業”、東洋経済新報社、May.1996

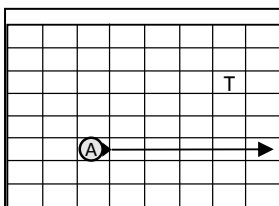


図3 試行モデル

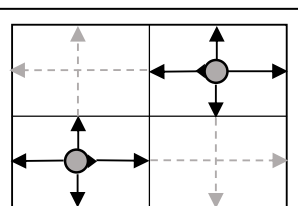


図4 探索領域の分担