

# 電気製品の市場品質監視システム

—データマイニング技術の応用—

## Field Quality Watchdog System

— A Data Mining Application —

堀 聡  
Satoshi Hori

三菱電機(株) 生産技術センター  
Mitsubishi Electric Corp., Mfg. Eng. Ctr.  
hori@int.mdl.melco.co.jp

落田 美紀  
Miki Ochida

(同 上)  
ochida@mfe.mdl.melco.co.jp

浜田 義弘  
Yoshihiro Hamada

NEC三菱電機ビジュアルシステムズ(株)  
NEC Mitsubishi Electric Visual Corp.

井村 和重  
Kazushige Imura

(同 上)

**Keywords:** data mining, field quality, epidemic symptom discovery, field service.

### 1. はじめに

我々は、テレビ、ビデオ、エアコンからパソコンまで、多くの電気製品を日常生活で利用している。そして、これらの電気製品が故障し修理してもらった経験は誰もがもちあわらう。電気機器メーカーでは、このような製品の修理、即ちアフターサービスと市場品質を顧客満足の向上の面だけでなく、アフターサービス費用削減の面からも非常に重視している。近年修理伝票が電子化され、毎日、数百数千の修理伝票がデータベースに蓄積されるようになった。筆者らは、この修理伝票データベースを分析し、品質異常の早期発見を支援するシステム(市場品質監視システム)を開発し、日々の実務で利用している[堀 98b]。この市場監視システムは、データマイニングの一手法であるバスケット分析を利用することにより、従来の統計手法やデータベース検索機能などでは困難であった市場品質監視が可能となった。

本解説では、この経験に基づき、AI技術がどのように実システム開発に貢献したか、また、AI技術を適用する場合の工夫や留意点を述べる。まず、背景としてアフターサービスにおける情報システムの重要性を説明する。2章で、市場品質監視システムの概要について説明する。さらに、本開発経験より、データマイニング技術がどのように実問題の解決に貢献したかを述べる。3章では、筆者らの他の経験を紹介しつつ、実問題を解決する際にどのようにすればAI技術が役立つのか、留意点と期待を述べる。

#### 1-1 アフターサービスと情報システム

アフターサービス・市場品質管理業務では、いかに情報を入手・蓄積・分析して活用するかが鍵となる。

電気製品の修理は、多くの場合メーカー系列のサービス会社で行われる。サービス会社では、市場で使われている種々の製品を修理しなければならない。このために次の三点が重要である。

- (1) 熟練サービスマン
- (2) 製品・修理情報
- (3) 修理部品

サービスマンは、様々な不具合症状をもつ数百・数千種類の製品を修理しなければならない。したがって、如何に経験を積んだ優秀なサービスマンでも、効率的に修理を行うためには、適切な製品・修理情報が不可欠である。また、必要な部品なしには修理できないので、修理部品の保管・供給も重要項目である。一方、修理伝票には、何の機種でどのような故障が起きているか、どのような修理を実施したかが記載されている。この修理伝票は、サービス部品の供給・修理情報の提供のみならず、製品の市場品質向上のためにも貴重な情報源である。

図1に、サービス会社と工場を結ぶサービス情報ネットワークの概要を示す。

この情報ネットワークは、下記のようなシステムから構成されている。個々のシステムは、もちろん明確な役割と機能を持っている。

- (1) 工程管理システム

顧客からの修理依頼の受付から修理エンジニアの割当、進捗状況を管理する。

- (2) 修理情報システム

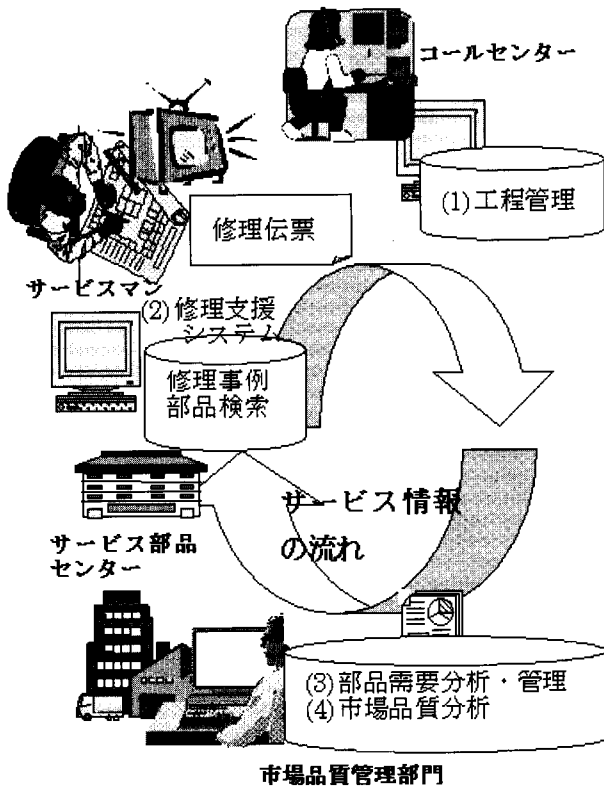


図1 サービス情報ネットワークの概要

修理対象製品の回路図面、部品構成、過去の修理事例などをサービスマンに提供し、迅速・的確な修理を支援する。

### (3) サービス部品供給システム

サービス部品の払い出し状況を分析し、必要なものを、必要な数、必要な時に供給できるように管理運営する。

### (4) 市場品質分析システム

修理伝票を分析して、重要な品質問題を製造・設計部門にフィードバックし、品質向上を図る。

肝心な点は、これらのシステム間を結び、スムーズな情報流通を実現する事である。この情報流通とは単にファイルやレコードを電送しコピーするだけではなく、例えば、修理伝票から修理部品の使用実績を抽出し、将来の需要予測を行い必要な在庫を提供するなどの分析・加工を含んだ情報流通路を構築する事が重要である。

概略説明したようにアフターサービスは、情報の活用がその生産性を高め、差別化に直結する産業である。筆者らは、アフターサービスに関する様々なシステム開発・活用を行ってきた。それらは、サービス技術情報提示システム [堀 94]、サービス部品在庫管理・生産計画システム [Oishi 97]、修理伝票解析データベースシステム等である。これらのシステムでは、修理伝票や部品払出しデータから症状・故障個所の因果関係や修理部品の需要パターンを抽出し学習する必要がある。従来は、情報システム開発部門が、人手でこの種の分析・加工（ルール抽出な

ど）を行ってきた。しかし人手での分析・加工は、そのスピードやコストの点で限界がある。特にデータが大量であり、日々処理をする場合は非常に困難である。このように、アフターサービスの分野では、データマイニングなどAI手法を組み込んだシステムによって、自動的に広範囲で徹底した分析や情報抽出をしたいという需要が多くある。

## 2. 市場品質監視システム

本章では、市場品質監視システムの概要を述べ、データマイニング技術がどのように市場品質監視問題の解決に貢献したかを振り返る。

### 2.1 システムの概要

市場品質監視は、将来多発しそうな品質問題 (epidemic quality problem) を発見し、早期に対策を実施するために、市場品質管理部門によって行われている。

製品が使用中に何らかの不具合が発生しメーカーが修理した場合、全ての修理内容は修理伝票として記録され、製造工場に伝達される。修理伝票には、概ね表1に示すような情報が記載されている。近年、修理伝票が電子化され、毎日、数千の修理伝票を製造工場の関係データベース (Relational Database) に蓄積するシステムが整備されてきた。工場の市場品質管理部門では、このデータベースを利用してパレート分析、ワイブル分析などを実施し、定量的に重要品質問題か否かを判定している。

表1 修理伝票の情報

修理伝票	
伝票番号	修理日付
お客様名前	お客様住所
サービスマン名	
製品型式名称	
製造番号	製造日付
症状	不良原因
修理部品	修理部位
...	

しかし、このデータベースシステム導入後も品質問題の第一報のほとんどが、修理をしたサービスマンから工場に報告されていた。修理伝票データベースシステムは、この問題発見の連絡を受けて、定量的分析に利用されるに留まっていた。しかし、このデータベースは全国の修理事例を蓄積しており、一人のサービスマンの修理経験よりも早期に、品質問題の兆候を発見できる可能性がある。

そこで、常時この修理伝票データベースを分析し、早期に重大品質問題を発見するシステムを開発することとした。この市場品質監視システムは、マイクロソフト社製の MS-ACCESS<sup>TM</sup>\*1 で作られた小さなスタンドアロンのプログラムである。定期的 (毎週) に、直近一ヶ月分

\*1 MS-Excel, MS-ACCESS はマイクロソフト社の製品。

の修理伝票を分析し、ある基準件数以上発生している修理事例を品質問題の候補としてリストアップする。市場品質管理の技術者は、豊富な背景知識と経験を加味して、その分析結果をレビューし、必要ならばワイブル分析などより精緻な定量分析を行い、設計・製造部門と協力して品質向上の対策を実施する。

将来多発しそうな品質問題を発見するためには、あらゆる機種・症状・原因の組み合わせに対してパレート分析などを実施する必要がある。従来の MS-Excel<sup>TM</sup> などのスプレッドシートや、SQL(Structured Query Language)では、十分対応できない。そこで、本システムは、上記の品質問題候補をリストアップするのにバスケット分析手法を採用した。

## 2.2 Apriori Algorithm の利用と課題

バスケット分析は、元来スーパーマーケットの売り上げ情報を分析し、顧客の購買特徴を抽出することで注目を集めたデータマイニングの一手法である [沼尾 97]。具体的には、顧客がどの商品 (item) を買ったかの記録 (Record/Transaction) を解析し、出現頻度の多い商品の組み (即ち、多頻度アイテム集合:Frequent itemset) を取り出し、相関ルール (association rule) を抽出して購買特徴を発見しようとするものである。Agrawal らにより、本バスケット分析を高速で処理する Apriori Algorithm [Agrawal 94] が開発され、本手法が各種分野に盛んに応用されるようになった。従来のデータベース検索言語 (SQL) に比較して、本手法は、出現頻度の高い任意のアイテムの組み合わせを抽出できる点が、柔軟性が高く優位である。

以下に Apriori Algorithm の概要を説明する。バスケット分析の概要を、スーパーマーケットの売り上げ記録を例題に説明する。ここで、売り上げ記録 (Record/Transaction) は、ある顧客が購入した商品 (item) の組みである。バスケット分析では、しきい値として minimum support(最小支持度、データベース中の出現頻度、以下 min-sup) と minimum confidence(最小信頼度、そのルールが真である度合い、以下 min-conf) を与える。

### (1) 多頻度アイテム集合を生成する。

ここでは、多頻度アイテム集合は、min-sup よりも大きな出現頻度を持つ任意の商品の組みであり、例えば {bread, milk, coffee, ...}。

### (2) 多頻度アイテム集合より相関ルールを生成する。

相関ルールは、 $A \Rightarrow B$  (ただし  $A, B$  はアイテム集合であり  $A \cap B = \phi, A \cup B = C$ )。

例)  $C = \{\text{bread, milk, butter}\}$  が多頻度アイテム集合で、かつ、“bread” を含むレコードに “milk” と “butter” が min-conf 以上出現した場合、相関ルール: {bread}  $\Rightarrow$  {milk, butter} を得る。

Apriori algorithm は、効率的にこのバスケット分析を実行する。

従来のデータベース・クエリー (SQL) やパレート分析手法では、分析する対象として、「型名 X の症状に特異な傾向があるのではないか？」または「ある部品の故障率が高いのではないか？」という仮説を与える必要がある。しかし、バスケット分析手法は、事前に型名や分析対象とする属性 (症状、故障箇所、または製造年月など) や属性値を指定せずに、即ち何らの仮説を与える必要がなく、自動的に出現頻度の高い任意の属性値の組み (多頻度アイテム集合) を抽出する。

しかし、小さな min-sup 値を設定し Apriori algorithm を修理伝票に適用した場合、非常に多くの多頻度アイテム集合が生成され、しかも、そのほとんどが品質監視の観点から無意味であるという問題が生じた。生成された多頻度アイテム集合の多くは以下の理由から、市場品質監視の観点から意味の無い物であった。

(1) 製品型名または交換部品の値が含まれていないので、さらなる原因追求の対策が実行できない。

(2) ある多頻度アイテム集合の部分集合も出力され、全体の多頻度アイテム集合の数が多くなる。

多頻度アイテム集合は、データベース中に頻繁に出現する値 (アイテム) の組みであり、我々の問題の場合、頻度が高い故に重大品質問題である可能性のある事象と解釈できる。したがって、市場品質監視の場合は、できるだけ縮約され、かつ漏れの無いアイテム集合を抽出することが必要になる。また、アイテム集合だけでは、部品品質の解析や設計の見直しに着手するか否かの判断には十分な情報量ではないので、関連情報として故障確率のトレンドやワイブル図などを提供する機能が必要となる。

## 2.3 目的属性と説明属性の導入

修理伝票には、伝票番号、型名、症状、処置、修理代金など数十もの記入欄 (属性) があるが、その全てが市場品質監視に必要なものではない。また、関連のある属性でも、型名、交換部品など必ず必要な項目と顧客名、製造年月日など相関が高ければ有用なヒントとなる項目に分けられる。そこで、修理伝票の属性を目的属性と説明属性に分類し、バスケット分析を行い無意味なアイテム集合の生成を防ぐこととした。

**目的属性:** アイテム集合の中にこの属性の値を少なくとも一つは含まなければならない属性。

例) 型名, 交換部品

**説明属性:** 目的属性からなるアイテム集合と相関が高ければそのアイテム集合を説明する有用な情報を含むと考えられる属性。

例) 症状, 製造年月, 顧客名など

さらに、生成された多頻度アイテム集合で、目的属性の値を共通に持つアイテム集合の和集合を取り、最終的な多頻度アイテム集合の数を極力小さくするようにした。

2.4 Watchdog Program

図2に開発した市場品質監視システムの概要を示す。本システムは、毎週起動され直近4週間分の修理伝票を分析し、重大品質問題となりうる候補、即ち多頻度アイテム集合を生成する。

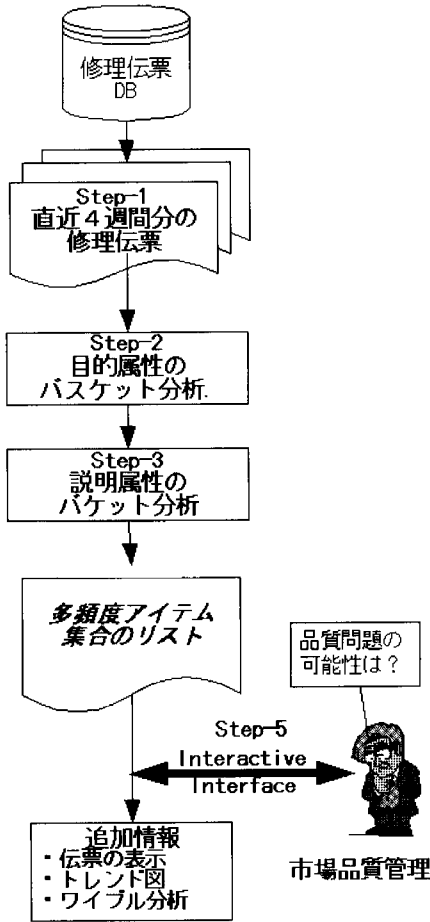


図2 Watchdog の概要

- Step-1.** 直近4週間分の修理伝票を修理伝票データベースから取り出す。
- Step-2.** 目的属性に対して Apriori を実行し、目的属性のアイテム集合  $L_0$  を生成する。
- Step-3.** 次に、Step-2で生成された  $L_0$  を含むレコードの説明属性に対して Apriori を実行し、目的属性と説明属性の両方の値を持つアイテム集合  $L$  を生成する。
- Step-4.** 生成されたアイテム集合  $L$  を表示する。この結果表示インターフェースは、各アイテム集合毎に以下の追加情報をボタン一つで表示できる。
  - (1) 修理伝票本体の表示
  - (2) 過去一ヶ年の故障率傾向
  - (3) ワイブル分布グラフ
  - (4) 製造年月・修理年月相関表

図3に結果表示のインターフェース画面を示す。

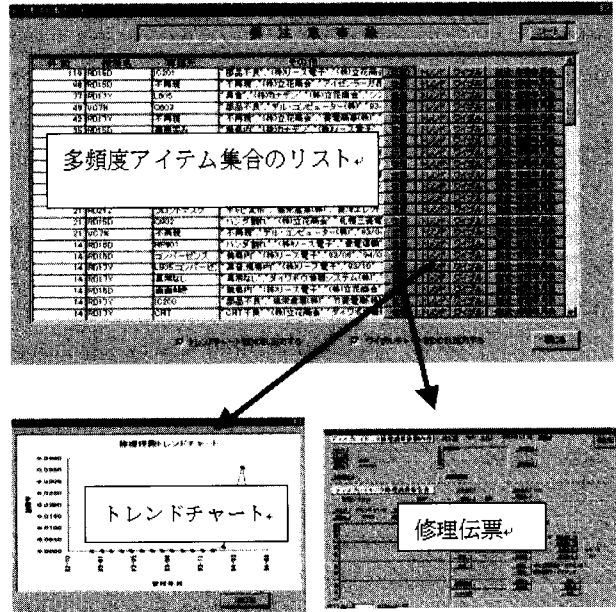


図3 画面のサンプル

2.5 実験結果

本システムでは、修理伝票の6個の属性(製品型名、顧客名、症状、故障原因、交換部品(リスト値)、製造年月)に対してバスケット分析を行っている。この内、製品型名、交換部品を目的属性、他を説明属性としている。

min-sup は5として、修理伝票1479枚に対してバスケット分析を行った場合の結果を表2に示す。表中(a)は、上記6個の属性に対して単純に Apriori を適用した結果、(b)は、目的属性、説明属性毎に Apriori を適用した結果である。表2に見るように、単純な Apriori は1479件の修理伝票から759個のアイテム集合を生成した。一方、我々の手法では、わずか28個のアイテム集合に縮約されている。わずか28個のリストであれば、品質管理部門のエンジニアが短時間に出力結果を検討し、重要品質問題の候補をピックアップする事が可能である。

表2 実験結果

	Freq.
分析対象の修理伝票数	1497
(a) 単純 Apriori のアイテム集合数	759
(b) 我々の手法	28

本実験データは、事前にわかっていた3件の品質問題候補を含んでいた。実験データ中では、その発生件数が11件から6件と特別大きくはないが、候補としてリストアップすべき事例である。図4に、Apriori の出力結果の中で、この3件がどの位置にあるかを示す。3件とも下位にあり、全759個の出力結果から、人間がこれら3件に注目するには困難がある。しかし、我々の手法では28件中の7位、13位、16位であり、短時間この出力結果を検討すれば、十分これら重大事例に気づくことができる。この実験結果より、我々の手法が発生件数が小

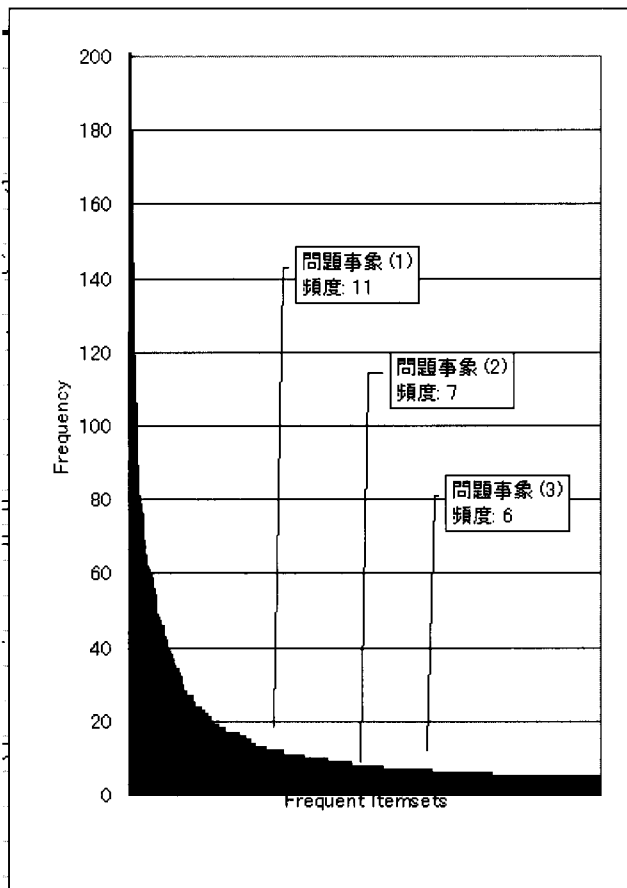


図 4 生成アイテム集合

さくとも重大事象を見逃すことなく、しかも十分縮約されたアイテム集合を抽出できることが示される。

## 2.6 実用化の現状と評価

本システムは、1998年7月より実稼動を開始し、ディスプレイモニタの市場品質監視に利用されている。本システム導入の効果は、以下のようにまとめられる。

- (1) 本システムにより、最初に品質問題候補や予兆を発見できるようになった。
- (2) 市場品質を一定の客観的基準値 (Min-sup) で監視する事ができるようになった。
- (3) リストアップされた候補に対し、トレンド図・ワイブル図も同時に作成されるので、品管部門と設計・製造部門との連携がよりスムーズになった。
- (4) 対策の効果が、修理トレンド図、製造年月・修理年月対応表などにより一目でわかるようになった。

## 2.7 開発経緯と AI の役割

今回開発した市場品質監視システムに対して、どのようにデータマイニング技術が役に立ったかを振り返る。

データマイニング技術が役立った第一は、市場品質監視システムがどのような機能を持つべきかを示唆してくれたことである。従来の品質問題発見の方法は、パレー

ト分析により疑わしい候補を絞り込み、ワイブル分析で多発傾向にあるか否かを検証するというものである。候補を絞り込むためには、機種、症状、処置あるいは製造年月など数多くの属性に対してパレート分析をする必要があり、大変手間がかかる。通常は前述したように、直接修理に携わるサービスマンにより品質問題の指摘があり、それを検証するのにパレート図、トレンド図が作成されていた。また、ワイブル分析は、理論的に精緻に品質問題の有無を検証できるが、ノイズを含む場合や市場可動時間などのデータがない場合、正しい答えが得られない。これらの理由から、従来の統計手法は市場品質問題の発見にはあまり活用されない。筆者らは統計手法の延長で市場品質監視システムの実現を努力したが、せっかくの修理伝票データベースを十分に活用する手法を見つけれなかった。このように思いあぐねていた時、データマイニングの研究、特に統計モデルなど背景知識無しに相関ルールを抽出する Apriori アルゴリズムの研究は、我々に市場品質監視システム実現のための方向を教えてくれた。さらに、大阪大学 産業科学研究所 元田研が作成した Apriori プログラムが利用でき、実データに対して Apriori による分析実験を行うことが出来た。この実験で、Apriori が有効である事が判明し、さらに工夫すべき項目が明らかになったので、短期間で実用システムを開発できた。

本システムが実用化に至った要因を以下に列記する。

### (1) システムと人間との役割分担

品管部門のエンジニアとの連携、即ち役割分担を上手く設計できた。図5に示すように、本システムの役割は、明確な基準にしたがって情報を縮約する事である。人間の役割は、経験と背景知識を利用して、縮約された情報を解釈し、品質問題となる可能性があるか否か、考えられる要因と対策を推論する事である。

### (2) 属人的判断を客観的基準でシステム化

品質問題化する恐れのある事象の発見は、経験豊かなサービスマンの勘に頼っていた。この属人的判断を、バスケット分析は発生頻度が Min-sup 値以上という客観的で分かりやすい基準に置き換えた。

### (3) 修理伝票データベースが利用可能

データの電子化は非常にコストが高い。品質問題発見だけのために修理伝票を電子化しデータベースする事は、費用対効果の点から実現不可能であった。本システムは、既存の修理データベースのみを利用し、その他コストがかかるルールベース作成など一切必要のない事は、実用化の為の大きな利点であった。

### (4) MS-ACCESS<sup>TM</sup> プログラムとして作成

バスケット機能は、この市場品質監視システムの一モジュールである。さらに、このシステム自体、市場品質管理部門が利用する情報システムの一プログラムである。ユーザーの使い勝手の面からも、ユー

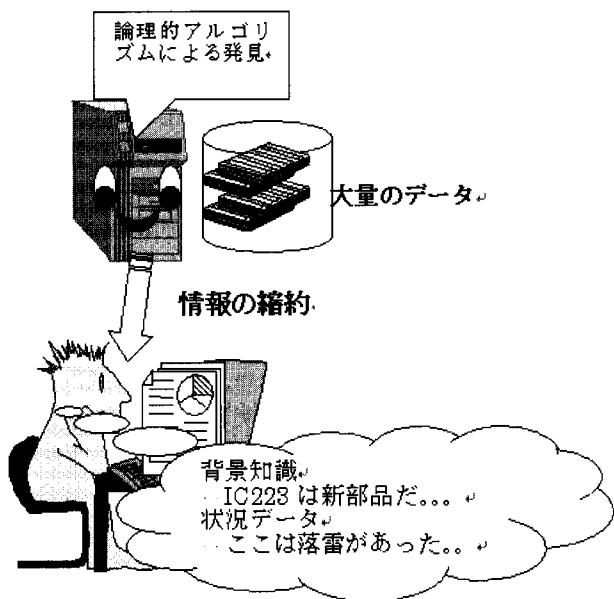


図5 システムと人との連携

ザーが日ごろ利用している環境でバスケット分析の機能を実現した。

### 3. AIシステム実用化への要点と期待

本章では、2章で紹介した市場品質監視システムの開発に加え、それまでに開発したAI技術応用システムの開発で得た知見をもとに、実問題を解決する際にAI技術がどのように役立つのか筆者が考える要点を述べる。

#### 3.1 実用化への要点

数年前、我々は、事例ベース推論(CBR)による故障診断システム Doctor [堀 94]を開発した。図6に、Doctorの概要を示す。このシステムは、電話による修理依頼に対し、過去の修理事例より故障原因を推定して、修理に必要な交換部品をリストアップするシステムである。我々は、Doctorを利用して必要部品を準備し、出張修理の前段取りを確実にを行う事により、アフターサービスの効率化を実現することを目的として開発した。残念ながら、サービス現場からは本システムは受け入れられず、現場導入を断念した。しかし、同じ修理部品をリストアップし出張修理の前段取りを確実にを行う事を目的として、家電品の修理伝票を検索するWEBシステムを立ち上げたところ、第一線のサービスマンからの評判もよく、利用度の高いシステムとなった。DoctorとこのWEBシステム・市場品質監視システムとの違いは何であろうか？家電品故障診断および市場品質監視の両システムの共通した役割は、人間のエンジニアの判断を支援する事である。コンピュータ自身が修理したり、品質向上のための

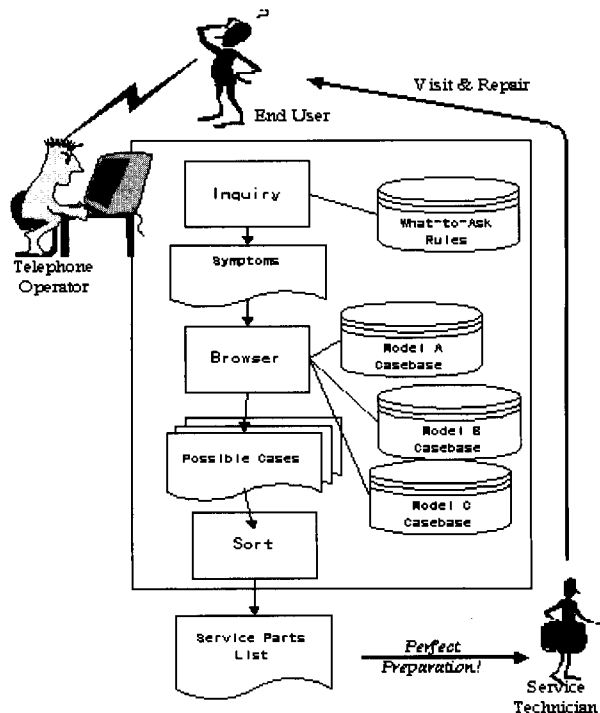


図6 Doctorシステムの概要

設計変更をするわけではない。この出力結果を参考にし、さらに背景知識や状況データを加味して、エンジニアが判断し修理や品質向上などの業務を遂行している。

このような支援システムの開発の際、最も留意すべき点は、ユーザーとシステムとの役割分担である。支援システムの役割は、大量の情報から必要な情報を抽出し、利用しやすい量、書式に縮約する事 [Huber 97] に徹するべきである。推論し判断する役割は、ユーザーである人間に任せなければならない。なぜならば、判断するためには計算機に入力されていない多くの背景知識や状況情報が必要であり、さらに、推論結果に対する責任は、計算機でなく人間が取らなければならないからである。この視点から、なぜ Doctor が現場に受け入れられなかったかを反省すると、支援システム開発の要点は以下のようにまとめられる。

#### (1) AI技術の White Box化

サービスマンの熟練度は高く、Doctorが出力する修理に使われる可能性のある上位10個のサービス部品リストを、「私が知っている事ばかりだ。人工知能が推論したのならば、真の故障原因の1個所を確定してくれなければ役に立たない」と評価した。推論などAI技術による答えが完全でなく参考情報に留まる場合は、人間が自分の持っている経験・知識と出力結果とを併せて判断する。この場合、ユーザーが「どの様にその答えが導出されたか」を十分に理解できなければならない。この意味で、伝票を単に検索するWEBシステムの出力は、サービスマンが理解し利用しやすい情報であるので、活用されてい

ると考える。

## (2) 安価で豊富な情報源の整備

Doctor 開発当時、修理伝票の全てが電子化されていなかった。そのため、Doctor の事例ベースには一部の家電製品の修理事例しか蓄積されていなかった。この不足をルールで補完しようとしたが、一般的な知識ベースの構築問題と同じく、不足している知識の範囲が不明確であり、製品や利用者についての常識に関する知識を準備できるに至らなかった。また、ルールベース保守コストが高くなり、十分な投資効果を見込めなかった。

特に、「AI 技術の White Box 化」は、KE(Knowledge Engineer) を自認する人は、常に心にとどめておく必要がある(自戒の念を込めて)。ユーザーは、中途半端に賢いシステムを期待しているわけではなく、便利なシステムを求めているのだ。

## 3.2 AI に期待する分野

前節では、故障診断や品質分析の分野で利用される支援システムの役割が、大量情報の縮約であることを強調した。一方、ますます重要になってくるフィールドサービス事業の分野では、次のようなニーズがあり、これらを実現するのに AI 技術が大きく貢献すると期待している。

### ● 入力補助システム

今まで紹介してきたシステムで最もコストがかかるのは、システム開発費用ではなく、修理伝票の入力コストである。サービスマンに入力の負担をかけずに、音声・画像認識および診断対象装置のマイコンとの通信機能を持ち、不具合や修理状況を観測し記録する携帯システムの開発が期待される。

### ● リアルタイムデータ分析機能

ホームネットワークの実現に伴い、将来、家電製品などの運転状況データを逐次入手する事が出来るようになるのは目前である。また、一部の工業用プラントでは、蓄積データをすでに遠隔で収集できる。この時、膨大な数値データを分析し、最適運転状態か否かの判断、予知保全へのニーズが高まってくる。定性推論、統計手法、データマイニングなどを利用した 24 時間監視機能技術開発が期待される。

## 4. ま と め

アフターサービス分野で用いられる情報システムの開発経験を通じて、AI 技術がどのように実システム開発に貢献したか、また、適用する場合の工夫や留意点を述べた。我々の開発しているシステムは、情報・知識の自動加工機である。これらのシステムは、生産ラインの自動製造装置と同様に、日常業務フローに組み込まれ、毎日使われなければならない。さらに、システムの導入により、開発・運用費用を上回る省力化・迅速化などの投資

効果が求められる。AI 技術を利用するのに、“既存システムとの親和性 [大力 99]” は、重要な項目である。また、ユーザーが使っている AI 技術の中身・限界を理解してもらう事 [辻野 98] は、システムを信頼し日々利用してもらうのに必須の事と思う。

情報・知識の自動加工機としてのシステムを開発する際に、AI 技術がはたすべき役割は大きい。その際、人間との共同作業の枠組みで、AI 技術を利用し、システムを設計することが肝要である。そうすれば、AI 技術は以下のような人間を支援する役割を果たし、役に立つシステムとなると考えている。

- 大量の情報あるいは組み合わせ爆発が生じる場合、必要な情報を抽出し、利用しやすい量・書式に縮約して人間に提示する。
- 数値データを分析・解釈し、利用しやすい書式にして人間に提示する。
- 24 時間監視し、必要があれば人間にボタンタッチする。

また、推論・判断での支援だけでなく、前述したように、情報収集の段階での AI 技術利用への期待も大きい。

## 謝 辞

本システムの開発にあたり、Apriori プログラムを提供して頂くなど終始ご指導頂きました大阪大学 産業科学研究所 元田 浩 教授、鷺尾 隆 助教授に深謝いたします。また、実用化システム作成に協力頂きました行松 徹博士(現トヨタ自動車(株))、ご助言頂きました和歌山大学システム工学部 瀧 寛和 教授に感謝いたします。

## ◇ 参 考 文 献 ◇

- [Agrawal 94] R.Agrawal, R.Srikant: Fast algorithms for mining association rules, Proc. of 20th VLDB Conference, pp.487-499 (1994).
- [Cai 91] Y.Cai, N.Cercone, J.Han: Attribute-oriented induction in relational databases, Knowledge Discovery from Databases (Ed. Piatesky-Shapiro), MIT Press, pp.214-228 (1991).
- [大力 99] 大力 修: [エンジニアリングへの応用] エンジニアリングへの応用の実際, 人工知能学会誌, Vol.14, No.3, pp.389-392 (1999).
- [Fayyad 96] U.M.Fayyad, et al. Eds.: Advances in knowledge discovery and data mining, MIT Press (1996).
- [堀 94] 堀 聡, 杉松 啓充, 東 喜一郎, 滝 寛和: Doctor:事例ベース推論を用いたフィールドサービス支援システム, 人工知能学会誌, Vol.9, No.6, pp.908-916 (1994).
- [Hori 98a] S.Hori, Y.Kawashima, T.Yukimatsu, H.Taki, T.Washio, H.Motoda: A Watchdog System for Field Quality -a Basket Analysis Approach-, Proc. of 1998 Japan-USA Symposium on Flexible Automation, Vol.2, pp.741-748 (1998).
- [堀 98b] 堀 聡, 滝 寛和, 鷺尾 隆, 元田 浩: 属性優先度付きバスケット分析を用いた市場品質監視システム, 1998 年人工知能学会全国大会予稿集, pp.414-415 (1998).
- [Huber 97] P.J.Huber: From Larget to Huge: A Statistician's Reactions to KDD & DM, Proc. of 3rd Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, pp.304-308 (1997).
- [松浦 97] 松浦, 鷺尾, 元田: データマイニングにおける推定・予

- 測用相関ルールの抽出規範とその実装, 計測制御学会 システム/情報合同シンポジウム予稿集, pp.103-108 (仙台 1997).
- [沼尾 97] 沼尾 雅之 ed.: [特集] 大規模データベースからの知識獲得, 人工知能学会誌, Vol.12, No.4, pp.496-549 (1997).
- [Oishi 97] T.Oishi, S.Hori, M.Tsuda: Production Planning Support System of Repair Parts for Home Electric Appliances, Proc. IFAC-Workshop MIM'97, Vienna, pp.123-125 (1997).
- [Srikant 97] R.Srikant, Q.Vu, R.Agrawal: Mining association rules with item constraints, Proc. of 3rd Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, pp.67-73 (1997).
- [辻野 98] 辻野克彦, 小山徹, 仲谷美江: [AI 技術の産業応用][第 4 回] 診断問題への適用, 人工知能学会誌, Vol.13. No.4, pp.536-545 (1998).

2000 年 7 月 3 日 受理

### 著者紹介



堀 聡(正会員)

1982 年 3 月東京工業大学総合理工学研究科電子システム専攻修士課程修了。同年 4 月三菱電機(株)入社。現在生産技術センター勤務。1988 年 PURDUE 大学電気工学科修士課程了。工学博士(東京工業大学)。知識工学, データベース, 確率・統計の保守・診断・品質管理およびアフターサービス支援情報システムへの応用に興味を持つ。電子情報通信学会, 電気学会, IEEE 各会員。



落田 美紀(正会員)

1992 年 3 月奈良女子大学理学部物理学科卒業, 同年 4 月三菱電機(株)入社。現在生産技術センター勤務。品質情報のネットワークシステムの研究に従事。情報処理学会会員。



浜田 義弘

1971 年長崎南山高等学校卒業, 1971 年 4 月三菱電機(株)入社。1984 年より三菱電機ディスプレイモニターの市場品質管理に従事。現在 NEC 三菱電機ビジュアルシステムズ(株)に所属。



井村 和重

1978 年福岡工業高等学校卒業, 1978 年 4 月三菱電機エンジニアリング(株)入社, 1985 年より三菱電機ディスプレイモニターの市場品質管理に従事。現在 NEC 三菱電機ビジュアルシステムズ(株)に配属。