

# ベイズ推定を用いた部品エージェントによる機械部品の再利用支援 Reuse Support of Mechanical Parts by Part Agents Using Bayesian Estimation

精密工学専攻 13号 上野達郎

Tatsuro Ueno

## 1. 序論

近年、産業社会の形態は大量消費・大量生産型社会から循環型社会へと変化しつつあり、ライフサイクルの効率化が求められている。循環型社会に移行するためには、部品個々のリサイクル技術や分解性設計の研究だけでなく、消費者のニーズを満たしつつ、再利用部品を効果的に使用していくことが重要である。本研究では、個々の部品に付与された部品エージェントによって、製品ライフサイクル中の部品を管理する部品エージェントシステム<sup>(1)</sup>の開発を行っている。

再利用促進の妨げとして、消費者の再利用部品利用への消極性が挙げられる。再利用部品の過去の使用過程が機械製品の運用へどのように影響を及ぼすか不明瞭な点が多いことから、消費者は再利用製品や、再利用部品を用いた製品の使用に消極的な傾向がある。また、製品の使用形態や製品へ要求する機能など、消費者の特性は様々であり、消費者によって故障や不具合の可能性、またそれを許容できるかどうかも変動する。ある消費者にとっては運用に問題のある部品が、別の消費者にとっては問題が無いというケースがあると考えられる。そのため、消費者が再利用製品の利用を考える際には、消費者の特性を踏まえた上で判断できる環境が求められる。また、現状の製品よりも、ある再利用製品を利用した場合にコストパフォーマンスが向上することを示せれば、消費者のニーズを満たしつつ部品の再利用促進に繋がると考えられる。このように、消費者の特性と部品の状態とを合わせて製品の運用コストを評価し、再利用品の利用を視野に入れた保全行動を支援する仕組みが必要である。

本研究では、部品単位の情報管理を行う部品エージェントが、消費者へ部品の保全行動を提案する仕組みを開発している。ベイジアンネットワークを用いて、消費者の特性の違いと部品の状態をモデル化し、不確実な事象の可能性を推測することで、再利用部品を用いたときの個々の消費者への影響を評価する。また、それらのデータを基に部品エージェントが消費者へ保全行動を提案し、それによって部品生産数、及びコストにどのような影響を与えるか調べるシミュレーションを行う。

本論文の構成は次の通りである。2章で部品エージェントシステムの構想とその構成について述べ、3章でベイズ推定を用いた再利用部品評価の手法について、4章では3章の結果を用いて部品エージェントが部品の保全行動を提案し、トータルのコストを調べるためのシミュレーションについて述べる。最後に5章で結論を述べる。

## 2. 部品エージェントシステム

### 2.1 部品エージェントシステムの構想

本研究では、部品個々の情報管理、及び消費者への提案を行うツールとして部品エージェントシステムを提案している。部品と対応付けられたネットワークエージェントを部品エージェントと呼び、部品エージェントはネットワーク上を移動することで対応する部品に追従し、部品のライフサイクル全体にわたりその状態を管理する。Fig. 1のように、実世界で製品及び部品が生産工場、組立工場、市場、消費者、修理工場などのライフサイクルステージを移動するにつれて、

部品エージェントもそれらの実製品や実部品に追従してネットワーク上を移動し、そのライフサイクルステージに合わせた必要な情報を必要ときに提供、及び部品や消費者にとって適切な保全行動を判断し、消費者に提案する。

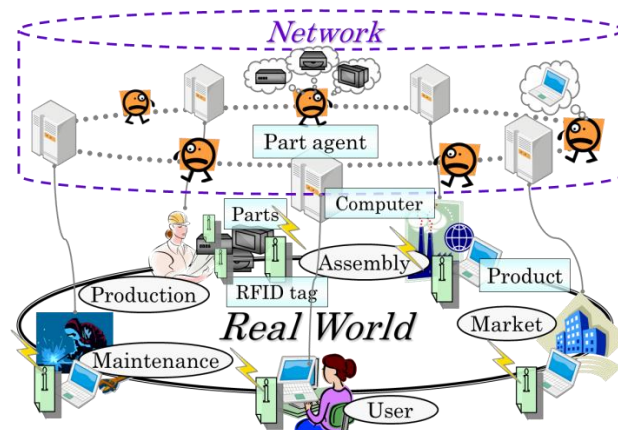


Fig. 1 Proposed usage scenario of part agent system

### 2.2 試験環境の構成

部品エージェントに用いられるネットワークエージェントは、プログラム単体での自律的な処理の実行とネットワーク上の移動が可能である。ネットワーク上を移動することで必要な情報を収集し、各ライフサイクルステージで適切な動作をすることができる。本研究では、日本IBMのネットワークエージェントである Aglets<sup>(2)</sup>を利用してシステムを作成した。

部品エージェント同士が情報をやりとりし、他の部品の情報を参照することができる。Fig. 2では部品の例としてHDDを用いて、時間ごとの温度状態の変化を表している。消費者自身が使用している部品と、交換候補にある再利用部品 (Re-HDD4)、他の消費者が使用する部品 (HDD2, HDD3) の温度状態を示している。このように、部品から得られる情報を部品エージェントが取得することで、部品の状態管理と、他の運用状態との比較が可能である。

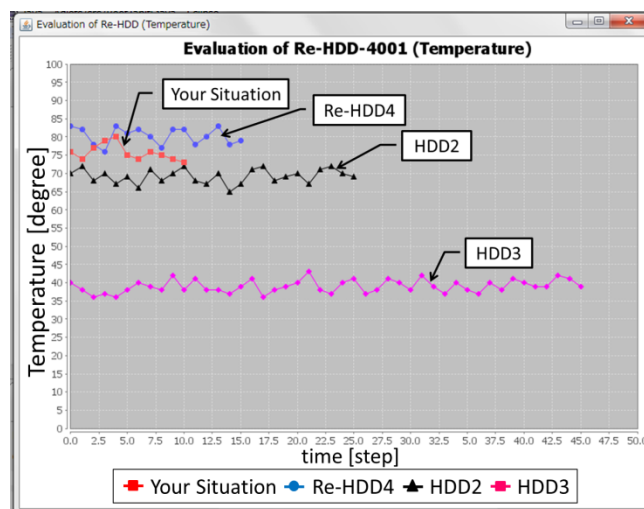


Fig. 2 State of parts (Temperature) Part Agents collected

また、ネットワーク上の部品エージェントと現実の製品や部品を対応付けるために、RFID 技術に基づく電子タグを用いる。RFID(Radio Frequency IDentification)とは、電波を利用した非接触認証技術の総称であり、Suica などの電子決済システムでの利用が進んでいる。電子タグを部品に付与すれば、部品がライフサイクルステージを移動したとき、部品エージェントが部品に追従することができる。また、センサ等で得られた情報を電子タグに書き込むことで、部品エージェントが部品の状態を管理することができる。本研究では、日立製作所の  $\mu$  チップ Hibiki, 及びその Reader/Writer を使用している。

### 3. ベイズ推定による再利用部品評価

#### 3.1 消費者による再利用部品の評価

再利用部品が利用できるかを判断する基準は、利用する消費者によって様々である。それは、消費者の使用頻度や使用する場所の温度条件、湿度条件、電源の供給状態などの条件によって、製品機能への影響の度合いや部品の故障、不具合の発生する可能性が変化するためである。また、それを許容できるかどうかの基準も消費者ごとで異なる。以下、そのような消費者の部品の使用条件、及び不具合の許容基準を消費者の特性と表現する。

部品の再利用を促進するには、消費者の特性を考慮し、再利用部品がそのニーズにあうかどうかの判断が必要である。

#### 3.2 消費者の特性と部品の劣化状態

部品の使用条件と故障及び不具合の可能性との関係は、簡単には判断できない場合が多い。例えば、HDD の故障については、Google 社の調査<sup>(3)</sup>によって使用条件(温度)と故障の関係性がある程度示されているものの、あくまで確率的な統計であり、使用条件と故障の因果関係には不透明な部分が多い。また、HDD の種類によっても劣化に差が見られる。

#### 3.3 ベイジアンネットワークによる確率論的評価

消費者の特性を考慮した部品の評価を行う際には、部品エージェントが取得した部品の情報と個々の消費者の特性に合わせて製品の運用に影響があるかを判断する。また、3.2 で述べた通り、劣化の定量的評価は困難である。本研究では、様々な要因から再利用部品の影響を評価するために、多数の変数間の依存関係や因果関係を有向グラフで表し、不確実性を含む確率推論を行うベイジアンネットワーク<sup>(4)</sup>を用いる。

ベイジアンネットワークとは、各ノードに条件付き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。観測可能なノードに証拠情報を与え、各ノードの条件付き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、すべてのノードの確率を算出する<sup>(4)</sup>。Fig. 3 に因果ネットワークと条件付き確率表の例を示す。図の左のグラフは事象 A, C が事象 B の起こる確率に影響を及ぼすことを表す。事象 A, C の生起(0, 1 で表す)によって変動する事象 B の生起確率は条件付き確率と呼ばれ、図の右に示す条件付き確率表にまとめて表される。

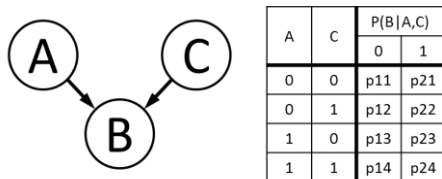


Fig. 3 Example of Bayesian network with conditional probability table

また、事象 B が起きた後に事象 A が起こる確率は式 (1) のベイズの定理で求める。

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (1)$$

$P(A)$  は事象 B が起こる前の、事象 A の確率 (事前確率)、 $P(A|B)$  は事象 B が起きた後での、事象 A の確率 (事後確率) である。事象 A の事前確率  $P(A)$  と条件付確率  $P(B|A)$  から、事象 B が起きたときに事象 A が起こっていた確率を推定することができる。

#### 3.4 簡易因果モデルでの試験

簡単な部品の例を用いてシステムの検証を行う。消費者の操作によって部品の状態が変化し、その結果として修理が必要になるような機械部品を想定する。グラフモデルを Fig. 4 のように設定した。

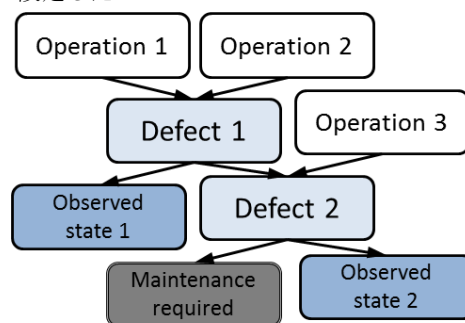


Fig. 4 Representation of causal relations

消費者の使用法として操作 1 から 3 (Operation 1~3)、部品の状態として状態 1 と 2 (Observed state 1, 2) があり、センサ等で検出可能であるとする。操作 1 から 3 が不具合 1 から 2 (Defect 1, 2) の発生に影響する。また不具合 1 は状態 1 と不具合 2 の発生に影響を与え、不具合 2 は状態 2 の発生に影響を与える。不具合 2 が発生した場合、修理が必要となり、コストがかかるという場合を想定する。

##### 3.4.1 不具合事象の起こる確率の推定

状態 1 が起きている部品と状態 2 が起きている部品それぞれについて、修理が必要になる確率 ( $P(M|Os1)$ ,  $P(M|Os2)$ ) を、操作に関する事前確率の異なる消費者 User1~8 について計算して比較する。それぞれの操作の事前確率は、低い値を 0.10, 高い値を 0.90 とし、その組合せ 8 通りを User1~8 まで割り振った。条件付き確率は Fig. 5 のように設定して計算を行った。

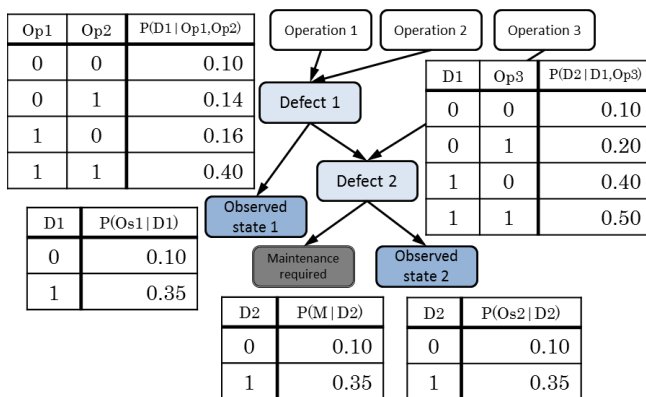


Fig. 5 Conditional probability tables

Fig. 6 に各 User における  $P(M|Os1)$ ,  $P(M|Os2)$ ,  $P(M)$  の計算結果を示す。

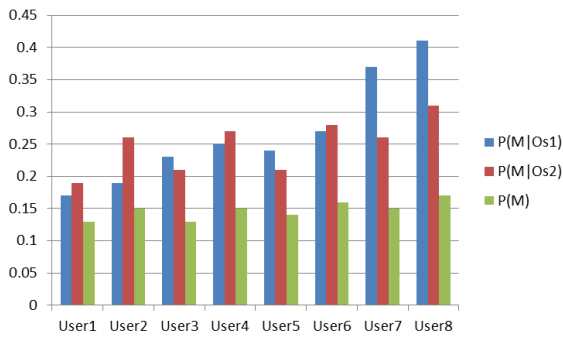


Fig. 6 Conditional probability of maintenance required  $P(M|Os1)$  と  $P(M|Os2)$  を比べると, User1, 2, 4, 6 は  $P(M|Os1)$  の方が高く, User3, 5, 7, 8 は  $P(M|Os2)$  の方が高い. 状態 1 が起きている再利用部品 A と状態 2 が起きている再利用部品 B があつた場合, User1, 2, 4, 6 は再利用部品 A を, User3, 5, 7, 8 は再利用部品 B を使用した方が修理の必要になる確率が低いことがわかる.

このように, 消費者の特性と部品の状態の組み合わせによって, 不具合事象の起こる確率が変化する.

### 3.4.2 部品エージェントによる条件付き確率の算出

部品エージェントは条件付き確率を随時計算し, 更新する. 条件付き確率を計算する最も簡単な方法は, ある事象が起きた回数の中で条件の事象が起きていた場合の割合を計算する方法がある. しかし, 確率の低い事象について条件付き確率を計算する場合, 部品一つのデータのみでは計算が困難である. また, 運用試験などで得られたデータを利用することもできるが, 全ての事象の正確なデータを網羅することは困難であると考えられる. そこで, 部品エージェントが他の消費者が使用する同じ部品の部品エージェントからデータを収集し, 条件付き確率の計算を行う. Fig. 5 に示した確率で事象が生起するように設定し, 単位時間 (Step) ごとに各事象のデータから条件付き確率を計算した. Fig. 7 に単一の部品のみで計算した場合, Fig. 8 に 2 人の消費者からデータを収集した場合の条件付き確率を計算した結果を示す.

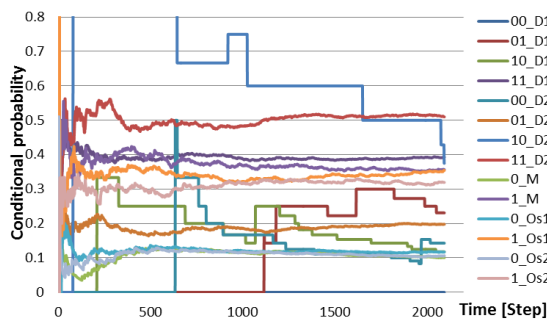


Fig. 7 Conditional probability calculated from one part

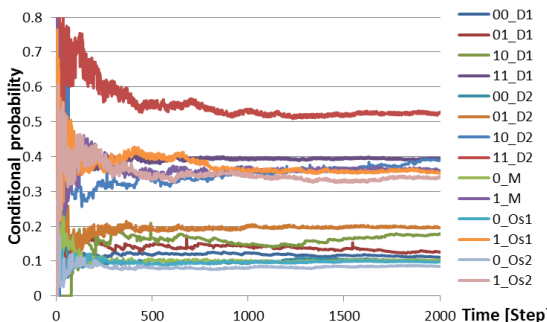


Fig. 8 Conditional probability calculated from several parts

部品一つのデータから計算した場合は確率の低い事象に関してデータが取れないので条件付き確率が正しく求まらない. それに対して, 複数の部品からデータを集めた場合にはより早く Fig. 5 の条件付き確率に収束していることがわかる.

部品エージェントが条件付き確率の値を随時更新することで, より正確な値から確率推定を行うことができる.

## 4. 保全行動の提案機能

部品エージェントは確率推定から再利用部品の評価を行い, その結果から部品の保全行動を提案する. 複数の消費者が部品を使用する場合を想定し, 最終的な部品の生産数と各消費者が負担するコストを調べるためのシミュレーションを行う. なお, シミュレーションでは電子タグの使用は省略している.

### 4.1 ライフサイクルモデル

部品のライフサイクルとして Production, Market, User, Maintenance, Disposal を定義した.

- Production  
部品の生産を行う. Market から受注を受けた場合に部品を生産し, Market に送る.
- Market  
部品の販売, 及び買取を行う. 新品部品の在庫が一定になるように Production に受注を行う. User が部品を売却する場合は, 元の値段から一定の割合を引いた金額を User に渡し, 売却された部品は再利用品として販売する.
- User  
部品を使用する. 部品が故障した場合は代替部品を購入する. 修理が必要な場合は Maintenance へ修理を依頼する. 部品エージェントから提案があつた場合は, それに従って Market にある部品と交換を行う.
- Maintenance  
部品の修理を行う. User から依頼があつた場合は修理を行い User へ部品を送る.
- Disposal  
部品の廃棄を行う. 部品が故障した場合, 部品の廃棄とともに部品エージェントも削除される.

### 4.2 シミュレーション概要

Fig. 9 にシミュレーションの流れを示す.

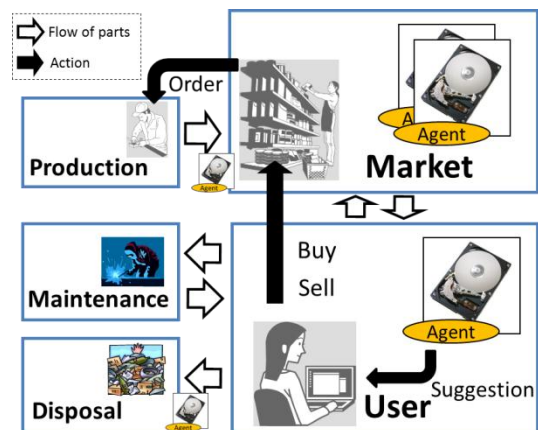


Fig. 9 Flow of simulation

それぞれのライフサイクルステージ (User は複数) を用意する. 各 User は Market から部品を購入し, Market は在庫が一定数に達するように Production へ発注を行う. 各 User のもとで部品が使用され, 部品エージェントからの提案があれ

ば部品を Market へ売却し、新たに購入する部品と交換を行う。故障、及び要修理となった場合は、それぞれ Disposal, Maintenance へ部品を送る。

これを任意の時間続けた後、Production での新品部品生産数と各 User でのコストを出力する。

#### 4.3 部品エージェントが保全行動を提案する基準

3章で述べた手法により、部品エージェントは各消費者のもとで部品の状態ごとにコストのかかる事象（故障、修理など）の起こる確率 $P_f$ を求める。その事象にかかるコスト $Cost$ からその期待値を求め、そこからその事象が起こらなかった場合に得られる利益の期待値（単位時間ごとに得られる利益 $\alpha$ と使用予定時間 $Y$ までの時間の積）を差し引いた値を、保全行動にかかるコスト $Cost'$ と比較する。つまり、部品の使用を始めた時刻を $t$ として、

$$Cost \times P_f - (Y - t)\alpha \times \bar{P}_f > Cost' \quad (2)$$

が真ならば、部品エージェントは提案活動を行い、偽ならば部品の使用を継続する。

#### 4.4 HDD による実験

##### 4.4.1 HDD の劣化について

部品の例として HDD を用いる。また、HDD 劣化の判断材料として、S. M. A. R. T. によって取得した情報を用いる。

S. M. A. R. T. (Self-Monitoring, Analysis and Reporting Technology) とは、HDD の障害の早期発見・故障の予測を目的として HDD に搭載されている機能である<sup>(5)</sup>。全ての故障を予測することはできないが、安定した利用環境における経年劣化による故障を知るには有効である。

S. M. A. R. T. の項目のうち、Scan Errors (読み込みエラー率)、Reallocation Count (代替処理済みの不良セクタ数)、Offline Reallocation (回復不可能なセクタ数)、Probational Counts (代替処理待ちセクタ数) の 4 つが HDD の故障と有意な相関があることがわかっている<sup>(3)</sup>。

##### 4.4.2 HDD の因果グラフモデル

HDD を例にした因果グラフモデルを Fig. 10 に示す。

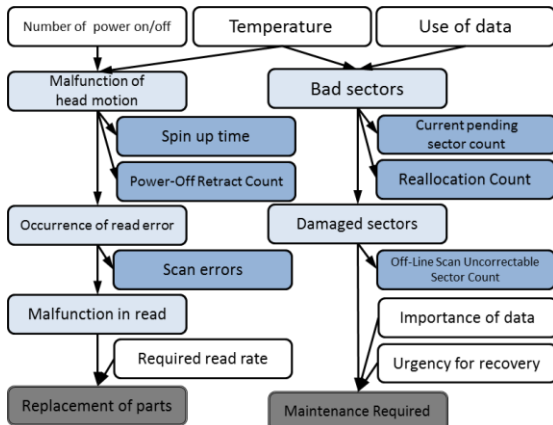


Fig. 10 Causal relations on HDD failure

例えば、スピナップタイム (Spin up time) が遅れているようならば、ヘッドの動作 (Malfunction of head motion) に何らかの不良がある確率は上がる。スピナップタイムから、ヘッドの動作不良が起きている確率を判断することができる。ヘッドの動作不良が起きる確率が高ければ、読み込みエラー (Occurrence of read error) の発生に影響を及ぼす確率が上がる。読み込みエラー発生は、読み込みエラー率 (Scan errors) を見ることによって検出できる。また、読み込み不良 (Malfunction in read) が起こり、読み込み能力が低くなくても、消費者によっては要求する能力から使用を継続する場合も考えられる。

#### 4.5 シミュレーション結果

シミュレーションを以下の 2 つの条件で行う。

- A) 部品エージェントによる提案無し
- B) 部品エージェントによる提案有り

なお、消費者は必ず部品エージェントの提案に従う。この二つの条件のもとで任意の時間までシミュレーションを続け、最終的な各 User が支払ったコスト、部品の生産数を比べる。

Fig. 11 に各 User のコストを示す。なお、単位時間 (Step) は 0.5 [second] に設定し、Fig. 11 は 2000 [Step] の値である。

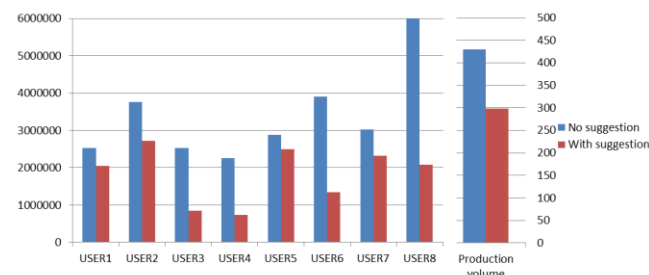


Fig. 11 Simulation result of lost and production volume

部品エージェントによる提案がある方が、各 User でコストの損失が下がる結果が得られた。また、生産数も提案によって減少する結果となった。

部品エージェントの提案によって、消費者が適切な保全行動を行うことで、コスト削減、及び部品生産数の抑制が期待できる。特に製品運用による利益に比べて、不具合事象が起きた場合のコストが大きい場合に有効であると考えられる。

#### 5. 結論

部品エージェントシステムにおいて、不確実性推論の一種であるベイズ推定を用いて、消費者の特性と部品の状態を考慮した再利用部品の評価手法を提案した。また、それらの情報を基に部品エージェントが消費者へ保全行動を提案することによって、部品生産数、及びコストにどういった影響を与えるかを調べるシミュレーションを行うことで、部品エージェントシステムの効果を検証した。

今後の展望として、

- 部品エージェントが因果モデルを追加できる機能
- コスト評価に環境負荷や消費者の満足度を考慮に入れるなどが挙げられる。

#### 参考文献

- (1) 伊東一真, 堀井一樹, 平岡弘之, RFID とネットワークエージェントを用いた部品エージェントシステムの試験環境構築とリコールへの適用, エコデザイン 2010 ジャパンシンポジウム論文集 (2010), pp. 4-3.
- (2) Danny Lange and Mitsuru Oshima, Addison Wesley 社, Programming and Deploying Java™ Mobile Agents with Aglets™ (1998).
- (3) Eduardo Pinheiro, Wolf-Dietrich Weber and Luiz André Barroso, Failure Trends in a Large Disk Drive Population, Proc. Of the 5th USENIX Conference on File and Strange Technologies, pp. 1-13 (2007).
- (4) 本村陽一, 岩崎弘利, バ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).
- (5) PalickSoft, S. M. A. R. T. attribute meaning, [http://www.siguardian.com/products/siguardian/on\\_line\\_help/s\\_m\\_a\\_r\\_t\\_attribute\\_meaning.html](http://www.siguardian.com/products/siguardian/on_line_help/s_m_a_r_t_attribute_meaning.html) (accessed 2013-02-1)