

# データマイニングを活用した製造ラインのデジタルQCシステム

Digital QC System Using Data Mining Technique for Production Line

近藤 晴彦

KONDO Haruhiko

製品に求められる機能と性能が高度化するのに伴って、製造履歴データを品質管理に有効に活用することの重要性が増してきている。しかし、実際に製造現場で収集されるべき製造データの数や種類は極めて多い。

そこで東芝は、デジタルマニュファクチャリングのフレームの一つとして、データ分析と製造ラインへのフィードバックを自動的に行う、デジタルQC(Quality Control)システムを開発した。これにより、製造ラインの改善を促し、品質を向上させることが期待できる。

As manufacturing processes become more complicated and more sensitive to disturbances, there is growing demand for the analysis of historical manufacturing data to identify the causes of defects. However, the amount of data involved is huge and increasing.

Toshiba has developed a digital quality control (QC) system as one frame of digital manufacturing, in which data analysis is highly automated using a data mining technique. The system supports quick improvement of a production line by automatically extracting and feeding back factors related to defects.

## 1 まえがき

近年、半導体やディスプレイデバイスなど、各種製品に求められる機能と性能は高度化し、それに伴って製造プロセスも複雑になり、品質管理の重要性が増してきている。また、モニタリング技術の発達、ネットワークやデータベースなどの情報インフラの進歩により、製造条件と製品のできばえを一品ごとに管理して蓄積することが可能になってきた。このような背景から、製造現場では、製造に関するデータを品質向上に活用する気運が高まっている。

しかし、実際に製造現場で収集されるべき製造データの数や種類は極めて多い。現在、製造業における品質管理の分野では、様々なデータ収集システムが実用化され、膨大なデータであってもグラフなどを利用して目視することも可能である。しかし、わかりやすく目視化されているデータであっても、収集したデータから有益な情報を得るためには、データ分析に対するスキルと経験が必要である。

一方、流通や販売などの分野では、“膨大なデータの中から有益な情報を引き出す”データマイニングが急速に発展してきた。

そこで東芝は、このデータマイニングを活用して製造データの分析を行うこととし、更にデータ分析と製造ラインへのフィードバックを自動的に行うデジタルQCシステムに発展させた。ここでは、デジタルQCシステムの概要と、あわせて当社の製品に適用した事例について述べる。

## 2 製造業におけるデータマイニングの課題

データマイニングとは、統計手法やAI手法を駆使して、データの中に含まれる傾向やパターンを抽出する技術である。これを、製造における不良要因分析に適用した場合、次のような種々の効果が期待されている。

- (1) データ解析のスキルレス化
- (2) 隠れた不良要因の発見
- (3) 交互作用となる不良要因の発見
- (4) 不良発生原因の早期発見

しかし、実際に製品に適用し、不良要因分析を行った過程で、次のような課題も明らかになってきた。

- (1) 自動化 製造業では、絶え間ない生産に対応し、同じ条件でマイニングを繰り返し行うことが必要になる場合が多い。そこで、これを自動化する仕組みが必要である。
- (2) 結果の解釈 有意なマイニング結果であっても、現実的な妥当性の判断は、ユーザーが行うことになる。結果の解釈を支援する仕組みが必要である。
- (3) 検出力向上 製造現場では、不良を低減する活動が行われており、分析対象とする不良の割合は低い場合が多い。しかし、割合が低い不良に対しても、品質への厳しい要求から、マイニングの効果が期待される。そこで、アルゴリズムの改良や処理条件の最適化によって、マイニングの検出力を向上させ、割合の少ない対象でも

重要な情報を確実に抽出できるようにする必要がある。

### 3 デジタルQCシステムの概要と機能

データマイニングの課題を解決し、デジタルQCシステムを構築した。これは、品質不良発生要因抽出と製造ラインへのフィードバックを、自動的かつ迅速に行い、品質の安定化を志向する仕組みである。図1に示すように、このシステムには次の五つの機能がある。

- 機能1：製造条件とできればデータをデジタル化する。
- 機能2：数理的な処理によって両者の因果関係を自動分析し、品質に影響している法則を発見する。
- 機能3：過去の事例を照合して法則の意味を理解し、改善策を抽出する。
- 機能4：改善策をシミュレーションにより検証する。
- 機能5：改善策を製造工程へフィードバックする。

ここでは、システムの特長にもなっているデータの自動分析機能(機能2)について説明を加える。自動分析では、製造情報システムにデータマイニング機能を組み込み、不良を発生させている要因候補を自動推定し、メールによる通知までを行う(図2)。人手に頼ることのない異常監視と分析時間の短縮により、品質の早期改善と不良率低減を可能にしている。

この自動分析機能は、同じくデジタルマニュファクチャリングのフレームの一つである、製造情報管理システム“REALMICS™”にも容易に組み込むことができる。図2には、実装基板製造ライン向けの“PCB- REALMICS™”に組み込んだ事例を示している。実装ラインで歩留りに変化があった場合、自動分析機能がそれをとらえ、分析に必要なデータをデータベースから検索した後、データマイニングを行う。そして、不良との関連が強い項目を自動抽出し、その結果を技術者にメールで通知する。

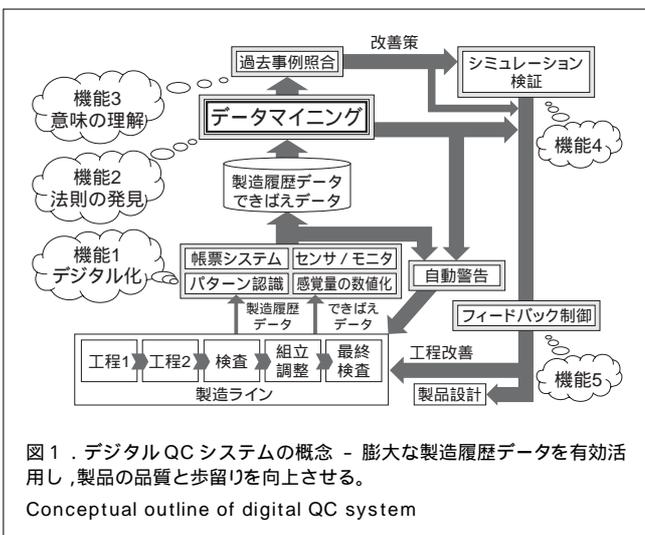


図1 . デジタルQCシステムの概念 - 膨大な製造履歴データを有効活用し、製品の品質と歩留りを向上させる。  
Conceptual outline of digital QC system

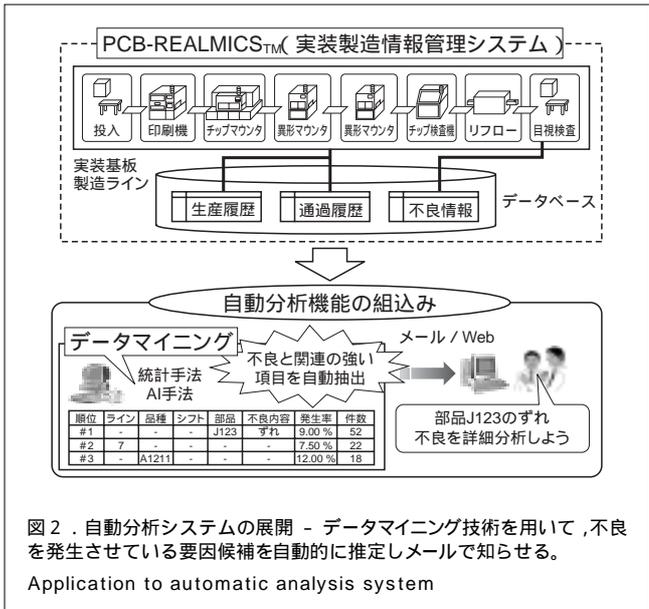


図2 . 自動分析システムの展開 - データマイニング技術を用いて、不良を発生させている要因候補を自動的に推定しメールで知らせる。  
Application to automatic analysis system

### 4 システムを構成するユニットの開発

このシステムに機能を与えるユニットとして、以下に示す新たな技術を開発した。

#### 4.1 汎用分析ユニット

データマイニングの作業手順は、データ検索、前処理、マイニング、レポート作成、配信である。その中で、検索と前処理は、製品のデータ構造に応じて、処理内容を変更する必要がある。そこで、これらの処理を簡単なスクリプト言語でカスタマイズできる、汎用の分析ユニットを開発した(図3)。これにより、必要なデータを必要な形でデータベースから検索し、対話的に分析したり、定期的に自動分析するシステムを容易に構築できる。分析結果は、メールで配信したりインターネット上に公開して、複数のユーザー間で共有できる。

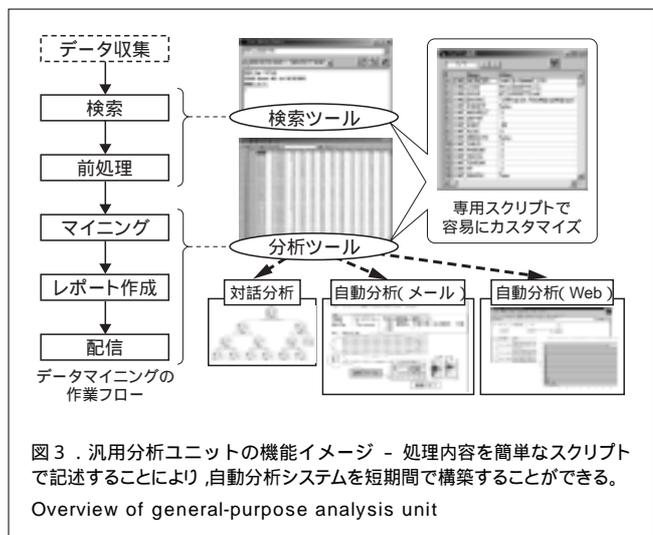


図3 . 汎用分析ユニットの機能イメージ - 処理内容を簡単なスクリプトで記述することにより、自動分析システムを短時間で構築することができる。  
Overview of general-purpose analysis unit

#### 4.2 知識ベース照合ユニット

データマイニングによって得られた結果の解釈を支援するために、知識ベースを照合するユニットを開発した(図4)。知識ベースとは、過去に経験した事例のデータベースという意味であり、以下の2種類の情報が含まれている。

- (1) データマイニングの結果の妥当性を検証した事例
- (2) 不良を改善した事例や経験

データマイニングの結果は、知識ベースの内容と自動的に照合され、過去の事例に基づいて妥当性が検討され、必要に応じ、類似の事例についての改善策も提供されることとなる。

#### 4.3 高感度アルゴリズム

米国の大学との共同研究により、不良率が低い製造プロセスのデータに適用した場合でも、不良要因を確実に抽出することができるデータマイニングのアルゴリズムを開発している。

このアルゴリズムの感度を、市販のツールと比較して評価した結果を表1に示す。使用したデータセットは、製造ラインで収集されたものである。データセットは3種類あり、それぞれ約70項目の製造条件データと1項目の検査結果データが含まれている。また、それぞれのデータセットには、異なったモードの不良情報と対応する製造条件情報が含まれ

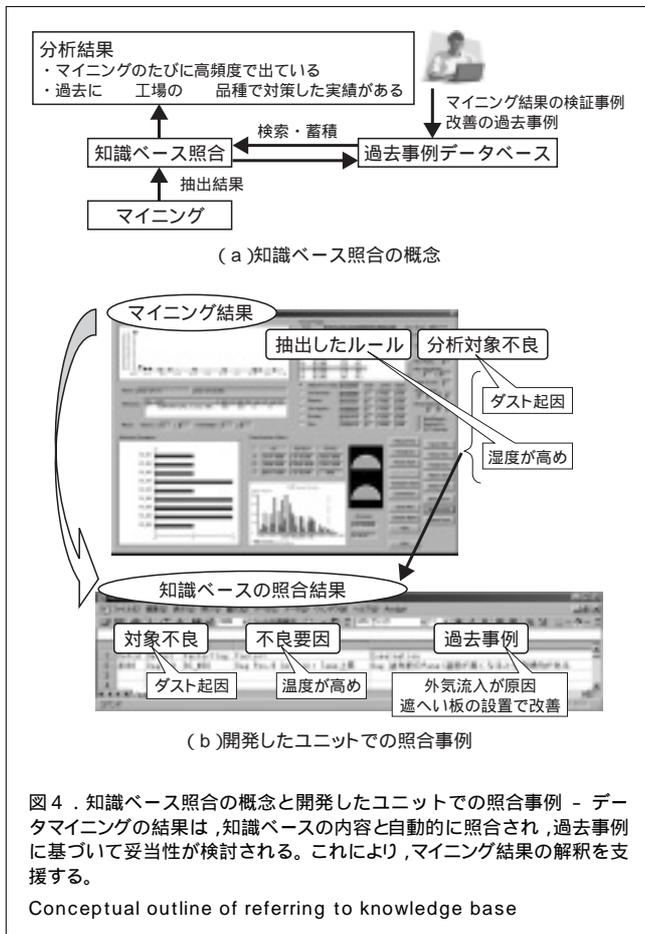


表1. 高感度アルゴリズムの評価結果の例

Example of result of evaluating highly sensitive algorithm

データ	不良率調整	市販ツール						高感度アルゴリズム
		一般的なアルゴリズム				ツール独自のアルゴリズム		
		CHAID	ExCHAID	CART	QUEST	A	B	
不良モード1	なし		×	×		×		
	あり		×			×		
不良モード2	なし			×	×	×	×	
	あり	×	×	×	×	×	×	
不良モード3	なし			×				
	あり							

○: 正解の製造条件を抽出 ×: 正解の製造条件を抽出できず

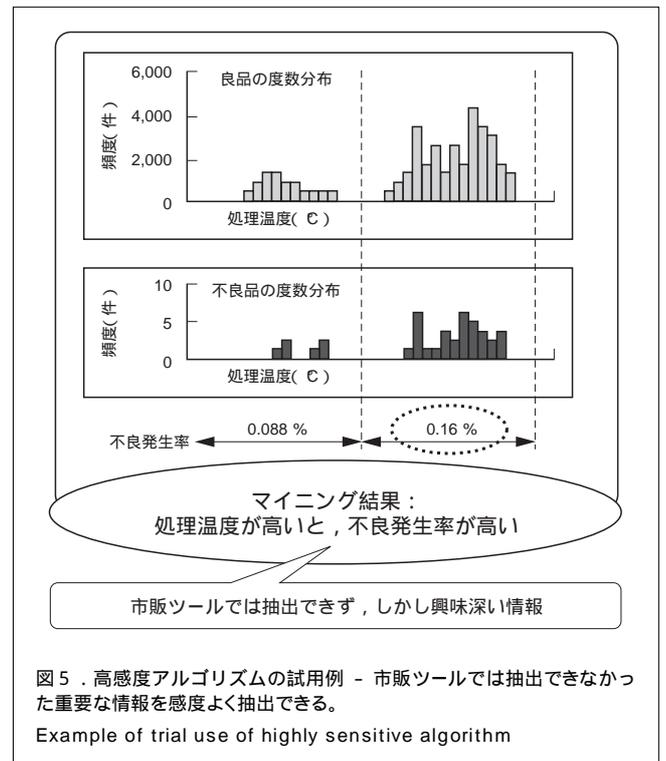
CHAID : カイ二乗値を用いた決定木生成アルゴリズム  
 ExCHAID : CHAIDを拡張した決定木生成アルゴリズム  
 CART : 分類と回帰の決定木を生成するアルゴリズム  
 QUEST : 迅速で偏りのない決定木を生成するアルゴリズム

ている。

評価にあたっては、良品データをランダムに間引いて不良データの比率を高める、いわゆる不良率調整を実施したデータセットと、実施しないものの2種類を用いた。

高感度アルゴリズムは、すべてのデータセットで不良モードに応じた製造条件情報を抽出し、市販ツールのアルゴリズムよりも優れた機能であることが確認できた。

また、実際の不良分析に試用した結果を図5に示す。不良率が極めて低いために、市販ツールでは分析することができなかったデータセットであっても、この高感度アルゴリズム

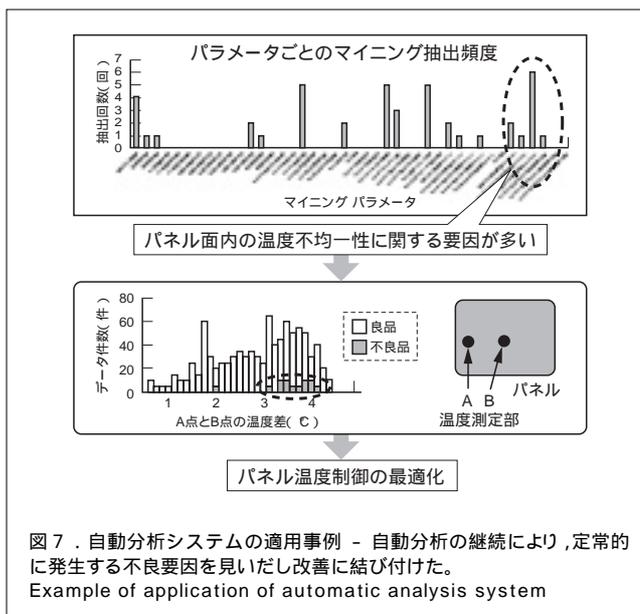
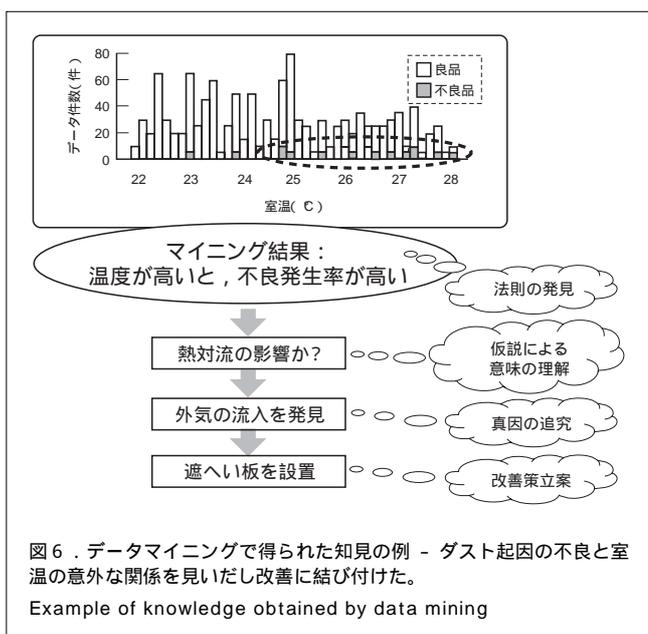


ムによると、実際の現象としてありうる興味深い情報を抽出することができた。

## 5 適用事例

以上述べたデジタルQCシステムは、既にブラウン管、半導体、液晶などの製造ラインに適用が開始されている。以下に、ディスプレイデバイス製品の製造ライン改善に適用した事例を紹介する。この場合のデータは、一日に約5,000件、製造条件であるパラメータ数は約70項目であり、人による作業だけでは十分な分析は困難であった。

- (1) 図6は、ダストが原因となって発生する不良が、工程内の温度と関係があるということを見いだした事例である。すなわち、室内へ温度の異なる外気が流入すると複雑な熱対流が発生し、ダストが増加する要因となることが明らかになった。室内の気流を管理することの重要性を示唆している。
- (2) ダストに起因する不良と室内の湿度との関係を、知識ベース照合ユニットを用いて明らかにした事例を示す。すなわち、室内湿度が不良要因として抽出された際、前項の室内温度とダストとの関係が知識ベースから自動照合されたことにより、類似の事例として推測することができた。そして、その後の調査により、空調の気流の影響によるダスト増加を容易に突き止めることができた。
- (3) 図7は、汎用分析ユニットを用いた長期的な分析から、不良要因を抽出した事例である。これまでは、数回の散発的な分析を行ってはいったものの、毎回異なる不良要因が抽出され、有効な不良発生要因を推定できなかった。しかし、週単位の定期的な分析を数か月間にわ



たって継続したところ、パネル面内の温度不均一性が色むら不良の要因として抽出された。この結果に基づいて、工程投入時におけるパネルの温度制御を最適化し、不良率を低減させることができた。

## 6 あとがき

製造現場のIT(情報技術)化により、製造履歴データは刻々と蓄積されており、その量は増大している。ここでは、その膨大な製造履歴データを活用して、不良要因の発見とフィードバックを支援し、迅速な改善を志向するデジタルQCシステムについて述べた。

現在、各種製品に求められる機能と性能はますます高度化し、それにつれて製造プロセスも複雑化している。したがって、製造履歴データを有効活用した品質管理は、非常に重要になると思われる。

このような状況を踏まえ、今後は、他の製品への展開を進めながら、高感度アルゴリズムにより検出力を向上し、結果の解釈と検証の機能を更に洗練させ、より実用的なデジタルQCシステムを実現する。そして、新世代の品質管理システムとして普及を図っていきたい。



近藤 晴彦 KONDO Haruhiko

生産技術センター 光応用システム技術センター研究主務。  
検査・調整システム、デジタルQCシステムの研究・開発に従事。日本ロボット学会、ACM SIGKDD会員。  
Quality Control System Technology Center