

# ベイジアンネットワークによる 複合機故障診断技術

## Fault Diagnostic Technology for Duplicator Machine by Bayesian Network

### 要 旨

電子写真複合機の保守サービスの効率化、ダウンタイムの低減を目的として、熟練したサービスエンジニアの故障診断レベルと同等の故障特定が可能で、複合機に実装可能なベイジアンネットワークによる故障診断システムを開発している。ベイジアンネットワークとは、各ノードに条件確率表を備えた有向非循環グラフによる因果ネットワークで、不確実性を含む現実問題を確率事象として取り扱うことのできる AI 技術である。本報告では、ベイジアンネットワークによる組込み型診断システムを実現するためのコンパクトなベイジアンネットワーク推論技術、複合機の多様な故障事象に対応するための診断モデリング技術、診断モデルの開発およびメンテナンスを容易にするための診断モデル開発支援技術、診断システムとして具現化した複合機自動診断システムについて紹介する。

### Abstract

To provide efficient maintenance services for electrophotographic multifunction devices and reduce downtime, we have been developing a fault diagnostic system using Bayesian networks that can identify faults in matching the diagnostic level of skilled service engineers, and which can be implemented in multifunction devices. A Bayesian network is a causal network consisting of directed acyclic graphs with conditional probabilities for each node, and AI (Artificial Intelligence) technology that can represent actual problems under uncertainty as a probabilistic graphical model. This paper introduces a compact Bayesian network inference engine to realize an embedded diagnostic system, diagnostic modeling technologies for various faults, diagnostic model development support technologies to simplify development and maintenance, and an automatic diagnostic system for multifunction devices implemented as part of a diagnostic system.

#### 執筆者

足立 康二 (Koji Adachi)  
山田 紀一 (Norikazu Yamada)  
上床 弘毅 (Koki Uwatoko)  
安川 薫 (Kaoru Yasukawa)

研究技術開発本部  
オプト&エレクトロニクス要素技術研究所  
(Opt & Electronics Technology Laboratory,  
Research & Technology Group)

## 1. はじめに

複合機の故障診断技術では、CS 向上に大きなウエイトを占める保守サービスの効率化、ダウンタイムの低減を目的として、故障診断技術の高度なインテリジェント化、通信回線を利用したりリモート化が要求されている。

従来、複合機の携帯端末によるオンサイトでの故障診断や複合機内で発生するエラーコードによる診断が主な故障診断技術であった。これらの故障診断では、予め設計段階で準備された診断項目であるため、故障診断で特定できる異常箇所が限られていた。また、機械動作トラブル、プロセストラブル、システム制御系等複数の箇所で関連して発生するトラブルでは、故障箇所を特定することは容易ではなかった。さらに、従来の故障診断では、異常の検知箇所や診断の対象とする範囲が狭く、診断機能の拡張性も低いという課題もあった。

我々は、これらの課題を解決するために熟練したカスタマーエンジニアの故障診断レベルと同程度の故障特定が可能で、現在の複合機に実装可能なベイズアンネットワークによる故障診断技術を開発した。

ベイズアンネットワークによる故障診断では、故障事象の因果関係をグラフィカル確率モデルで表し、観測データと確率アルゴリズムに基づいて不確実な故障事象の定量的な推論が可能となる。ベイズアンネットワークの確率アルゴリズムの応用例としては、医療診断[1]、イメージ認識[2]、言語認識[3]、探索アルゴリズム[4]等がある。故障診断やトラブルシューティングへの応用も古くからあり、インクジェットプリンタの障害診断[5]、ゼログラフィープロセスのモデリング、故障診断[6]が知られている。

表 1. 故障診断技術の比較  
Comparison of fault diagnostic technique

	強み	弱み
従来技術 (PC-Diag, 機械組込 Diag, 故障解析等)	<ul style="list-style-type: none"> <li>異常が検知・検出されると、不具合箇所が一意に特定できる</li> <li>設計にフィードバックしやすい</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>機械動作トラブル等、システムが絡む不具合に対して故障箇所を特定するのが難しい</li> <li>異常の検知・検出や診断できる領域が狭い</li> <li>診断機能の拡張性が低い</li> </ul>
ベイズアンネットワーク技術	<ul style="list-style-type: none"> <li>機械動作トラブル等、システムが絡む不具合に対しても、観測情報を複合的に活用することにより故障箇所の特精度を高めることが出来る</li> <li>直接観測できない箇所の故障確率を観測可能データから確率推論により推定可能</li> <li>情報の追加・削除が容易に行なえ、メンテナンス性に優れる</li> <li>開発・生産・フィールドに幅広く適用可能</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>診断精度を高めるには、ある程度事例の積み上げが必要</li> <li>新機種に対して事例が少ない</li> </ul>

本報告の第2章でベイズアンネットワーク推論技術、第3章で複合機の故障診断モデリング技術について説明する。第4章では、診断モデル開発支援技術として故障診断モデル自動生成システムについて説明する。第5章で、第4章までの技術を応用した複合機の自動診断システムの例を示す。

## 2. ベイズアンネットワーク推論技術

### 2.1 ベイズアンネットワーク

ベイズアンネットワークとは、各ノードに条件付確率表を備えた有向非循環グラフによる因果ネットワークであり、不確実性を含む事象の予測や合理的な意思決定、障害診断等に利用できる確率モデルの一種である。ベイズアンネットワークの確率計算アルゴリズムは1990年代に確立されており、観測可能なノードに証拠情報を与え、各ノードの条件付確率表に基づきネットワーク構造に沿って確率を伝播することで全てのノードの確率を算出する[7]。故障診断モデルにより直接観測できない箇所の故障確率を推定できる。表1に従来の故障診断技術との比較、図1にベイズアンネットワークの一例を示す。

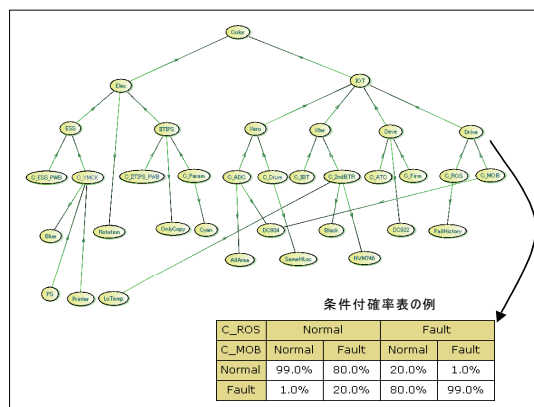


図 1. ベイズアンネットワークの一例  
An example of Bayesian network

## 2.2 ベイジアンネットワークの確率推論

ベイジアンネットワークのノードの確率を計算する際、ベイジアンネットワークのリンクの向きを考慮しないグラフ構造がどこかひとつでもループしているいわゆる複結合ネットワークの場合、単純にリンクに沿って確率を伝播するだけでは、その計算の収束性は保証できない。このような複結合ネットワークにおいても確率計算を行なう手法がいくつか開発されてきた。代表的なものに、グラフ構造を単結合ネットワークに変換して確率伝播を行なう Junction Tree(JT)アルゴリズム[8]、グラフ変換を行わず統計力学的な近似計算により直接確率伝播を行なう Loopy belief propagation (Loopy BP) [9]等がある。前者は Hugin Expert A/S[10]等で製品化されている。表 2 に JT と Loopy BP アルゴリズムの比較を示す。

表 2. ベイジアンネットワーク推論アルゴリズムの比較  
Comparison of bayesian network inference algorithm

アルゴリズム	特徴
JT	<ul style="list-style-type: none"> <li>ネットワークを単結合構造にグラフ変換してから計算する厳密解法</li> <li>複雑なネットワークの場合グラフ変換の計算コストが大きくなる</li> <li>ネットワーク構造が変化する場合、その都度グラフ変換が必要</li> <li>グラフ構造によっては巨大クラスタが発生し、計算量が増大する</li> </ul>
Loopy BP	<ul style="list-style-type: none"> <li>ネットワークにループがあっても確率伝播法をそのまま適用し収束するまで繰り返す近似解法</li> <li>経験的に Loop がひとつの場合等は収束し、効率的</li> <li>ネットワーク構造の変換が不要</li> <li>ノード数が大きいベイジアンネットワークでも対応可能</li> </ul>

## 2.3 組み込みベイジアンネットワーク推論エンジン

ベイジアンネットワークによる故障診断機能を複合機へ組み込む際の推論エンジンとして、Loopy BP アルゴリズムの推論エンジンを独立行政法人 産業技術総合研究所との共同研究により開発した[11]。表 2 に示したように、Loopy BP アルゴリズムは故障診断モデルの場合のように複雑でノード数の大きいベイジアンネットワークでも効率よく推論でき、またネットワーク構造の変換が不要なため、診断モデルが随時更新されるようなケースにおいても対応可能で組み込みに適している。

図 2 に第 3 章で紹介する 11 種の画質トラブ

ル診断モデルに対する Loopy BP アルゴリズム推論エンジンと JT アルゴリズム推論エンジン(Hugin Expert A/S)の合計クリークサイズと推論実行時間との関係を示す。クリークとは、複結合ネットワークを単結合ネットワークに変換した時のクラスタ化したノードのことで、合計クリークサイズはネットワークにおける全クリークの合計サイズをいう。複雑なネットワーク構造ほど合計クリークサイズが大きくなる。図 2 に示すように、11 種の診断モデルの内、合計クリークサイズが非常に大きいモデルでは JT アルゴリズムで処理時間が極端にかかっていることが分かり、故障診断モデルのような複雑なネットワークの場合に Loopy BP アルゴリズムは有利である。

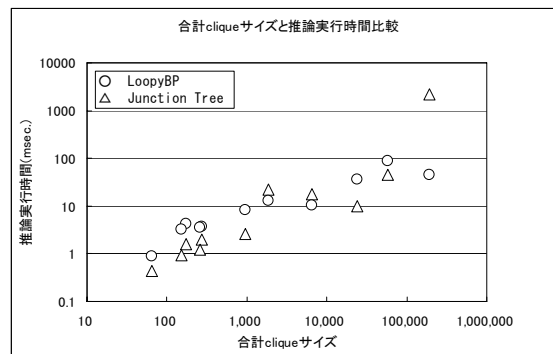


図2. 合計クリークサイズと推論実行時間  
Total clique size vs. inference execution time

表 3 に 11 種の画質トラブル診断モデルについて、開発した Loopy BP アルゴリズム推論エンジンと JT アルゴリズム推論エンジンの代表的性能を示す。Loopy BP アルゴリズムのモジュールサイズがコンパクトなことからも、開発した推論エンジンが複合機組み込み用途として有利なことが分かる。

表 3. 推論エンジンの代表的性能の比較  
Performance of bayesian network inference engine

	Loopy BP	Junction Tree
モジュールサイズ (KB)	253	1823
平均推論時間 (msec)	20	207
平均メモリ消費量 (KB)	745	550

### 3. 複合機の故障診断モデリング技術

#### 3.1 モデリング対象トラブル

図3に電子写真方式カラー複合機トラブルの故障原因別発生頻度の代表例を示す。画質トラブル、紙送りトラブル、エレキ系に起因する機械動作トラブルが主要なトラブルであり、特定のトラブルに集中することなく、ほぼ同レベルで発生している。画質トラブルは複合機の経年劣化にともない徐々に増加するのに対し、エレキ系に起因する機械動作トラブルは市場導入直後に多発する。診断のカバー率を上げるためには3つの主要トラブルに対応した診断モデルを開発する必要がある。

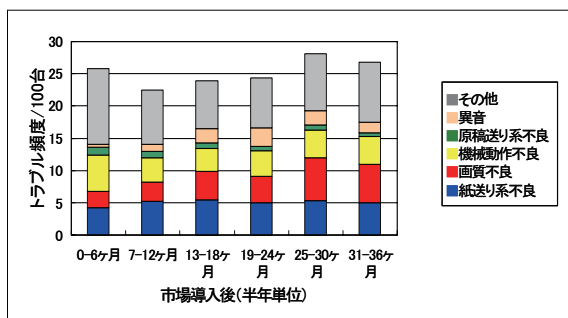


図3. カラー複合機トラブルの故障原因別発生頻度の例  
Trouble occurrence frequency ratio for middle class MF

#### 3.2 故障診断モデル開発

##### 3.2.1 故障診断モデリングのアプローチ

本報告の複合機故障診断モデル開発では、故障原因を交換部品レベルおよび処置内容のレベルまで特定する診断モデルを開発することを狙いとしている。

ベイジアンネットワークによる診断モデル開発は、主にデータ解析による因果関係抽出に基づくモデリング、エキスパート知識に基づくモデリングの2つのアプローチがある。本報告の故障診断モデル開発では、基本的にエキスパート知識に基づくモデリングを利用しているが、画質トラブル、紙送りトラブル、エレキ系に起因する機械動作トラブル、それぞれモデリングのアプローチは異なる(表4)。

表4. 各種トラブルに対する診断モデリングアプローチの違い  
Difference of modeling approach of each trouble

トラブル種類	主なモデル化情報	ベイジアンネットワーク構造
画質トラブル	サービスエンジニアの故障切り分けノウハウ情報 市場の部品交換・処置頻度情報	画像形成モジュール構造に基づく階層型ネットワーク
紙送りトラブル	アクチュエータセンシング情報 市場の部品交換・処置頻度情報	紙送り機構に基づくリンク型ネットワーク
エレキ系に起因する機械動作トラブル	各種ログ情報 市場の部品交換・処置頻度情報	電子回路基板構成に基づく小規模リンク型ネットワーク

##### 3.2.2 画質トラブルのモデリング

画質トラブルに対するモデリングは、電子写真方式の画像形成システムが複雑で、物理モデルの積み上げから診断モデルを構成することが困難なため、サービスエンジニアの故障切り分けノウハウに基づくモデリングを行なった。図4にカラー複合機の画質トラブル毎の発生割合の代表例を示すが、画質トラブルの診断モデリングでは、線筋、点、白抜け等の約12の主要トラブル毎に診断モデルを開発している。具体的には、主要トラブル毎に表5に示すような故障原因と故障切り分けの証拠情報を整理した因果関係二元表(以下、二元表と略)でサービスエンジニアの故障切り分けノウハウを整理し、後述する診断モデル開発支援システムにより診断モデルを開発している。表5において、縦軸に故障原因、横軸に故障切り分けのための証拠情報を示している。

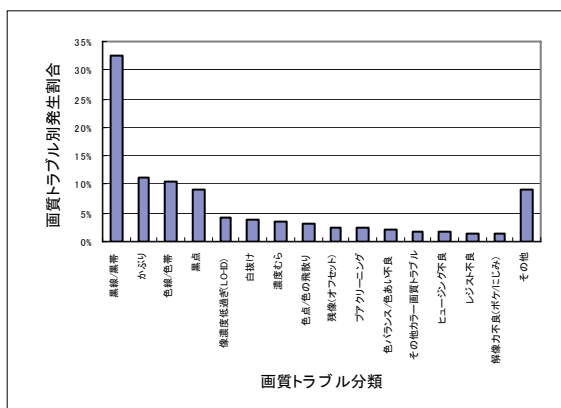


図4. カラー複合機の画質トラブルの発生頻度例  
Occurrence frequency ratio of image trouble for middle class MF

表 5. 画質トラブルの二元表の例(一部抜粋)  
Example of cause-and-effect relationship table for image trouble

エリア	サブエリア	原因	長さ	線幅	輪郭	濃度	...
IIT	Platen Glass	汚れ	不定	不定	ぼけることが多い	不定	...
	Platen Glass	傷	短い	細い	くっきり	薄い(傷の深さによる)	...
	Document Transport	ベルトの汚れ	不定	不定	ぼけることが多い	薄い	...
	Document Transport	トランスポートの曲がり	不定	太め	ぼける	薄い	...
	Full Rate Carriage	ミラーユニットの汚れ	副走査方向全面	不定	ぼける	薄い	...
	Half Rate Carriage	ミラーユニットの汚れ	副走査方向全面	不定	ぼける	薄い	...
	Lens Kit Assy	CCDの汚れ	副走査方向全面	太い	不定	不定	...
Elec	System Memory	System Memory不良	不定	細線が主走査方向全面	くっきり	濃い	...
	...	...	...	...	...	...	...

画質トラブルの診断モデルの例として、図 5 に横(主走査方向)線筋診断モデルの例を示す。

白色で示したノードが故障原因箇所を表す原因ノード、グレー色で示したノードが故障切り分けの証拠情報を表す証拠ノードである。画質トラブルの診断モデルでは、画像形成の機能毎に原因ノードが階層的に配置され、サービスエンジニアのノウハウに基づく証拠情報(証拠ノード)がリンク付けされている。また、計算時間や推論精度を改善するための中間ノードが設けられている。原因ノードの初期確率は市場の部品交換・処置頻度情報、証拠ノードの初期確率はサービスエンジニアのノウハウに基づいて設定されている。

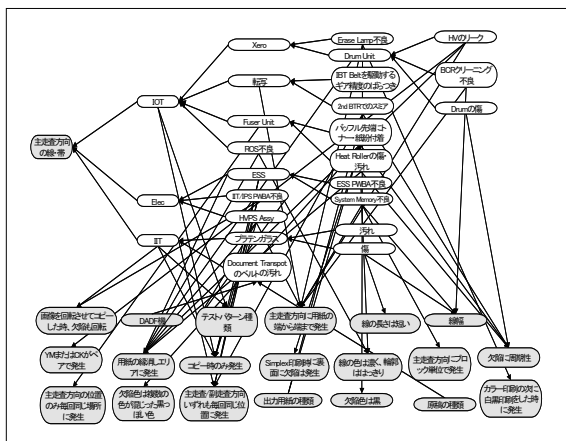


図 5. 横(主走査方向)線筋診断モデル  
Diagnostic model of line and strike of main-scan direction

### 3.2.3 紙送りトラブルのモデリング

紙送りトラブルに対するモデリングは、紙送

り機構の紙送りパスに合わせて、連続的に紙送り動作が行なわれる複数の区間に分割し、モデリングを行なっている。各診断モデル区間毎に原因ノードを繋ぐリンク情報を備えた二元表でアクチュエータ、駆動回路、センサ情報の関係を整理してモデリングを行なっている。

図 6 に用紙トレイフィーダ部～感光体直前区間の診断モデルの一部である用紙トレイフィーダ部の例を示す。紙送りトラブルの診断モデルは、用紙を送る搬送ロール、各搬送ロールを駆動するアクチュエータ、電子回路等が原因ノードとして配置され、リンクされている。証拠ノードには各アクチュエータの動作不良を検出するためのセンシング情報、具体的には、各アクチュエータの振動データおよび電流データ(新規開発した故障検出の代用特性)、各アクチュエータのオン信号、各搬送ロールの用紙フィード数履歴、各タイミングセンサの通過時間、通過時間データの標準偏差等が含まれている。また、各ノードの初期条件確率は、市場の部品交換・処置頻度情報、サービスエンジニアの経験を基に設定されている。さらに、本報告の紙送り診断モデルでは、個々アクチュエータ不良が検出できるため、紙送り系の診断だけでなく、機械系システム全般、特に図 3 に示すカラー複合機の主要トラブルの一つである異音トラブルを含めて診断を行なうこともできる。

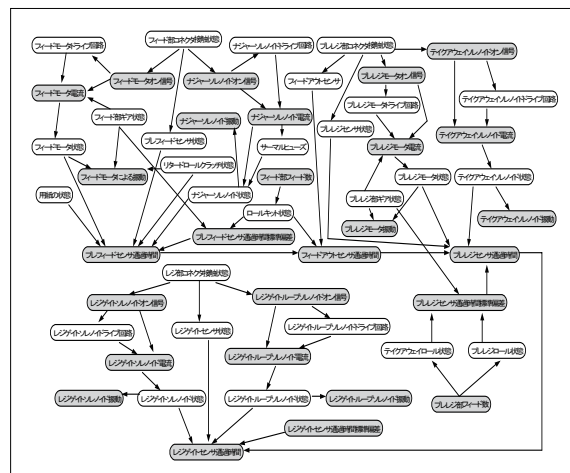


図 6. 用紙トレイフィーダ部の診断モデル  
Diagnostic model of paper tray feeder

### 3.2.4 エレキ系に起因する機械動作トラブルのモデリング

エレキ系に起因する機械動作トラブルでは、機械動作を制御する電子回路基板構成に基づくモデリングを行なっている。機械動作トラブルのモデリングは市場で発生する主要なフォルトコード群毎に、当該フォルトコード群に関連する各電子回路基板およびソフトウェアを故障原因として二元表に整理してモデリングを行なっている。故障切り分けのための証拠情報には、フォルトコード、各種ログ情報が対応している。複数の証拠情報を総合的に活用することにより、診断精度を向上させることが機械動作トラブル診断モデルの特徴である。

図 7 に複合機の機器制御メイン基板に対する診断モデルの例を示す。他の診断モデル同様、各ノードの初期条件確率は、部品交換・処置頻度情報を基に設定されている。

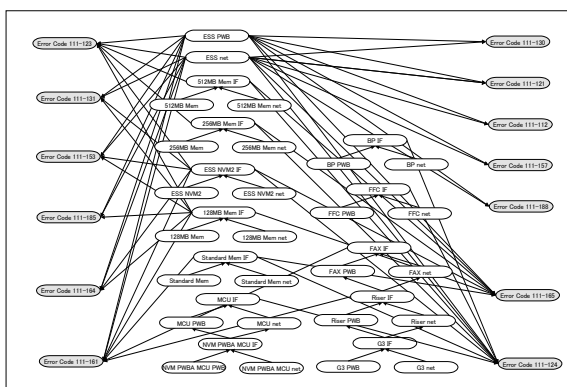


図 7. 機器制御メイン基板に対する診断モデル  
Diagnostic model of main control PWBA

### 3.3 診断モデル性能

ベイジアンネットワーク診断モデルによる故障診断では、故障原因候補となる複数の部位が確率をともなって表示される。開発した診断モデル性能評価の一例として、画質トラブル診断モデルの性能評価事例を紹介する。市場で回収されたトラブルサンプルを評価サンプルとして使用した診断結果例を表 6 に示す。市場で回収されたトラブルサンプルは、特異サンプルが多く含まれているにも関わらず、最上位で 82%、2 位以内で 91% と高い確度で一致することを確認している。

表 6. 画質トラブル診断モデルの性能評価  
Performance evaluation of image trouble diagnosis models

欠陥種類	最上位で一致		2 位以内で一致	
	特定率	一致事例数	特定率	一致事例数
縦線・筋	100%	12/12	100%	12/12
横線・筋	100%	2/2	100%	2/2
黒点・色点	100%	4/4	100%	4/4
地汚れ(かぶり)	100%	2/2	100%	2/2
白抜け	33%	2/6	67%	4/6
濃度ムラ	67%	2/3	67%	2/3
濃度低過ぎ	50%	1/2	100%	2/2
色味不良	100%	1/1	100%	1/1
解像力不足	100%	1/1	100%	1/1
合計	82%	27/33	91%	30/33

## 4. 診断モデル開発支援技術

故障診断モデルを運用していく上では、市場導入後の故障頻度変化、初期モデル想定外の故障事象への対応、新機種に対する診断モデリング等の課題がある。これらの課題に対応するため、市場導入後の故障発生状況に応じて条件付確率表を更新する機能や開発部門やサービス部門で簡単に診断モデルを構築できる機能等を備えた故障診断モデル自動生成システムを提供している。

### 4.1 故障診断モデル自動生成システムの要素技術

#### 4.1.1 モデル構築情報の二元表管理と故障診断モデル記述

ベイジアンネットワーク記述で診断モデルの管理をするのが一般的であるが、専門的な知識がなくとも理解しやすい 3 章で示した二元表で診断モデル構築情報を管理することとし、二元表のインポートおよびエクスポート機能を開発した。

また、故障診断モデルに特化した中間記述を考案し、二元表とベイジアンネットワークとの親和性を高めた。図 8 に故障診断モデル記述と対応するベイジアンネットワーク記述の例を示す。故障診断モデル記述には、( i )原因ノードと証拠ノードが分類されかつ因果関係をもれなく表現、( ii )故障発生比率等の簡単な確率設定のみ、( iii )視認性が高く汎用的な処理の適用が可能な構造化記述(XML)、等の特徴を持っている。この故障診断モデル記述から自動的にベイジアンネットワークが生成される。

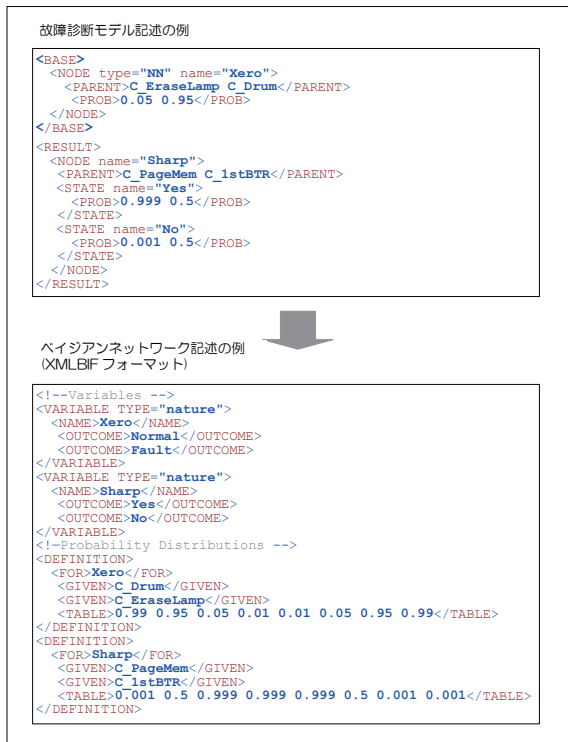


図 8. 故障診断モデル記述の例  
An example for fault diagnostic model description and XMLBIF format

#### 4.1.2 データベースに基づく確率自動更新

市場導入直後と経年使用後の故障割合が変化したり、特定の故障に対するトラブル対策品が適用された場合に故障頻度が大きく変化する等、初期診断モデル想定外の故障発生確率が変化すると、診断精度が低下してしまう。市場導入後も診断精度を保つために、市場品質データベースに基づき市場故障発生状況に応じて条件付確率表を自動で更新する機能を開発した。

## 4.2 故障診断モデル自動生成システム

図 9 に故障診断モデル自動生成システムの構成を示す。中核となる故障診断モデル自動生成ツールは、故障診断モデル記述に対応した内部データ構造を持っている。二元表のインポート時はアクセスライブラリを介して取り込んだ二元表データを内部データ構造に変換して保持し、またエクスポート時は内部データ構造を二元表フォーマットに変換してライブラリを介して二元表出力する。

市場品質データベースによる確率更新時は、データベースにアクセスして収集したデータを確率テーブルに変換し、保持している内部データ構造の確率設定部の値を更新する。

ベイジアンネットワークの故障診断モデルは、内部データ構造から図 8 に示したようなベイジアンネットワーク記述に変換ライブラリを介して出力される。

以上のように、故障診断モデルの開発ユーザはベイジアンネットワークの専門的知識なしに、モデル構築に必要な情報は全て二元表で管理するだけで容易にベイジアンネットワーク診断モデル生成と確率更新することが可能となっている。

## 5. 複合機の自動診断システム

### 5.1 自動診断システムの構成

前章までに紹介した技術を応用して、ベイジアンネットワーク技術による診断モデルを用いた自動診断システムを開発している。自動診断システムの構成を図 10 に示す。故障診断機能

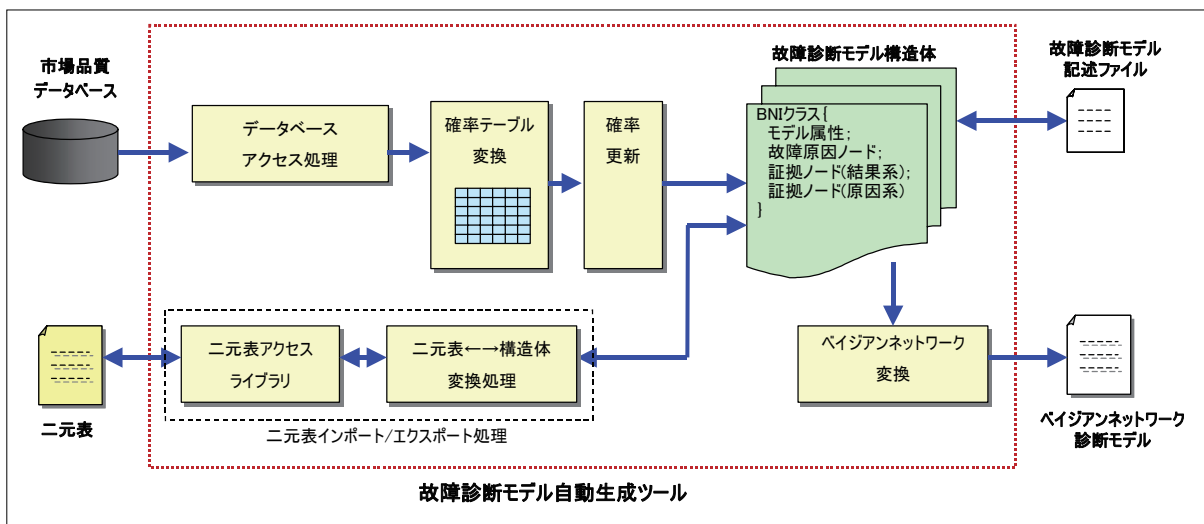


図 9. 故障診断モデル自動生成システム構成図  
Diagnostic model automatic generation system diagram

は複合機のアプリケーションとして組み込まれ、故障診断機能の一部をリモート保守センターのサーバにも組み込むことで、オンサイト診断・リモート診断いずれにも対応可能な構成となっている。さらにリモート保守センターサーバは、市場品質データベースにアクセスして診断モデルを定期的に更新する機能を有する。この機能により、リモート診断では常に最新の市場トラブル情報を反映したより精度の高い診断を実現することができる。

故障診断機能（オンサイト診断時）の詳細について説明する。故障診断機能は、故障解析モジュール、故障原因推定モジュール、複合機制御モジュールで構成されている。

故障解析モジュールは、画質トラブルに関してはトラブルの発生したプリント出力のスキャン画像を、紙送り系トラブルに関しては搬送タイミング等のセンサ情報を、エレキ系トラブルに関しては各種ログ情報を主に解析して診断に必要な情報を抽出する。

故障原因推定モジュールは、トラブル種類毎に開発した診断モデル群、故障解析モジュールにて抽出された情報と診断モデルとを用いて故障原因候補の故障確率を計算する推論エンジン、推論エンジンでの計算結果を基に故障原因候補を抽出する故障原因候補抽出部、とを有し、故

障確率の高い順に故障原因候補を出力する。

複合機制御モジュールは、デバイス制御部と故障診断用 UI 制御部とを有する。デバイス制御部は、画質トラブル診断時には複合機のプリント機能やスキャン機能を制御してテストチャート出力やテストチャートの読み込みを行ない、紙送り系トラブルやエレキ系トラブル診断時には複合機の各種記憶部にアクセスして搬送タイミング等のセンサ情報やログ情報の取得等を行なう。そして取得したデータを故障解析モジュールに送る。故障診断用 UI 制御は故障原因推定モジュールから出力された結果を基に、複合機の UI 機能を制御して故障確率の高い順に診断結果をユーザに提供する。

リモート診断の場合は、複合機内の故障解析モジュールにて抽出された情報はネットワークを通じてリモート保守センターサーバに送信され、保守センターサーバ側の故障原因推定モジュールで診断を行なう。そしてセンター端末の UI を介して診断結果をオペレータに提供することで、オペレータはその内容を基に顧客やエンジニアに対応を指示することが可能となる。

## 5.2 画質トラブル診断への適用例

自動診断システム的具体例として、各種トラブルの内一部ユーザ操作を必要とする画質トラ

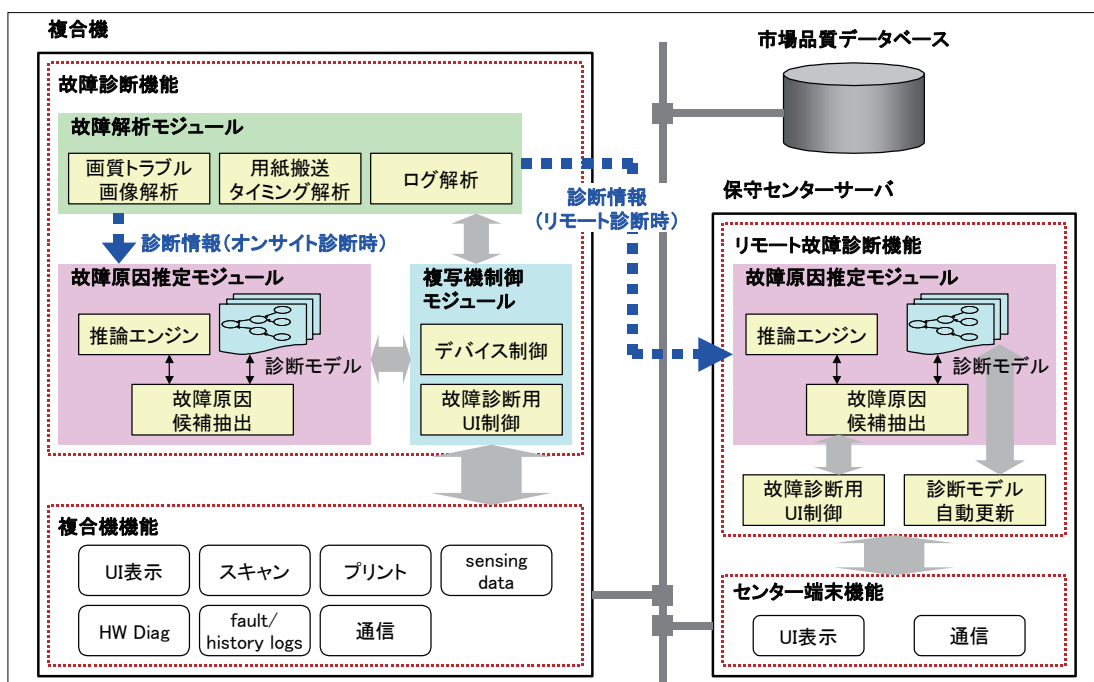


図 10. 自動診断システム構成図  
Automatic diagnostic system diagram



ブルに対する診断システム（オンサイト診断）を紹介する。他のトラブルの診断ではユーザ操作を含まないため、構成としては画質トラブル診断システムのサブセットとなる。

画質トラブル診断システムの処理フローを図11に示す。本システムでは、まずユーザが複合機のUIを介して画質トラブルの種類を選択することで、対応するテストチャートを出力する。そして出力したチャートを複合機のスキャナにて読み込んだ後、自動診断処理を開始する。画質トラブル診断システムの故障解析モジュールは、読み込んだ画質トラブル画像を解析してより詳細な画質トラブル種類判定とその種類に応じた不具合の特徴量抽出を行ない、その結果を故障原因推定モジュールに送る。故障原因推定モジュールは、判定された画質トラブル種類に対応する診断モデルを選択し、不具合の特徴量を証拠情報として選択された診断モデルと共に推論エンジンに入力することにより故障原因の推定を行なう。そして、複合機のUIに診断結果を故障確率の高い順に表示することでユーザに診断情報を提供する。

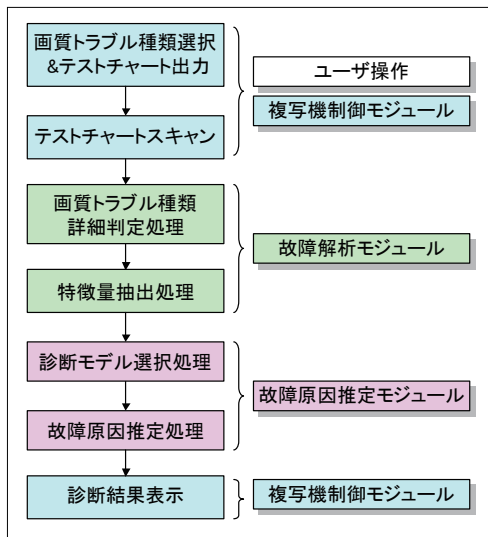


図 11. 画質トラブル診断システムの処理フロー  
Image quality diagnostic flow

このシステムを複合機システムのアプリケーションとして実装を行なっている。複合機システムに組み込んで動作させた時のシステム性能例を表7に示す。この結果より、容量の大きい画像データを扱う画質トラブル診断システムでも複合機に組み込み可能であることを確認している。

表 7. 自動診断システム性能  
Performance of Automatic diagnostic system

分類	項目	達成レベル	備考
動作条件	自動診断処理モジュールサイズ	810KB	
	診断モデルファイルサイズ	240KB	
	ワークメモリサイズ	50MB	・A4 サイズチャート ・300dpi スキャン
処理性能	平均自動診断処理時間	6sec	・A4 サイズチャート ・スキャン開始から自動診断処理終了まで ・CPU: Pentium 3GHz

## 6. おわりに

複合機は、電子部品/機械部品/高分子材料等の多様な要素から構成される複雑なシステムであり、突発性/磨耗系の各種トラブルが発生し、現状機器性能の維持にはサービスエンジニアが不可欠となっている。我々は、エキスパートエンジニア in 複合機を目指して、ベイジアンネットワーク技術によるインテリジェントな故障診断システムを実現するための要素技術、システム技術を開発し、その実現性を示すことができた。

ベイジアンネットワーク技術は、事前知識と様々な現象の観察から物事を総合的に判断する人間の思考に近いシステムを実現することができ、大きな変革を起こす可能性のある技術である。今後、ベイジアンネットワーク技術をさらに発展させ、トラブル発生後の診断だけでなく、トラブルを未然に防止する自律型システムを目指して開発を行なう予定である。

## 7. 謝辞

推論エンジンの共同研究にあたり、適切なご支援、ご指導を頂きました。独立行政法人 産業技術総合研究所 サービス工学研究センター 大規模データモデリング研究チーム長 本村陽一氏に感謝いたします。

## 参考文献

- 1) Spiegelhalter, D. J., Franklin, R., & Bull, K. (1989). Assessment, Criticism, and Improvement of Imprecise Probabilities for a Medical Expert System. In

- Proceedings of the Fifth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, pages 285-294. Mountain View, CA.
- 2) Booker, L. B., & Hota, N. (1986, August 8-10). Probabilistic Reasoning about Ship Images. Paper presented at the Second Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, University of Pennsylvania, Philadelphia, PA
  - 3) Charniak, E., & Goldman, R. P. (1989a). Plan Recognition in Stories and in Life. Paper presented at the Fifth Workshop on Uncertainty in Artificial Intelligence, Mountain View, California.
  - 4) Hansson, O., & Mayer, A. (1989). Heuristic Search as Evidential Reasoning. Paper presented at the Fifth Workshop on Uncertainty in Artificial Intelligence. Windsor, Ontario, Canada.
  - 5) F.Jensen, U.Kjarul, B.Kristianse, H.Langseth, C.Skaanning, J.Vomlel and M.Vomlelova, "The SACSO methodology for troubleshooting complex systems", Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing (AIEDAM), Vol.15, 321, 2001
  - 6) C. Zhong and P. Y. Li. Bayesian belief network modeling and diagnosis of xerographic systems. In Proceedings of the ASME Symposium on Controls and Imaging - IMECE Nov., 2000.
  - 7) 本村, 岩崎, “ベイジアンネットワーク技術—ユーザ・顧客のモデル化と不確実性推論”, 東京電機大学出版局, 2006.
  - 8) F.Jensen, “An Introduction to Bayesian networks”, University College London Press, 1996
  - 9) Kevin P. Murphy, Yair Weiss, Michael I. Jordan, “Loopy Belief Propagation for Approximate Inference: An Empirical Study”, In Proceedings of Uncertainty in AI, 1999
  - 10) Hugin Expert A/S,  
<http://www.hugin.com/>
  - 11) 山田, 足立, 本村, “複写機の障害診断における確率推論アルゴリズムの性能評価”, 人工知能学会研究会資料, SIG-FPAI-A602-04, 2006

## 筆者紹介

足立 康二

オプト&エレクトロニクス要素技術研究所に所属  
専門分野：故障診断、プリンティング処理

山田 紀一

オプト&エレクトロニクス要素技術研究所に所属  
専門分野：故障診断、電子デバイス

上床 弘毅

オプト&エレクトロニクス要素技術研究所に所属  
専門分野：故障診断、画像処理

安川 薫

オプト&エレクトロニクス要素技術研究所に所属  
専門分野：故障診断、データマイニング