

博士學位論文

論文題目 データマイニングを用いた
半導体製造工程管理の
高度化に関する研究

提出者 東北大学大学院情報科学研究科
システム情報科学専攻
篠原研究室

学籍番号 A8ID2003

氏名 津田 英隆

目次

1. 序論.....	1
1.1 はじめに	1
1.2 研究の位置づけ	2
1.3 半導体製造工程管理の課題.....	3
1.4 研究の背景.....	6
1.5 研究の課題.....	7
1.6 本研究で使用するデータ	9
1.7 本論文の構成	10
2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定	13
2.1 緒言	13
2.2 従来の半導体歩留り解析手法	15
2.2.1 データマイニング手法の適用の目的と手法の選択.....	15
2.2.2 回帰木分析を用いた不良要因の特定.....	15
2.2.3 半導体歩留り解析への回帰木分析の適用事例	17
2.2.4 既存研究における課題と本研究での提案	18
2.3 半導体歩留り解析へのデータマイニング適用手法の提案.....	18
2.3.1 回帰木分析と不良要因仮説検証を組み合わせた手法の提案	18
2.3.2 分析結果の可視化と検証.....	20
2.4 装置間差解析へのデータマイニング適用手法.....	22
2.4.1 解析課題	22
2.4.2 分析データ	23
2.4.3 回帰木分析結果による解析	24

2.4.4	解析結果の可視化と不良要因仮説の検証手順	25
2.4.5	不良要因仮説の検証結果	27
2.5	複合不良要因解析へのデータマイニング適用手法	28
2.5.1	解析課題	28
2.5.2	分析データ	30
2.5.3	回帰木分析結果による解析	30
2.5.4	解析結果の可視化と不良要因仮説の検証手順	32
2.5.5	不良要因仮説の検証結果	34
2.6	提案手法の有効性評価	35
2.6.1	装置間差解析	35
2.6.2	複合不良要因解析	39
2.7	結言	39
3.	複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化	41
3.1	緒言	41
3.2	複数データからの従来の不良要因の特定手法	42
3.2.1	従来手法の課題	42
3.2.2	従来手法の手順	42
3.3	少ない仮説検証回数での不良要因の特定手法の提案	44
3.3.1	提案手法の方針	44
3.3.2	提案手法の手順	45
3.4	不良要因特定のための従来手法と提案手法の比較実験	47
3.4.1	課題	47
3.4.2	従来手法による結果	47
3.4.3	提案手法による結果	50

3.4.4	提案手法による分析結果の検証	52
3.5	提案手法の有効性評価	56
3.6	結言	56
4.	計測データに関する顕著な相関関係の抽出	58
4.1	緒言	58
4.2	露光工程の装置，データおよび不良発生原因の特定手法	59
4.2.1	露光装置と装置パラメータ	59
4.2.2	計測装置と計測データ	59
4.2.3	不良発生原因の特定手法	59
4.3	仮説発見型手法による不良発生原因の特定の提案	60
4.3.1	提案手法の方針	60
4.3.2	相関係数マイニングと不良発生原因の特定	61
4.3.3	相関係数マイニングの詳細手順	62
4.4	相関係数マイニングによる不良発生原因の特定の実験	64
4.4.1	相関係数マイニングによる顕著な相関関係の抽出	64
4.4.2	不良発生原因の特定と改善対策	67
4.5	提案手法の有効性評価	67
4.5.1	不良発生原因の特定	67
4.5.2	高精度な工程制御の可能性	67
4.6	結言	70
5.	結論	71
5.1	まとめ	71
5.2	今後の展開	73

目次

5.2.1	データ解析自動化の推進	73
5.2.2	半導体製造における仮想計測技術の展開	75
参考文献		77
発表論文リスト		80
謝辞		84

図目次

図 1.1	ITRS 国際半導体技術ロードマップ.....	3
図 1.2	半導体製造工程におけるデータ解析の位置づけ	4
図 1.3	データ解析に関する業務ループ	5
図 1.4	2 章, 3 章で使用するデータの関連図	9
図 1.5	4 章で使用するデータの関連図	10
図 2.1	回帰木	16
図 2.2	不良要因仮説の抽出と検証からなる提案手法	18
図 2.3	提案手法の解析フロー	19
図 2.4	仮説検証フロー	21
図 2.5	装置間差解析	23
図 2.6	装置間差解析結果を示す回帰木	24
図 2.7	装置間差解析の仮説検証フロー	26
図 2.8	累積確率プロットによる回帰木分析の検証(正常装置 D01)	27
図 2.9	累積確率プロットによる回帰木分析の検証(異常装置 D04)	27
図 2.10	複合不良要因解析結果を示す回帰木	31
図 2.11	複合不良要因解析結果の検証フロー	33
図 2.12	RSP-歩留り散布図	34
図 2.13	V _{th} -I _d 散布図	35
図 2.14	評価手順 (全体)	37
図 2.15	評価手順 (第 1 段階)	37
図 2.16	異常装置 D04 の歩留り改善対策の効果	38
図 3.1	従来の不良要因仮説検証手順	43
図 3.2	提案する不良要因仮説検証手順	46
図 3.3	装置間差解析結果を示す回帰木(製品 1)	48

図 3.4	属性 AET2 による歩留り分布 (製品 2)	53
図 3.5	属性 AET1 による歩留り分布 (製品 1)	53
図 3.6	属性 AET2 による歩留り分布 (製品 3)	54
図 3.7	属性 AET3 による歩留り分布 (製品 4)	54
図 3.8	デモデータによる歩留り分布.....	55
図 4.1	解析手法の比較	61
図 4.2	p1-p2 散布図	66
図 4.3	装置管理パラメータのトレンド 1	69
図 4.4	装置管理パラメータのトレンド 2	69
図 5.1	トレンドパターンとトレンド変化情報の例.....	74

表目次

表 2-1	装置間差解析用入力データ	24
表 2-2	複合不良要因解析用入力データ	30
表 3-1	属性順序リスト(製品 1)	49
表 3-2	属性順序リスト(製品 2)	49
表 3-3	属性順序リスト(製品 3)	50
表 3-4	属性順序リスト(製品 4)	50
表 3-5	統合属性順序リスト	51
表 4-1	相関係数マイニングへの入力データ	63
表 4-2	相関係数マイニングの結果 (一部)	65
表 5-1	トレンドパターンとトレンド変化情報	75
表 5-2	課題に関する項目の現在の実用レベルから今後の展開	76

1. 序論

1.1 はじめに

近年、「いつでも・どこでも・誰でもコンピュータを使用できるユビキタス社会」[1]が注目されている。このようなユビキタス社会は、半導体をはじめとする各種電子デバイスの進歩によりもたらされているといっても過言ではない。半導体は、テレビ、ビデオ等の家電製品に、あるいはハイエンドサーバ、パーソナルコンピュータに使われ、さらには携帯電話等の通信システムの重要な部品となり、我々に便利な豊かさをもたらしている。社会のニーズが半導体製品の中の機能として組み込まれ、安価で安定した製品が社会に提供されることが望まれている。

半導体製品は数百にも及ぶ製造工程で処理されるので、短期間で試作を繰り返して複雑で厳しい設計や製造条件を決定し、速やかに各製造工程を立ち上げ、高歩留りを維持していく必要がある。このため、半導体ビジネスで生き残っていくためには、半導体製品の設計、製造に関わる全工程で生じる不良要因や不良発生原因を速やかに特定し、それに基づく歩留り改善対策の施行が必要である。

各工程や製造途中も含む製品の不良を解析する不良解析では、不良の有無の判断、不良位置の特定、不良のメカニズムの研究[2]が行われている。しかし、半導体ビジネスで競争力を確保するためには、不良解析のような個別の要素技術の研究開発とともに、半導体製造工程全体としての品質管理や生産性向上を目的とした研究開発[3]も重要である。例えば、製造工程全体を対象とした計測、解析システムを効率よく活用する必要がある。そのためには、半導体製造工程では多種大量のデータを計測、解析して、各製造工程が正しく動作していることを確認するデータ解析が重要な役割を果たす。ここに、半導体製造工程管理におけるデータ解析手法を研究する必要性、重要性がある。

本論文では、半導体製造工程における歩留り改善に関する実用システム構築に有用なデータ解析手法の課題について議論する。そして、それぞれについて解決策を示す

1. 序論

ことによって、半導体製造工程管理の高度化に寄与する。

1.2 研究の位置づけ

図 1.1 は、米国、日本、欧州、韓国、台湾の世界 5 極の専門家によって編集、作成されている International Technology Roadmap for Semiconductors 2009 Edition (ITRS2009: 国際半導体技術ロードマップ 2009 年版)で、○の周囲の 16 項目は ITRS の各ワーキンググループを示す。このうち、ファクトリインテグレーションでは「要求された製品を適正量でスケジュール通りに目標コストで効率的に生産するために、必要な工場の構成要素全てを統合する」ことに焦点が当てられている。ファクトリインテグレーションは、半導体製造を実行するのに必要である工場運用、製造装置、搬送、工場情報制御システム、ファシリティの 5 つの技術推進領域、または機能領域に分割され、工場情報制御システムへの技術要求としては、工場有効性の改善、工場歩留の改善、データ利用性、高度な信頼性と性能を有するシステムがあげられている。本研究はこの工場情報制御システム、特に蓄積されたデータを解析することに関するものである。

図 1.2 は、半導体製造工程管理におけるデータ解析の位置づけを示す。半導体製造では、高性能な製造装置、計測装置、新たな製造方式、検査方式を素早く導入し、個々の製造工程が正常に稼動するようにすることが重要である。このような装置、方式の導入には非常に大きな投資が必要となる。個々の製造工程に関する開発の他に、半導体製造工程全体としての品質管理や生産性向上を目的として、製造実行管理システム MES (Manufacturing Execution System) や装置エンジニアリングシステム EES (Equipment Engineering System) が開発、導入され、製品ロットの処理実行制御、装置の監視、制御が行われている。MES や EES の開発、導入にも多大な投資を必要とする。MES や EES では、多種大量なデータが計測、蓄積され、歩留りや製造工程の安定性の改善につながる各種の情報を抽出するためのデータ解析が行われ、結果が MES や EES に反映されている。このように、データ解析は多大な投資を必要とする

1. 序論

製造装置、計測装置や MES, EES を効率的に活用するための重要な要素である。

半導体製造工程では個別技術としての製造装置、計測装置の進歩とシステム技術としての MES, EES 等の進歩により、データ解析のための良い環境が整ったといえる。そこで、本論文では効率的なデータ解析手法の確立による半導体製造工程管理の高度化に関して論ずる。

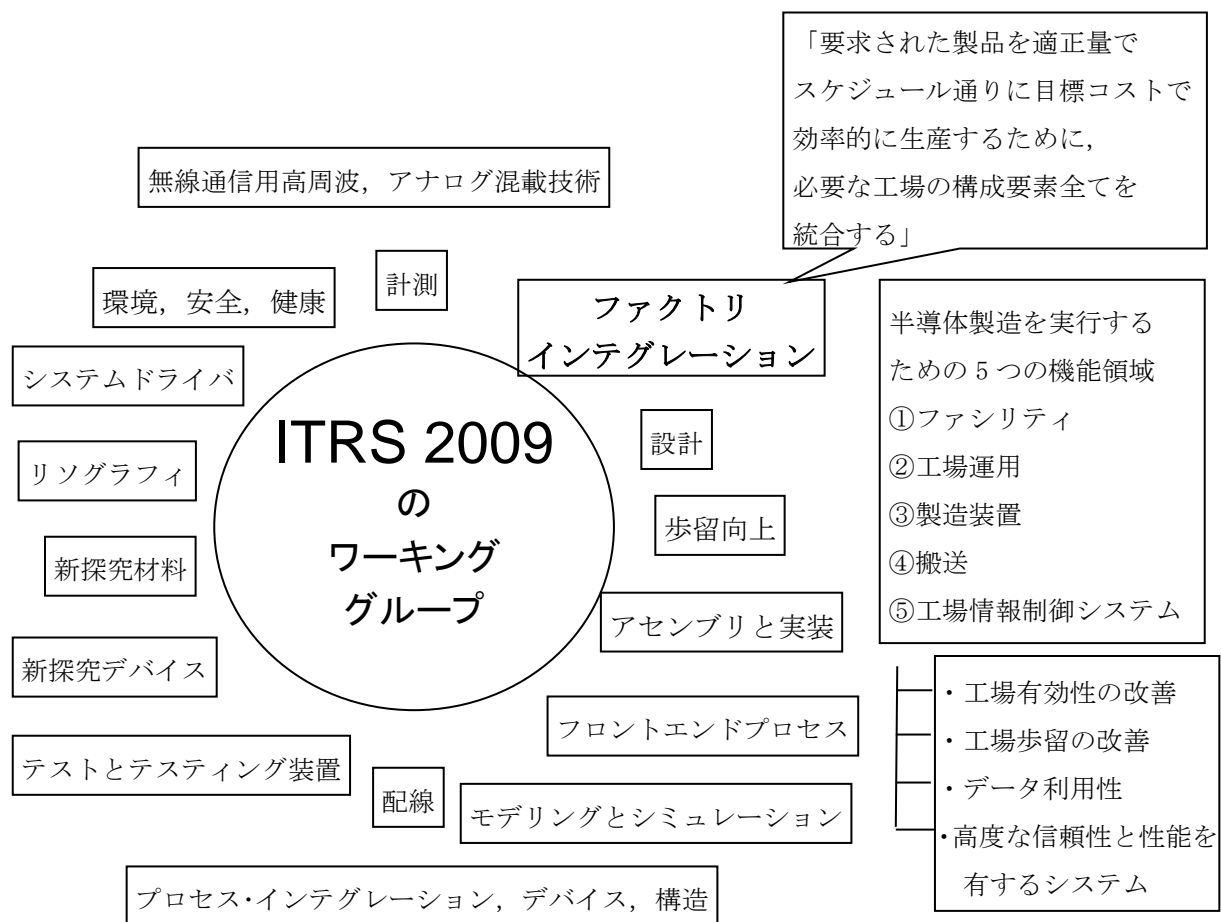


図 1.1 ITRS 国際半導体技術ロードマップ

1.3 半導体製造工程管理の課題

本節では、データ解析に関して、半導体製造工程管理の課題を述べる。

半導体製造工程では、製造工程ごとに歩留りを維持し、安定して稼動するように厳しい条件が決められている。しかし、実際の製造工程では各種の異常やばらつきが生

1. 序論

じており、必ずしも理想的な状態に制御されていない。すなわち、不良要因が存在し、速やかな特定と改善対策の施行が必要である。

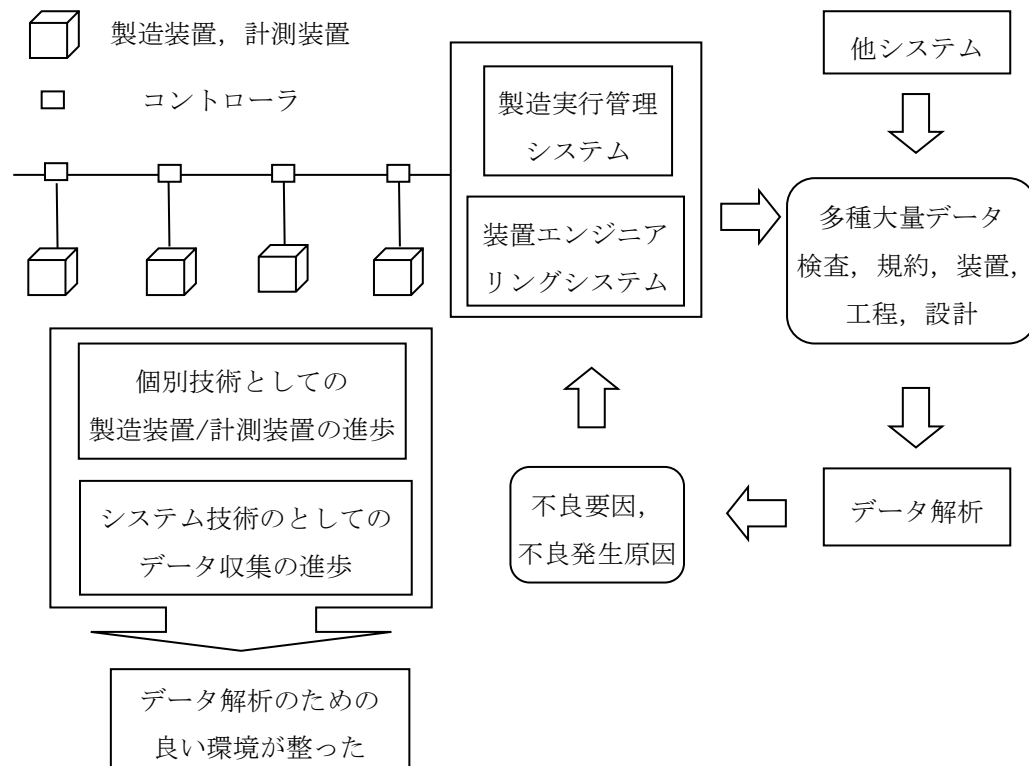


図 1.2 半導体製造工程におけるデータ解析の位置づけ

半導体の歩留りは、数百にもおよぶ各工程での処理結果の品質を示すものである。そのために、半導体製造工程では数百台ある装置で、処理ウェーハごとにほとんどの工程でデータが収集され、多種大量のデータが蓄積されている。蓄積されているデータは、製品の良否の判定結果の集約結果である歩留りや歩留りに影響を及ぼす各種データ、例えば製品の設計情報や電気的特性値、製造工程における装置名や装置の条件、状態等である。また、製造工程では、対象となる変数が規定の範囲内に保たれていることが監視されている。製品の歩留り向上のため、これら多種大量のデータを解析することを通じて、歩留り改善に有効な情報を抽出することが求められている。最近では、計算機システムやインターフェースのハードウェア、ソフトウェアの進歩もあり、

1. 序論

一層多種大量のデータが収集できるようになってきたので、不良要因の特定に有用な情報が抽出される可能性が高くなった。しかし、デバイスの微細化、集積化などの製造工程の複雑化により、多種大量のデータを解析する必要が生じ、従来の仮説検証型の解析手法では安定した歩留りの維持が難しくなっている。

半導体製造工程では、知識に富む技術者によりデータ収集、データ解析、改善対策の決定、改善対策の施行、さらに改善対策の施行結果が反映されたデータ収集といった業務のループ（図 1.3）が行われている。実際のデータ解析には、主に技術者の知識を基にした仮説検証型の解析手法が採用され、データ解析、改善対策に決定には、現場技術者の知識が必要である。解析は該当工程に関連する部署に閉じて行われる場合が多く、解析手法もまたその部署の技術者間に閉じたものになっている。また、データ解析を行うには、収集した生データから解析用に形式変換や要約等のデータ編集が必要となる場合が多く、そのためのソフトウェアは個々の解析者が、開発している場合が多い。その結果、収集されたまま活用されていないデータの割合は、膨大なデータが蓄積されているのも関わらず、むしろ高くなっている。

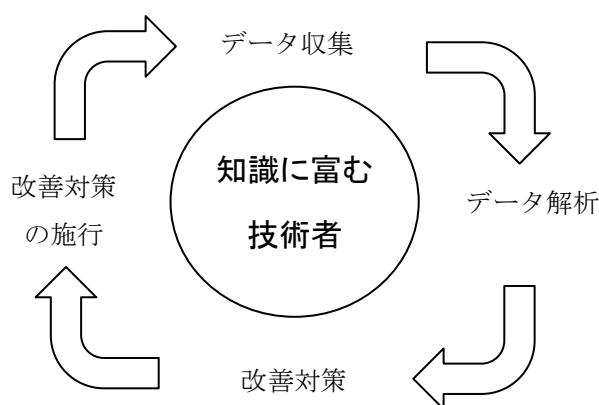


図 1.3 データ解析に関する業務ループ

製造業における従来の品質管理[4]における統計解析技術[5]を用いたデータ解析は、技術者が製造や設計の状況分析をもとに想定した仮説を、グラフや表により可視化しながら妥当性を確認していく仮説検証型である。しかし、半導体製造の分野では製品

1. 序論

開発期間や製品寿命の短期化，また装置等の頻繁な製造条件の変化により，技術者がデータ解析の経験の蓄積を通じた知識の獲得が困難になっている．

このように，多種大量のデータを解析する必要が生じたこと，データ解析のための知識の獲得が困難になってきたことにより，従来の仮説検証型のデータ解析では，歩留り解析の結果の質，また作業効率での課題が指摘されている．そのため技術者の知識に依存しない，より迅速に，かつ精度が高い不良要因の特定を行うために，品質管理のために収集されたデータから，より妥当性の高い不良要因仮説を抽出する，仮説発見型の新しい品質管理の手法が求められる．

半導体製造工程管理の高度化を推進するために，筆者が決定した方針は，①製造工程全体にわたる統合化に活用できるキーテクノロジーを持つこと，②技術者の知識への依存度を下げた仮説発見型の手法を採用すること，③現場の状況を把握して実用システムの構築を目指し，実データによる検証を行うことの3点である．

1.4 研究の背景

1.3 で記した半導体製造工程管理の課題に対するキーテクノロジーとして，データマイニング手法[6], [7]を採用したが，本節ではその研究の背景について述べる．

仮説発見型の手法として，多種大量のデータから潜在するパターンや規則性を抽出するデータマイニング手法が注目され，金融や流通の分野でビジネスの改善に有効な情報を抽出した成功事例が多く報告されている．データマイニングをはじめとする IT を活用した品質管理，ものづくりの重要性は，社会的にも認知されるようになってきた．例えば，半導体メーカからも，データマイニングを活用した品質管理の試み[8]が報告されている．しかし，半導体の歩留り解析では，一度の分析で対象となるデータは少数事例，多変数である場合が多く，不良要因仮説となる有意なパターンや規則性は抽出されにくいと考えられてきた．したがって，この分野でのデータマイニング手法の適用事例は極めて少なく，十分な検討がなされていない．

本研究では，現場への定着を目指して製造現場での課題を把握した上で，データマ

1. 序論

イニングを用いた半導体製造工程管理の高度化に関する研究を行う．具体的には，実データを使用して，実用的な歩留り解析システムの構築に必要なデータ解析手法と，その適用について研究した結果について報告する．この研究の成果により，歩留り解析手法を従来の仮説検証型から仮説発見型の手法へ移行させ，データ解析手法を改善することで製造工程管理の高度化を実現する．

1.5 研究の課題

半導体製造工程管理の高度化は製造工程全体に加え，個別工程におけるデータ解析手法について行う必要がある．前者については，仮説発見的手法の適用，およびその適用範囲の拡大により，数百にもおよぶ半導体製造工程全体からの効率的な不良要因の特定が目的である．後者については，製品品質に対する影響が大きい製造工程の1つである露光工程を例としてとりあげ，不良発生原因の仮説発見的手法による効率的な特定が目的である．

筆者は，半導体製造工程の現場において実データの解析による，不良要因や不良発生原因の特定手法に関する研究と実用システムの構築を行ってきた．そのために，まず製造現場の技術者と既存の可視化を中心とする仮説検証型解析ツールを介して，意思疎通を図り前節までに記した状況を把握した．そして，このような複雑で現実的な課題に対して，他社に先駆けデータマイニングをキーテクノロジーとして課題を解決し，その成果の特許化を行い，ビジネスの優位性の確保にも努めてきた．その成果は，総理大臣官邸での「ものづくり懇談会」[9]でもとりあげられ，その重要性は「品質管理の競争は，IT の競争でもある」と十分に認識されている．また，社内外でこれらの課題についての講演[10]，[11]，[12]，[13]を行い，重要性のアピールと現状の把握を行ってきた．その過程で認識した課題を，以下に示す．

(1) 半導体製造工程全体からの効率的な不良要因の特定

仮説発見型解析手法として，回帰木分析を採用する．

半導体歩留り解析で，一度の分析での対象データは少数事例(例えば，20～30 程度)，

1. 序論

多変数（例えば、数百）である場合が多いため、回帰木分析結果として得た不良要因仮説について、不良要因であるか否かを十分に検証しなければならない。また、半導体製造技術者を説得し、半導体製造現場への仮説発見的解析手法の推進と定着を図るためには、従来手法に比べて効率的に不良要因を特定できることを示す必要がある。例として、解析から不良要因対策の施行完了までの期間の大幅な短縮、あるいは複数のカテゴリの不良要因、例えば設計要因の不良と製造要因の不良による歩留りへの影響の切り分けが可能であることが求められる。

(2) 回帰木分析による不良要因特定の効率化

回帰木分析の採用により、多くの不良要因仮説を容易に得ることができる。しかし、一度の分析での対象データの多くが少数事例、多変数であるため、分析結果がわずかな事例構成の変化で変わりやすい。その結果、回帰木の分岐属性が不良要因を表さない場合が増加し、不良要因を特定するための仮説検証回数が増大しがちである。仮説検証回数が増えれば、仮説発見型の解析手法を採用した効果は小さく、その適用範囲は広まらない。半導体製造ラインでは、同一時期に同一テクノロジーにより生産される製品群が数十あり、各製品の分析データには同一不良要因が含まれる。そこで、その製品群のデータから得た不良要因仮説群から効率的に、すなわち少ない仮説検証回数で不良要因を特定できる手法が必要である。

(3) 露光工程における不良発生原因の効率的な特定

(1)、(2)は、製造工程中の異常装置や電気的特性値の、不良要因としての特定に関する課題である。これに対して、該当工程での速やかな不良の発生原因の特定と歩留り改善対策の施行も必要である。露光工程は、半導体製造工程のうち、特に製品品質に与える影響が大きいというに、不良が発生する割合が高く、速やかな不良発生原因の特定が求められる。露光結果の評価値として歩留りとの関連もありうる計測データがあり、また露光装置の状態を表すデータとして装置パラメータがある。計測データと装置パラメータの関連が把握できれば、装置パラメータを制御することで、歩留り改善が図れる可能性がある。しかし、装置パラメータは数百種も多種大量にあり、また計

1. 序論

測データも数十種ある．さらに，いずれも工程変動や装置変動により生じるノイズを含んでいるので，両者間に潜在する規則性やパターンを仮説検証型の手法で，抽出するのは容易ではない．

1.6 本研究で使用するデータ

図 1.4 に 2，3 章で，使用するデータとその発生源との関連を示す．

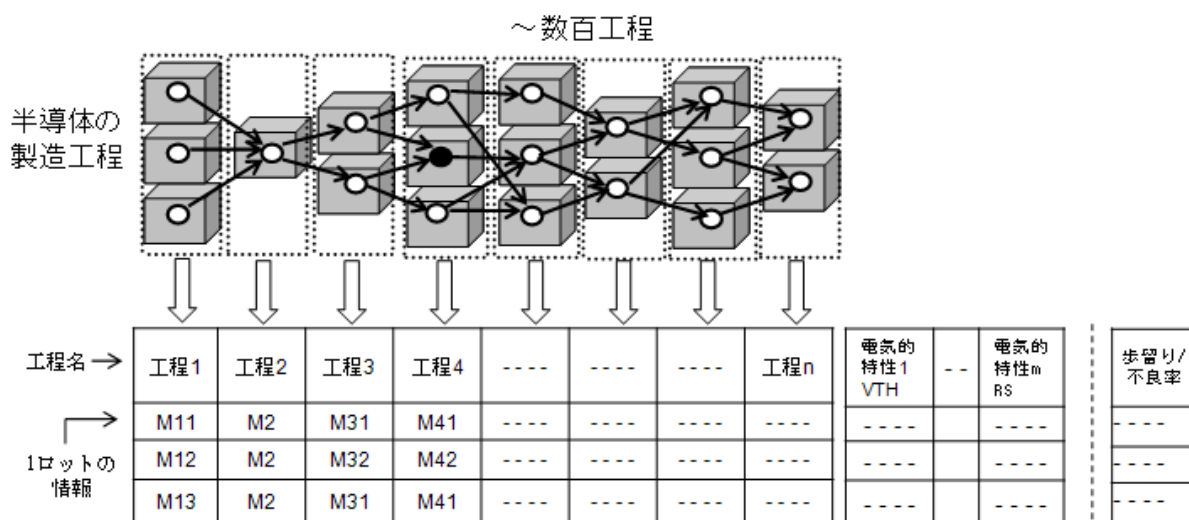


図 1.4 2 章，3 章で使用するデータの関連図

半導体の製造は，数百もの工程の処理を繰り返すことによりなされ，歩留りや不良率は，各工程での処理装置や設計仕様の評価に使用する電気的特性データにより影響を受ける．図 1.4 の点線に囲まれた部分は各製造工程を表し，複数の装置が使用される工程が多い．各レコードを装置での処理単位であるロット情報とすれば，各ロットの処理が行われる工程名，設計仕様の評価に使われる電気的特性を，また歩留りや不良率を属性として定義できる．工程名，電気的特性の属性値としては，それぞれ使用装置名，電気的特性値が定義される．歩留り / 不良率は，設計要因，製造要因等の不良要因が絡み合った結果であり，良品チップ / 不良品チップの全チップに対する割合で，テスト仕様での全試験で合格とされたチップが良品となる．

1. 序論

図 1.5 は、4 章で使用する露光工程における装置パラメータ、計測データと装置との関連を示す。装置パラメータは、装置に関する温度、電力、圧力、流量等で数百種ある。大量に取得されているが、あまり活用されていない。イベント発生時の変化の有無の確認に使用されている程度である。

計測データは、加工寸法、エッチング量、膜厚、欠陥数等で数十種あり、歩留りとの関連が存在するものもありうる。計測装置が高価でかつスループットが低く、製造に直接寄与しないので収集されているデータ量は少ない。したがって、装置パラメータの存在する時刻の一部のみに存在する程度である。

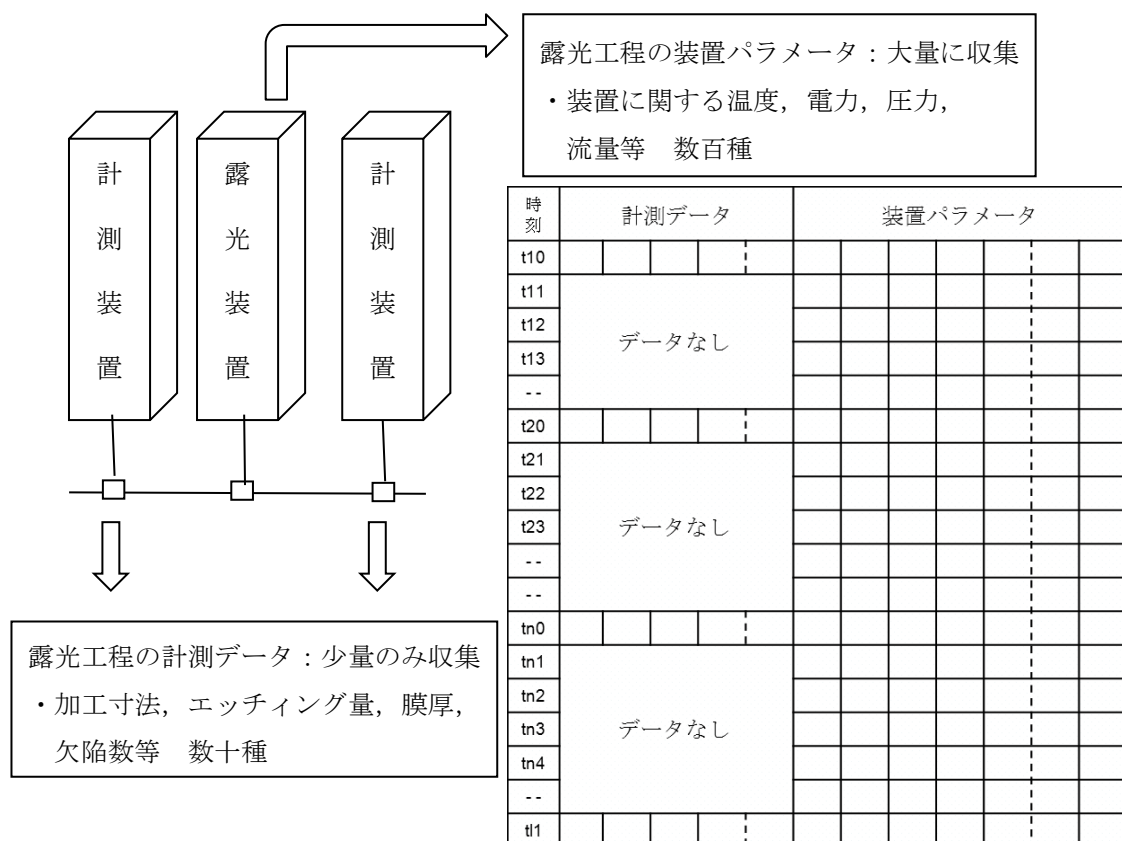


図 1.5 4 章で使用するデータの関連図

1.7 本論文の構成

半導体製造工程管理の高度化に関して、1.3 でまとめたような課題が存在する。本

1. 序論

論文では、以下のようにそれぞれの課題について解決策を示す。

第2章では、半導体製造工程全体からの効率的な不良要因の特定に対する解決策として、回帰木分析[14], [15]による少数事例、多変数データからの不良要因を効率的に特定する手法を提案する。回帰木分析の入力データとして、歩留り、不良率を目的変数とし、目的変数に影響を及ぼしている工程、電気的特性を属性、工程で使用されている装置名、電気的特性値を属性値として回帰木分析を実行し、不良要因仮説の発見と技術者の知識をもとにした可視化による仮説検証の組み合わせで不良要因の特定を行う。その結果、回帰木分析の適用が半導体歩留り解析という複雑、現実的かつ実用性の高い分野でも有効であることを示す。具体的には、以下の効果が得られることを確認する。

- ①解析から歩留り改善対策完了までの期間の大幅な改善
- ②絡み合った複数カテゴリの不良要因（例えば、製造要因の不良と設計要因の不良）の影響の近似的な切り分け

第3章は第2章の発展研究として位置づけられ、第2章で半導体歩留り解析の分野で有効であるとされた、回帰木分析の適用範囲の拡大を不良要因特定の効率化により実現する。半導体の生産ラインでは、同一時期に同一テクノロジーで生産される複数の製品が存在し、これらの分析データには、同一不良要因が存在するとみることができる。そこで、少ない仮説検証回数で不良要因を特定する手法を提案する。これにより、工数と費用を要する仮説検証の回数を削減し、半導体歩留り解析の分野での回帰木分析の適用範囲の拡大を図る。

第4章では、個別工程として、製品品質に対する影響が大きな工程の1つである露光工程における不良発生原因の効率的な特定手法を提案する。ここでは、新たな計測を行わず、ノイズの影響が小さいデータをサンプリングして不良発生原因の特定を行う手法を、提案する。そのために、露光装置の計測データの他に大量に存在するがあまり活用されていない装置パラメータを使用する。不良発生原因の特定には、まず新たなデータマイニング手法により、ともに連続変数である装置パラメータと計測デ

1. 序論

一タ間に潜在する，顕著な相関関係を抽出する．この顕著な相関関係を不良発生原因の仮説とし，技術者の知識を基に検証を行い，不良発生原因を特定する．そして，歩留り改善対策を実施し，歩留りの復帰を確認する．

第 5 章では，本論文全体を通じた結論と今後の展開を述べる．

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

2.1 緒言

半導体製造工程では，高歩留りを維持し工程を安定稼働させるために，収集された多種大量のデータから速やかに不良要因を特定することが求められている．従来の統計解析技術における解析手法は，技術者が状況分析をもとに想定した仮説を，グラフや表により可視化しながら仮説の妥当性を確認していく仮説検証型である．これまでに，半導体製造工程全体から収集されたデータから，仮説検証型手法を用いて，装置等の不良要因を特定する半導体製造向けの専用歩留り解析システムが提案されている．例えばPakらは，半導体工場において運用されている歩留り解析システム[16]について報告している．このシステムでは，電気的特性データ，プロセスデータ，欠陥データ，歩留り情報等を含む大規模データベースに格納されたデータが定期的に解析され，その結果，問題ある工程や装置が特定される．

このシステムに導入されている解析機能は，技術者が持つ知識や暗黙知にもとづいた解析スキルが集約されたものであり，不良要因の特定に有効である．また，技術者にとって使いやすいものとなっており，熟練した技術者であれば高い効率，精度で不良要因を特定することができる．しかし，仮説検証型の解析手法は，仮説を立てる技術者の解析スキルへの依存度が高いという欠点を持つ．また，不良要因が新たな型のものであったり，複数の不良要因が複雑に絡み合っている場合には，熟練者であっても解析の起点となる仮説を立てること自体が困難である．そのため，より迅速に，かつ精度が高い不良要因の特定を行うために，品質管理のために収集されたデータからより妥当性の高い不良要因仮説を抽出する仮説発見型の手法が，新たな品質管理の手法として求められる．

仮説発見型の手法として，多種大量のデータから潜在するパターンや規則性を抽出するデータマイニング手法が注目され，金融や流通の分野でビジネスの改善に有効な

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

情報を抽出した成功事例が多く報告されている．回帰木分析は，歩留り等の連続値に与える要因を仮説として抽出するデータマイニング手法の一つであるが，半導体歩留り解析に適用した事例は，極めて少ない．半導体製造の品質管理では，多種大量のデータが収集されているが，歩留り解析で1度の分析で対象となるデータは，少数事例かつ多変数である場合が多い．少数事例かつ多変数である場合，わずかな事例構成の変化で，回帰木分析結果が大きく異なるため，不良要因仮説となる有意なパターンや規則性は抽出されにくいと考えられてきた．

半導体歩留り解析の目的は不良要因仮説を得て検証を行い，不良要因を特定して歩留り改善対策までを決定することである．不良要因仮説の抽出だけでは，歩留り改善対策を決定することはできない．しかし，回帰木分析を適用すれば，不良要因仮説を容易に得ることができる．不良要因仮説が得られれば，少数事例，多変数のデータであっても，技術者の知識にもとづく主に可視化による不良要因仮説の検証を行い，速やかな不良要因の特定ができる．

本章では，半導体製造工程全体からの効率的な不良要因特定を目的とし，有効なデータマイニング手法を提案する．提案手法は，回帰木分析による仮説発見と可視化による仮説検証を組み合わせることにより，不良要因を特定する．まず，歩留り解析のきっかけとなる不良要因仮説の発見の部分に回帰木分析を適用し，抽出された回帰木から不良要因仮説を抽出する．回帰木分析を用いることにより，不良要因仮説の発見の技術者の解析スキルへの依存度を下げている．次に，抽出した不良要因仮説について，技術者の知識にもとづいて可視化を行いながら仮説の検証を行い，不良要因の特定と歩留り改善対策を決定する．

提案手法の有効性を評価するために，半導体歩留り解析で最も有効な解析手段である装置間差解析で，従来手法に比べて 1/6 の日数で歩留り改善対策までが完了した事例，および別の不良要因カテゴリである設計要因の不良と製造要因の不良の歩留りへの影響が，近似的に切り分けられた事例を示す．

2.2 従来の半導体歩留り解析手法

2.2.1 データマイニング手法の適用の目的と手法の選択

半導体製造工程の歩留り解析では，品質管理のために収集されたデータから，不良を引き起こす原因を推定して，最も妥当性の高い不良要因仮説を抽出し，さらに検証を行い不良要因を特定する．データマイニングは，仮説発見型手法により不良要因仮説が示すパターンや規則性を，収集されたデータの中から抽出する手法である．

データマイニング手法として，これまでに様々な手法が提案されている．判別木分析は，解析結果を目的変数の値に対する説明変数の論理条件の集合として表し，それを示す木構造を判別木として生成する．得られた論理条件の集合を不良要因仮説とすることで，仮説発見型の解析が可能となる．判別木分析は，分析結果が判別木という分かりやすい形で表現されているため，実際の現象との合致を評価しやすいという利点を持つ．

判別木分析のうち，目的変数が名義属性であるものは決定木分析[17]，数値属性であるものは回帰木分析とよばれる．歩留り解析では，数値データである歩留りや不良率を目的変数にする場合が多い．よって，決定木分析よりも回帰木分析の方が目的に合致する．

2.2.2 回帰木分析を用いた不良要因の特定

回帰木分析は説明変数の目的変数に対する影響を，説明変数とその値に関する木構造のルールとして抽出する．この機能は，各説明変数の属性値にもとづいてノードとそれに属する事例の分割を繰り返していくことで実現される．回帰木とは図 2.1のように，分岐ノードでもある最上位のルートノードから，分岐ノードを経て葉ノードに到るまでの事例を分類するルールを木構造として表現したものである．回帰木内において分岐ノードは角丸四角形，葉ノードは四角形で示される．

回帰木分析におけるノード分割は，分岐の候補となる属性を A_i とすると，分割前後の目的変数の残差平方和の差分 $\Delta S(i)$ を分割基準指標として行われる．分岐ノードである分割前のノードの目的変数の平方和を $SO(i)$ ，分割後の2つのノードの目的変数の

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

平方和をそれぞれ $S1(i)$ および $S2(i)$ とする．未分割のノードにおいて，その説明変数，属性値で分割した場合に(1)式で表される $\Delta S(i)$ が最大となるものを，分岐ノードとして採用するので，分岐属性が目的変数に対して最も大きな影響が大きな属性となる．

$$\Delta S(i) = S0(i) - (S1(i) + S2(i)) \quad (1)$$

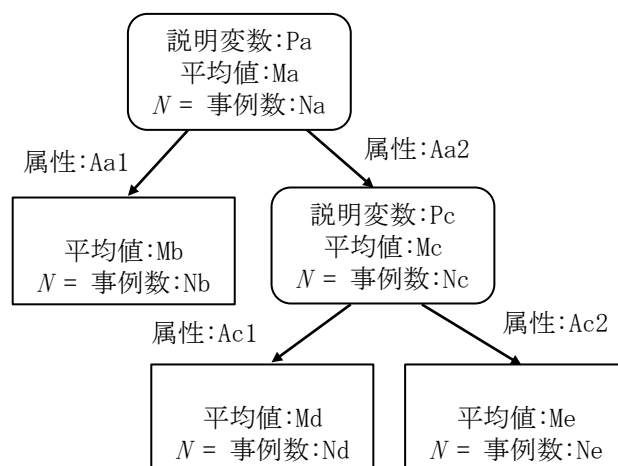


図 2.1 回帰木

以降，分割されたノードについても目的変数の平方和，属する事例数や属性値の数が指定された値よりも小さくなった場合，あるいは回帰木の階層数が指定された値に達した場合等の処理終了条件を満たすまで，分岐を繰り返すことにより，回帰木が導出される．

以上の回帰木分析の処理では，分析データの事例数，変数の数にかかわらず結果を得ることができる．しかし，特に少数事例，多変数の場合は事例の構成の偏りにより分岐ノードに採用される属性や回帰木の内容が異なりやすいため，回帰木の妥当性について十分な検証が必要である．

図 2.1で示す回帰木では，分岐ノードについてはノード内上部にノードを分割する場合の説明変数，中央部にそのノードに属する事例の目的変数の平均値，下部にそのノードを構成する事例数がそれぞれ示されている．また，ノードをつなぐエッジである枝には，分割後の各ノードの分割のために採用された説明変数の属性値が付される．

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

回帰木分析を実行し，最上位のノードにおける各属性による分割基準指標の大きさ順に，属性名，分割基準指標，および分岐したノードのうち目的変数が小さいノードに属する事例の属性値である不良要因仮説を，並べて出力したものを属性順序リストとよぶ．属性順序リストは，分割基準指標が最大なものから指定数分の属性について出力される．

不良要因仮説について検証した結果，不良要因でない場合がある．この場合は，属性順序リストの下位に示される不良要因仮説を改めて検証するという手順を，不良要因が特定されるまで，または何れの属性についても分割基準指標が小さく，属性値が不良要因にならないと判断されるまで繰り返す．

2.2.3 半導体歩留り解析への回帰木分析の適用事例

半導体歩留り解析に回帰木分析を適用した事例として，**Skinner**らの報告[18]と**Raghavan**の報告[19]がある．いずれも，回帰木分析の結果にもとづき不良要因仮説を抽出する仮説発見型の解析が行われている．

Skinnerらは1,122 事例からなるデータで，歩留りを目的変数，23種類の電気的特性の計測値を説明変数として回帰木分析を行い，電気的特性が歩留りに与える影響について，多事例，少変数であるデータを用いて解析している．分析結果は，枝刈りにより木構造全体を最適化した回帰木として示されている．

Raghavanは，それぞれ25事例，47事例という少数事例からなるデータについて，歩留りでなく電気的特性値を目的変数，工程名を説明変数として回帰木分析を行っている．そして，分析結果から，電気的特性値に最も影響のある工程と装置を特定し，回帰木分析から不良要因として特定された装置に対策を施すことで，電気的特性値のバラツキが少なくなり，歩留りが改善されたと報告している．

いずれの報告でも，回帰木分析の結果として，回帰木そのもの以外に，各ノードに属する事例数，目的変数の平均値等の記述統計量が示されている．また，歩留り改善対策のための情報として，回帰木から不良要因であると推定される工程とその使用装置や電気的特性値の種類と値の範囲が示されている．

2.2.4 既存研究における課題と本研究での提案

Raghavanは，少数事例のデータに対して回帰木分析を適用して，不良要因仮説を得ているが，少数事例，多変数のデータに回帰木分析を適用する場合には，わずかな分析データの変化で分析結果が大きく異なることがあり，分析結果を詳細に検証する必要がある．

得られた不良要因仮説について，歩留り改善対策としての採用の可否を判断するには，その改善対策効果の情報までが求められる．例えば，正常装置と不良とされた装置における歩留り分布の差の情報が必要である．SkinnerらやRaghavanは，回帰木上に一般的な情報として，ノードに採用された変数や目的変数の平均値などの記述統計量までしか表記していない．したがって，示された情報のみで，歩留り改善対策としての採用の可否を判断することは困難である．

これらの課題を解決するために，提案手法では，回帰木分析による不良要因仮説の発見，抽出に加えて，可視化により仮説の検証を行う．技術者が歩留り解析に用いている背景知識にもとづき仮説の検証に必要な情報を可視化することにより，不良要因仮説から想定される現象が実際の現象と合致していることを確認する．これにより，不良要因仮説の歩留り改善対策としての採否の判断を行うことができる．

2.3 半導体歩留り解析へのデータマイニング適用手法の提案

2.3.1 回帰木分析と不良要因仮説検証を組み合わせた手法の提案

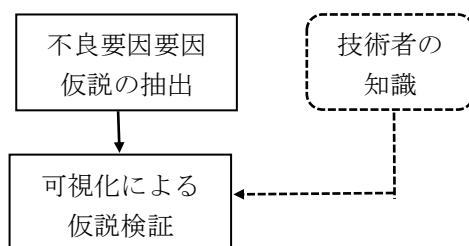


図 2.2 不良要因仮説の抽出と検証からなる提案手法

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

提案手法（図 2.2）は，回帰木分析を実行して不良要因仮説を抽出し，抽出された不良要因仮説をもとに，技術者の知識を活用した関連情報の可視化により，不良要因仮説の検証を行う．以降，処理フローを示す図では，処理は四角形，情報は角丸四角形で示される．

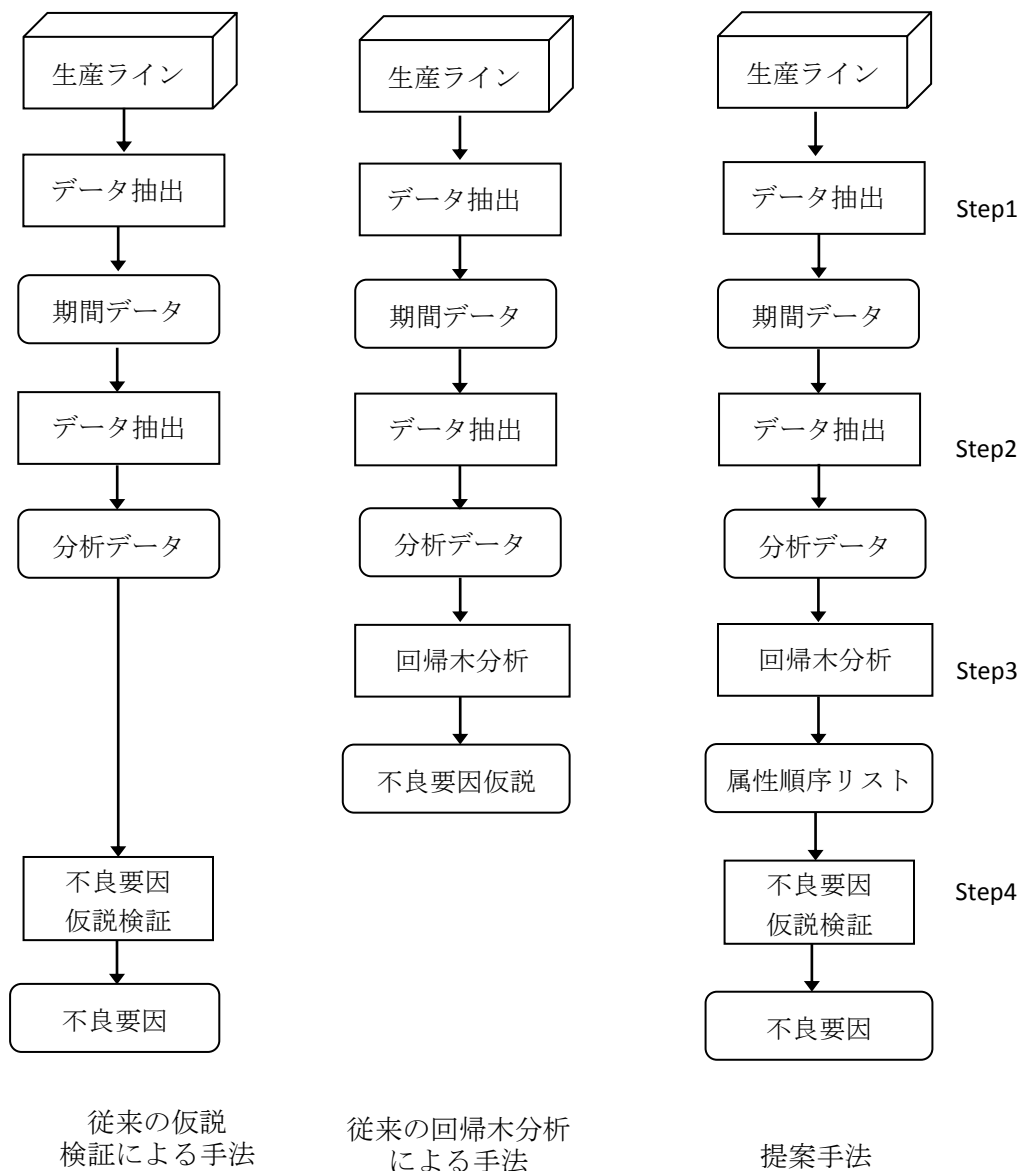


図 2.3 提案手法の解析フロー

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

生産ラインからのデータ抽出にはじまり，不良要因を特定するまでの提案手法のフローを図 2.3に，従来の仮説検証型の解析手法，従来の回帰木分析による解析手法と比較して示す．そして，各ステップの処理内容を以下に示す．分析データの生成までは，各手法で共通である．

ステップ1

同一テクノロジーにより，同一生産ラインで，同一時期に製造された複数製品の分析データ（期間データ）を抽出する．

ステップ2

複数製品の分析データから，製品ごとに分析するデータ（分析データ）をデータセットとして作成する．

ステップ3

分析データについて，回帰木分析を別々に実行し，分析結果として不良要因仮説情報である属性順序リストを作成する．属性順序リスト中の分割基準指標は，(1)式に示す $\Delta S(i)$ である．

ステップ4

属性順序リストの上位から仮説検証を行い，不良要因を特定する．検証した不良要因仮説が不良要因でないと判断された場合，次に分割基準指標の値が小さい不良要因仮説を検証する．

本章での適用事例においては，いずれも1つの分析データのみを扱い，また不良要因仮説として扱うのは回帰木に現れた属性，すなわち各分岐ノードで分割基準指標が最大なもののみである．

2.3.2 分析結果の可視化と検証

仮説検証型である従来手法での可視化内容は，技術者の蓄積した知識により，仮説を検証しやすいように決定される．回帰木分析結果の検証のために，可視化される主

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

な内容は，不良要因仮説に関わる変数と歩留り等の目的変数の分布である．

本章では，図 2.4に沿った手順で，回帰木分析で抽出された不良要因仮説をもとに，技術者の知識を活用して新たに決定される可視化内容により，不良要因仮説の検証を行うことを提案する．これにより，仮説検証作業が容易になる．技術者の知識には，製品に関連する工程，装置，試験項目，デバイス，設計等に関するものがある．以下に，各ステップの内容を示す．

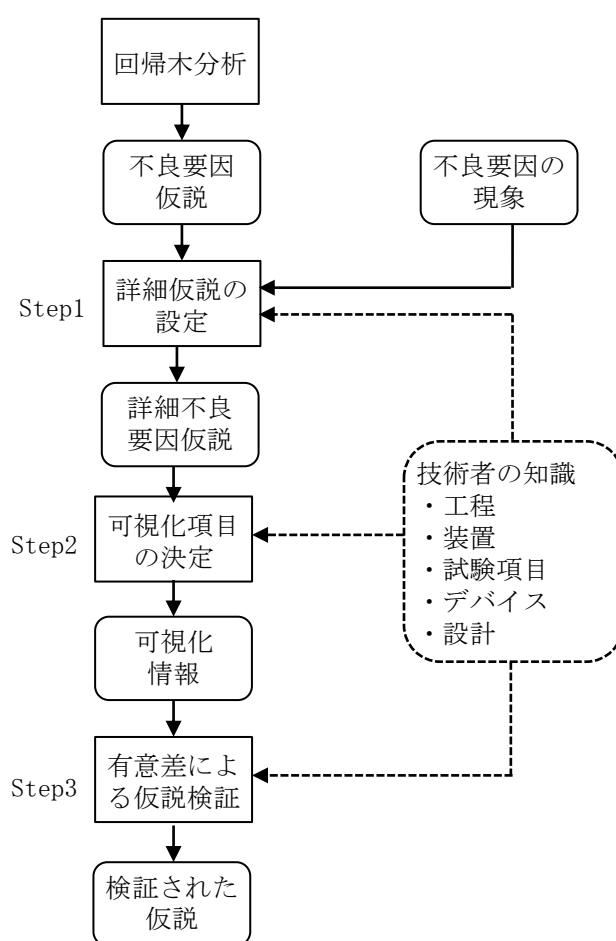


図 2.4 仮説検証フロー

ステップ1

回帰木分析で抽出された不良要因仮説や観測された現象をもとに，必要なら新たなデータ収集を行い，詳細な不良要因仮説を設定する．

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

ステップ2

詳細な不良要因仮説を検証するための可視化を行う．可視化する変数と方法は，歩留り改善対策としての採否が決定できるようなものとする．例えば，不良要因仮説として抽出された変数の属性値による差，歩留り改善対策前後の差，対象とする事例群間での差が，不良要因を裏付ける妥当性があるかの判定が可能なものとする．具体的な可視化内容は，その製品の開発，製造に関わる各部門の技術者の知識に基づいた議論により決定される．

ステップ3

ステップ2による可視化内容により，歩留り改善対策の決定ができるように，不良要因仮説の検証を詳細に行う．

2.4 装置間差解析へのデータマイニング適用手法

2.4.1 解析課題

装置間差解析は，歩留りに最も大きな影響を与えている工程と装置を特定するために，定期的実施される解析手法で，半導体歩留り解析の中で最も有効なものである．

半導体の製造は，図 2.5に示すように薄膜形成，パターン形成，不純物注入，洗浄等の工程を数百も繰り返すことによりなされる．各工程の装置はそれぞれ最適条件となるように制御されるが，制御誤差のため最適条件からずれた条件で動作する場合がある．そして，処理装置の動作条件の最適条件からの差異により，それぞれロットに対して異なる影響を及ぼし，結果としてロット間の歩留りにばらつきが生じる．

例えば，図 2.5のある工程の●で示す異常な動作をした装置で処理された製品ロットの歩留りは低下する．装置間差解析は，この歩留り低下の原因となった工程と装置を特定するのが目的である．

装置間差解析を従来の品質管理の解析手法により行う場合，数百工程にわたる各使用装置の製品ロットの歩留りの分布を，例えば箱ひげ図で可視化して確認する．実際には，不良の状況等から技術者は蓄積した知識をもとに，ある程度絞り込んだ仮説に

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

について集中的に可視化，確認する仮説検証型の解析を行うが，見落としが起きやすく，また解析精度についても改善の余地は大きい。

適用事例では，ある半導体製品における特定試験項目での不良率であるB.I. (Burn In) 不良率が上昇し，その不良要因はゲート耐圧に関係していると考えられた．ゲート耐圧に関係する工程として，ゲート酸化炉，ゲート酸化前処理について詳細に調査したが，原因は特定できなかった．そこで，この装置間差解析に提案手法を適用した．

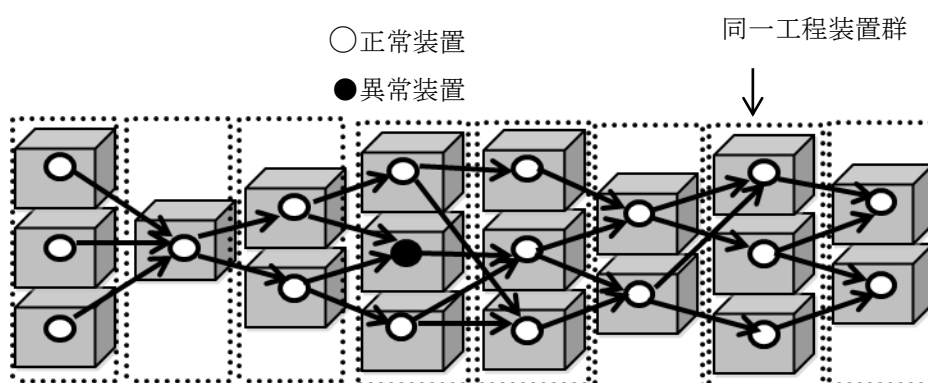


図 2.5 装置間差解析

2.4.2 分析データ

装置間差解析用の回帰木分析で分析するデータの内容を表 2-1に示す．B.I.不良率は，全工程が終了した最終試験の結果である．

ここでは，B.I.不良率に影響を与える要因を知りたいので，これを目的変数とする．一方，B.I.不良率に影響を及ぼしている可能性がある薄膜生成 (Deposition)，酸化 (Oxidation)，洗浄 (Cleaning) などの工程を説明変数，工程で使用されている使用装置名が属性値となる．

各事例は製造装置の処理単位であるロット単位で，今回の例では66事例である．工程数は半導体の全製造プロセスでは数百になることから，説明変数の数も数百である．工程で使用する装置の台数，すなわち説明変数の属性値の数は，10を超える場合もある．目的変数であるB.I.不良率は，最小値が0(%)，最大値が100(%)である数値変数で

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

ある．

表 2-1 装置間差解析用入力データ

No.	Depo- sition	-----	Oxi- dation	Clean- ing	B.I.不良 率(%)
Lot1	E01	-----	D01	M01	24.3
Lot2	E02	-----	D04	M03	72.1
-----	-----	-----	-----	-----	-----
Loti	E0i	-----	D0i	M0i	10.3
-----	-----	-----	-----	-----	-----
-----	-----	-----	-----	-----	-----
Lot66	E03	-----	D04	M02	63.3

2.4.3 回帰木分析結果による解析

分析対象とする全事例の目的変数に最も影響を及ぼす不良要因の情報は，全事例についての集合分岐である回帰木のルートノードにおける集合分岐の情報で示される．

本事例では，この情報を唯一の不良要因仮説とする．図 2.6にこの事例で導出された回帰木を示す．この回帰木から，次のように不良要因仮説を抽出することができる．

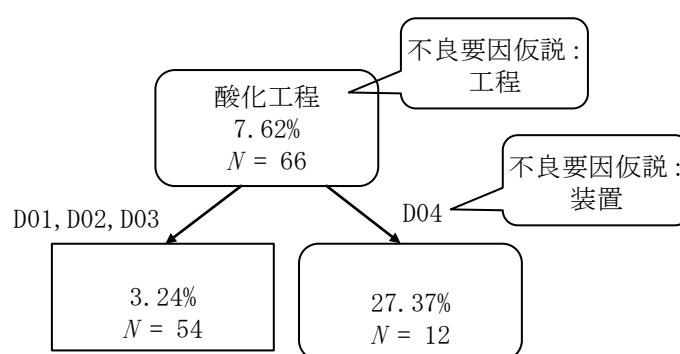


図 2.6 装置間差解析結果を示す回帰木

全事例のB.I.不良率に最も大きな影響を及ぼすのは，回帰木の最上位のルートノー

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

ドで示される．全66ロット，平均B.I.不良率が7.62%のロット群に対して，B.I.不良率に最も影響があるのは，ルートノードで採用された酸化工程である．次に，この酸化工程の使用装置による分岐を見ると，2つに分岐したうち右側ノードに相当する装置D04を使用した12ロットは平均B.I.不良率が27.37%と全体平均の7.62%に対して非常に高い．一方，左側ノードに相当する装置D01，D02，D03を使用した54ロットは平均B.I.不良率が3.24%と低くなっている．

このように，導出された回帰木を分析することにより，酸化工程の装置D04を使用した場合，その他の装置を使用した場合に比べて非常にB.I.不良率が高いことから，酸化工程の装置D04が不良要因であるという仮説が抽出された．

2.4.4 解析結果の可視化と不良要因仮説の検証手順

次に，回帰木分析より得られた酸化工程の装置D04が不良要因であるという仮説について，可視化を用いて検証する．本事例では，不良要因仮説とされた装置とそれ以外の装置における関連する変数の分布の可視化により行った．可視化による仮説検証の流れを図 2.7に示す．

ステップ1

回帰木分析で抽出された不良要因仮説は，酸化工程の装置D04の不良であることである．技術者の工程・装置に関する知識1として，酸化工程・装置に起因して生じやすい不良要因にゲート生成不良があることが知られている．また，技術者の試験項目に関する知識2によると，不良が多発しているB.I.試験は，ゲート耐圧の値からゲート動作について確認するものである．これらの知識から，酸化工程の装置D04の処理が不良である結果ゲート生成が不良となり，その結果，B.I.不良率の高さに表れているゲート動作の不良が発生している可能性が高いと推定された．

ステップ2

次に，技術者のデバイスに関する知識3から，ゲート動作の不良はゲート耐圧

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

BVGOXで確認できていることがわかっている．この知識にもとづき，酸化工程の装置D04が不良要因であるという仮説を検証するために，使用装置ごとにゲート耐圧を可視化した．

ステップ3

技術者のデバイスに関する知識4によれば，ゲート生成の不良が発生している場合，ゲート耐圧の値が小さくなる．不良要因仮説とされた酸化工程の装置D04とそれ以外の装置におけるゲート耐圧の分布を比較して，装置D04のゲート耐圧の分布が他装置よりも小さいことを確認する．

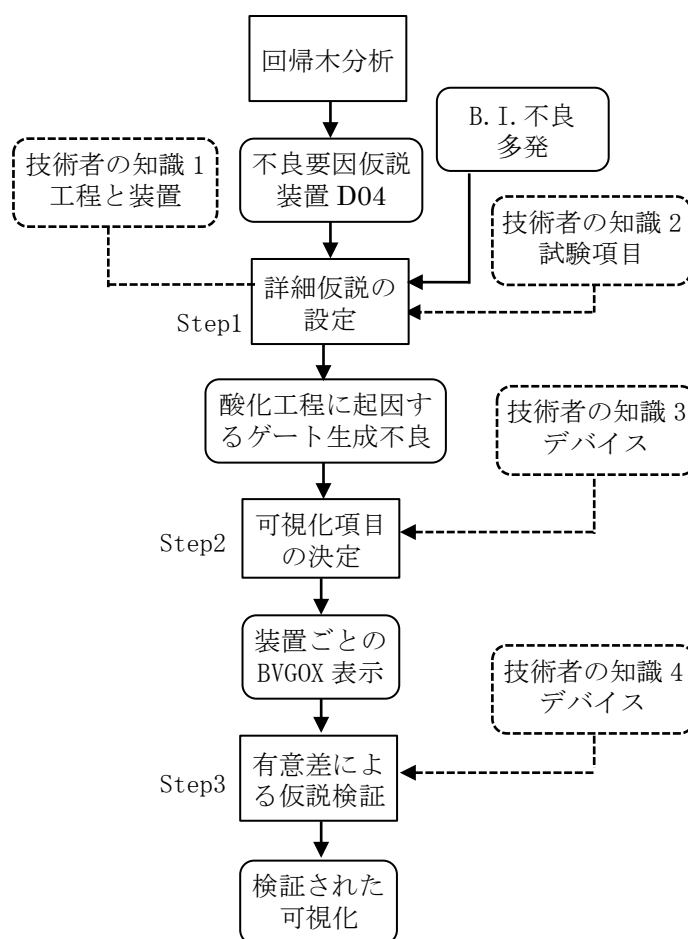


図 2.7 装置間差解析の仮説検証フロー

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

以上のように，技術者が有する半導体製造工程に関する知識を用いて，不良要因仮説に関するデータを可視化することにより，仮説の検証を行うことができる．

2.4.5 不良要因仮説の検証結果

前節では，酸化工程で使用された装置D04が不良要因であるという仮説の抽出と可視化による仮説検証の手順を示した．ここでは，この仮説検証手順に沿って，実際に回帰木分析から得られた酸化工程の装置D04が不良要因であるという仮説を検証する．

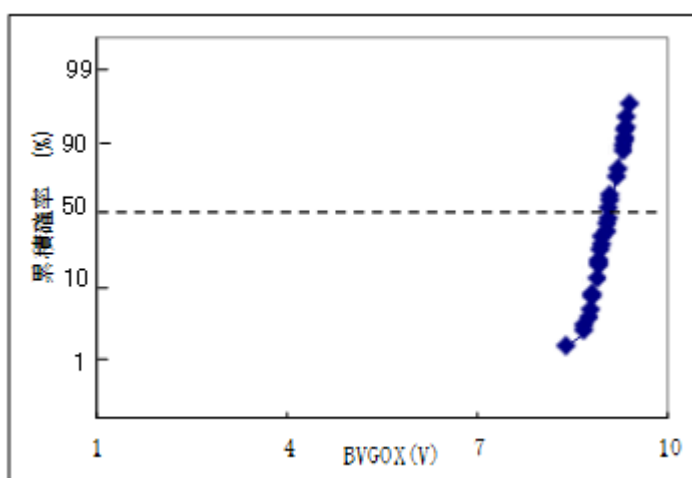


図 2.8 累積確率プロットによる回帰木分析の検証(正常装置 D01)

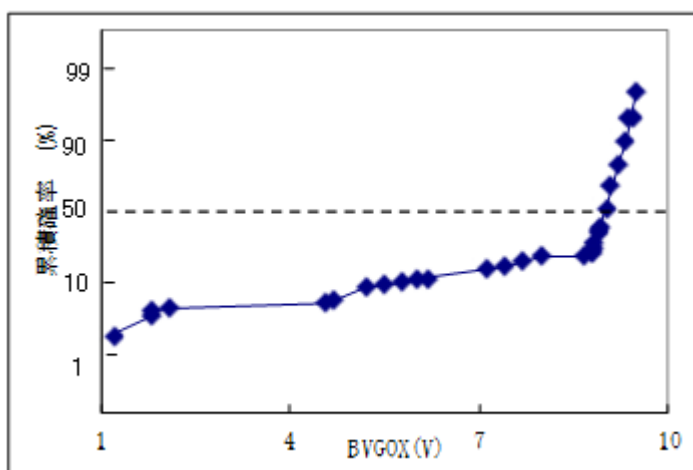


図 2.9 累積確率プロットによる回帰木分析の検証(異常装置 D04)

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

仮説を検証するために，不良要因として抽出された酸化工程で使用された装置ごとに，ゲート耐圧の分布を累積確率プロットで可視化した．累積確率プロットは，横軸に数値変数である歩留りや電気的特性等の値を，縦軸はデータの累積確率(%)を示す．横軸にとった数値変数が正規分布しているならプロットは直線で表示される．一方，正規分布から外れた小さな値が存在するなら，表示結果は直線からずれ，横軸の値が小さな値となるものが生じる．

図 2.8，図 2.9は，酸化工程の使用装置ごとのゲート耐圧の累積確率プロットである．装置D01を使用した場合には，図 2.8のように分布はほぼ直線となっていることから，ゲート耐圧がほぼ正規分布していることがわかる．同様に，装置D02，D03でも正規分布していることが確認された．一方，装置D04を使用した場合には，図 2.9のように他の装置が使われるケースと比較して，直線からずれているものが存在することから，ゲート耐圧の分布が正規分布からずれ，値が低いものが存在していることがわかる．

以上のように，ゲート耐圧を可視化して確認した結果，装置D04の一部に小さな値が存在していることから，異常であることが確認された．一方，装置D01，D02，D03については，ゲート耐圧が正規分布して小さな値は存在していないことから正常であることが確認された．

以上から，可視化を通じて，回帰木分析で得られた装置D04が不良要因であるという仮説が正しいことが検証された．

2.5 複合不良要因解析へのデータマイニング適用手法

2.5.1 解析課題

半導体の品質管理の対象とする不良要因には，前述の装置間差解析で抽出される製造要因の不良の他に，トランジスタ特性等の設計不良による設計要因の不良がある．歩留りは製造要因の不良と設計要因の不良など，複数のカテゴリにまたがった不良要因が複雑に絡み合った結果である．したがって，半導体の歩留り改善には，このよう

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

な絡み合った複数カテゴリの不良要因をそれぞれ抽出し，歩留り改善対策をすることが求められる．そのためには，複数のカテゴリの不良要因が複合した結果である歩留り低下要因をできるだけ切り分ける必要があり，この解析を複合不良要因解析という．特に，不良が設計要因か製造要因であるかの切り分けは，製品に関わる全部門による組織的対応にまで影響を及ぼす重要な解析である．

従来手法では，全取得データを同時に解析対象とする．製造要因の不良については工程名を，設計要因の不良については電気的特性名を説明変数として，それぞれ別々の分析処理において対応するロットやウェーハの歩留りとの相関を解析する．その結果，製造要因として歩留りに最も効く工程とその装置名，設計要因として電気的特性やその範囲を別々に得て，歩留り改善の対策決定の参考としている．

全取得データを同時に解析すると，複数の不良要因による影響が重なり合ったものと歩留りとの相関関係を見なければならない．すなわち，本来は層別にして解析すべきデータを同時に解析しており，各不良要因だけと歩留りとの相関関係を見ているものではない．例えば，不良装置で処理されたために歩留りが低下したウェーハのデータが存在すると，本来存在していた歩留りと電気的特性間の顕著な相関関係が見出しにくい．このような複数のカテゴリの不良要因の切り分けを，従来の仮説検証型の手法で行うには，可視化して検証すべき内容の決定さえ容易でない．

回帰木に表れた変数により，歩留りと各不良要因との関連を読み取ることができる．回帰木は，説明変数とその属性値により決定されるノード分岐を繰り返すことで，階層を有する構造が生成される．各ノードでの分岐は，その説明変数による層別分析を行っているといえることができる．

すなわち，ノード分岐よりも下位のノードでは，上位ノードの説明変数で表された不良要因の影響が含まれる，あるいは含まれない層化されたデータについての分析が行われる．

回帰木のこの特性を活かし，同時に存在している2つの不良要因のうち，一方の不良要因の歩留りへの影響を低減したデータのみで解析を行う．これにより，もう一方

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

の不良要因と歩留りとの関連をより正確に抽出する手法を採用する．これにより，設計要因と製造要因の2カテゴリの不良要因を近似的に切り分けることができる．

2.5.2 分析データ

表 2-2に複合不良要因を解析するために回帰木分析で分析するデータの内容を示す．各事例はウェーハ単位に存在し，各工程名と電気的特性名を説明変数とし，歩留り(%)を目的変数とする．説明変数は合計数百にもなり，名義属性である工程名と数値属性である電気的特性名が混在したものである．すなわち，歩留りに影響があるのは，各工程の使用装置と電気的特性とする．表 2-2で，ST-A，ST-B，ST-Cは説明変数名である工程名で，AMi，BMi，…は工程名の属性値でその工程で使用される装置名である．VTH，RSPは説明変数名で電気的特性名である．

表 2-2 複合不良要因解析用入力データ

No.	説明変数						目的変数
	工程名			電気的特性			
	ST-A	ST-B	...	VTH	RSP	...	
wf1	AM1	BM3	...	0.51	86.8	...	80.5
wf2	AM2	BM2	...	0.63	95.6	...	71.5
...
Wfi	AMi	BMi	...	0.32	80.1	...	65.8
...
...
Wfn	AMn	BMn	...	0.81	98.0

2.5.3 回帰木分析結果による解析

本事例では，回帰木が階層構造を有することを活用して，ルートノード以外の分岐ノードに採用された説明変数とその属性値の情報も不良要因仮説とする．

図 2.10にこの事例で導出された回帰木を示す．図 2.10では，第2階層までのノード分岐は全て説明変数を工程名として行われているので，歩留り全体に及ぼす影響は，

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

工程で使用されている装置の差によるものが多いことがわかる。

回帰木の第3階層の最右側のノードでの分割は，工程ではなく電気的特性RSPで行われている．これは，工程ST-Aで装置AM2を，かつ工程ST-Cで装置CM2を使用したウェーハ群は，製造要因による不良の影響が低減されて，その平均歩留りが90%と高く，その他の要因で最も歩留りに影響があるのは電気的特性RSPであることを示している．

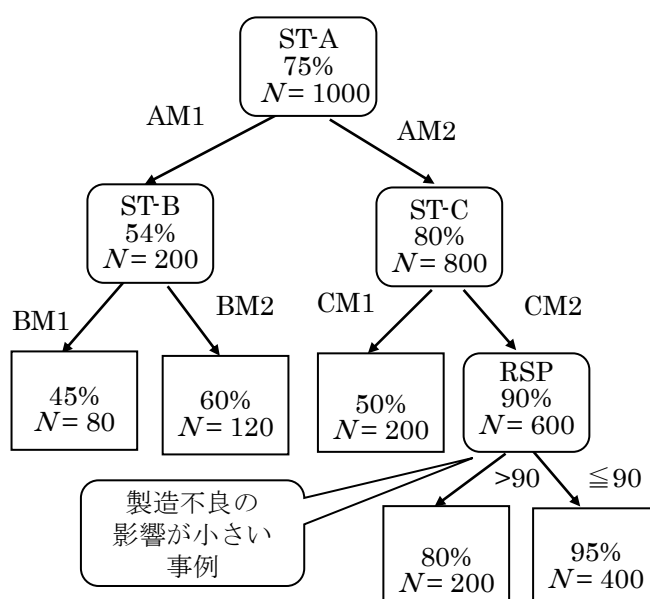


図 2.10 複合不良要因解析結果を示す回帰木

回帰木分析は，説明変数による層別分析を行っているともみることができる．よって，図 2.10に示す回帰木から以下の2項目が，不良要因仮説として得られる．

(1) 製造要因の不良

全体の歩留りに最も影響を及ぼす不良要因は，工程ST-Aでの装置AM1，および工程ST-Cでの装置CM1でいずれも製造要因の不良である．

(2) 設計要因の不良

製造要因の不良の影響が小さい事例群は，回帰木の第3階層の最右側のノードに属するものと特定される．この事例群の歩留りに最も影響があるのは，電気的特性RSP

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

であり，特性値が大きくなると歩留りは低下する．したがって，歩留り改善対策としての仮説は，以下の2つを近似的に切り分けて検討が可能ということである．

(1) 製造要因の不良要因対策

工程ST-A で装置AM1，および工程ST-Cで装置CM1を調査する．

(2) 設計要因の不良要因対策

工程ST-Aで装置AM2，および工程ST-Cで装置CM2を使用して製造された600ウェーハにつき，特に電気的特性RSPとの関連について調査する．

2.5.4 解析結果の可視化と不良要因仮説の検証手順

回帰木分析により，製造要因の不良による影響が小さいとされる事例群が特定された．本事例における不良要因仮説の検証は，歩留りと電気的特性との相関関係を，全事例によるものとこの特定された事例群とについて比較することにより行う（図 2. 11）．

ステップ1

技術者の設計に関する知識5として，電気的特性RSPは，歩留りに対する設計要因による不良を評価するための指標となる，というものがある．図 2. 11に示す回帰木における第3階層の最右側のノードに属する事例群は，電気的特性RSPにより分岐が行われている．上記の設計に関する知識から，このノードに属する事例群については，上位ノードで製造要因により層化されているため製造要因の不良の影響が小さく，かつ設計要因の不良の影響が大きいとすることができる．

詳細な不良要因仮説は，全体の歩留りに対しては，製造要因である工程ST-Aでの装置AM1，および工程ST-Cでの装置CM1の不良による影響が大きいこと，かつ回帰木における第3階層の最右側のノードに属する事例群の歩留りに対しては，電気的特性RSPの影響が最も大きいことである．

ステップ2

技術者の設計に関する知識6として，歩留りと電気的特性RSPには相関関係があ

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

ることが知られている．この知識にもとづき，先の仮説を検証するために，歩留り・電気的特性RSPの相関関係が，全事例，上記特定された事例群についてそれぞれ可視化する．

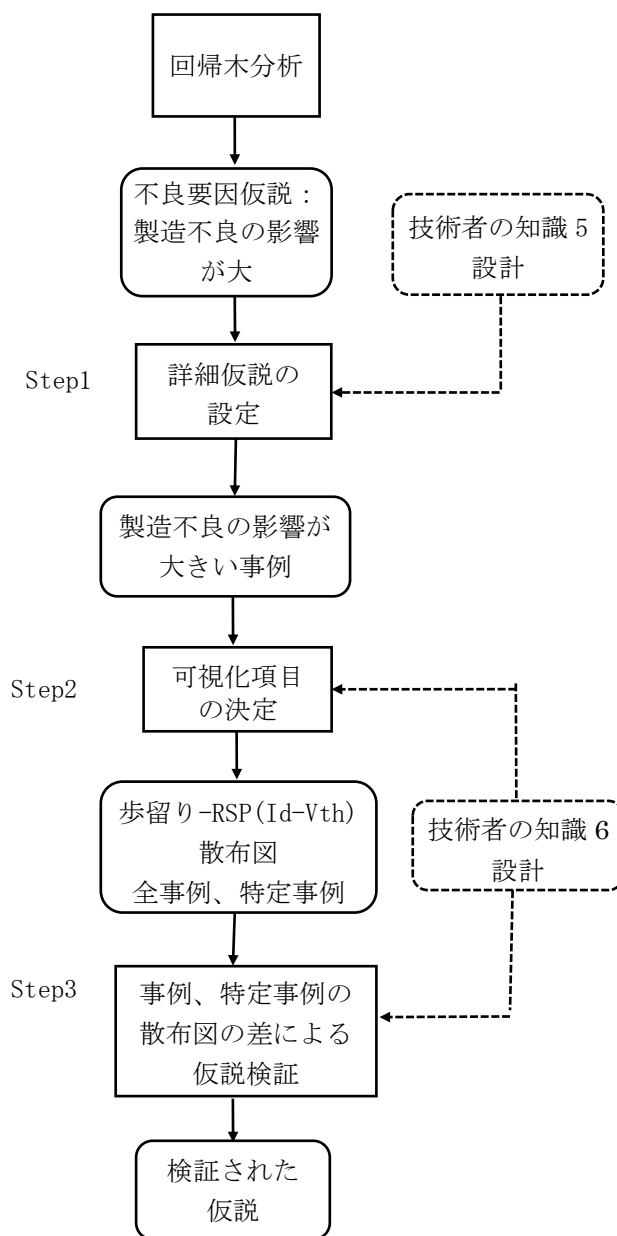


図 2.11 複合不良要因解析結果の検証フロー

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

ステップ3

上記の技術者の設計に関する知識6にもとづき，上記2つの散布図について，後者における相関関係が前者より顕著になることを検証する．

2.5.5 不良要因仮説の検証結果

2.5.4では，回帰木が階層構造を有することを活用して，製造要因と設計要因の不良を切り分けて抽出，検証するプロセスを示した．抽出された不良要因仮説は，全事例については製造要因の不良の影響が大きいこと，および製造要因の不良の影響が小さいとされた事例群に最も影響を及ぼすのは，電気的特性RSPであることである．そこで，提案手法適用の有効性を評価するために，歩留りと電気的特性RSPの散布図を全事例と製造要因の不良の影響が小さいとされた事例群について可視化し，比較した．

図 2.12(a)は，図 2.10の回帰木中の最上位ノードに相当する全ウェーハについての歩留りと電気的特性RSPの散布図である．図 2.12 (a)は，工程ST-Aと工程ST-Cの不良装置AM1，CM1による歩留り低下の影響まで含まれている．一方，図 2.12 (b)は，図 2.10の回帰木中の第3階層における最右側ノードに相当する600ウェーハについての歩留りと電気的特性RSPの散布図である．図 2.12 (b)は，不良装置である工程ST-Aの装置AM1と工程ST-Cの装置CM1で処理したウェーハ群に関する事例が除去され，層化したものである．図 2.12 (b)における相関関係は，図 2.12 (a)のそれと比較して顕著になっている．このことは，異なる条件，すなわち不良装置で処理された事例が削除されたため，本来の相関関係が顕在化した．

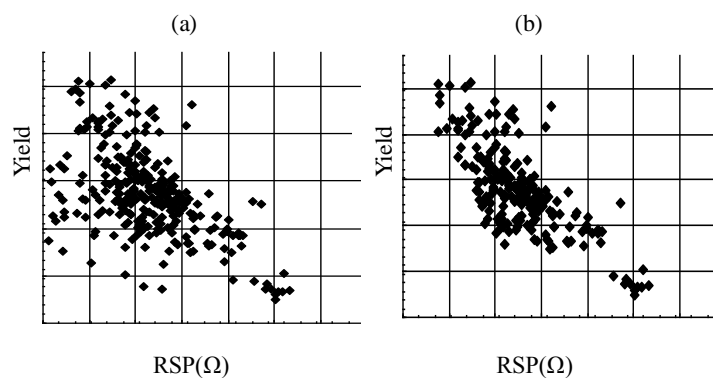


図 2.12 RSP-歩留り散布図

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

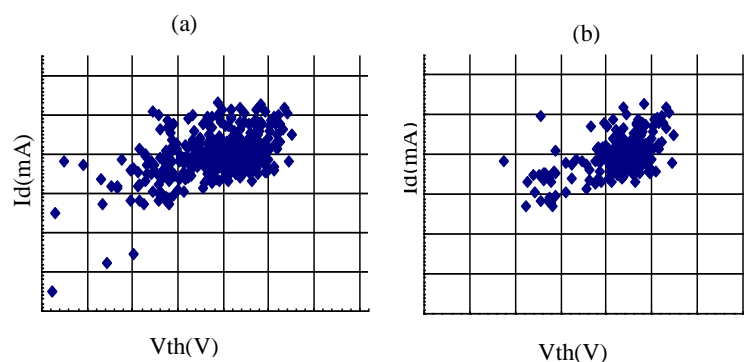


図 2.13 V_{th} - I_d 散布図

この他，トランジスタ特性を左右する重要な特性である I_d - V_{th} 特性（図 2.13）についても，同様な解析結果が得られる．図 2.13 (a)は図 2.10の回帰木中の最上位ノードに属する全ウェーハ，図 2.13 (b)は図 2.10の回帰木中の第3階層における最右側ノードに属するウェーハのそれぞれの I_d - V_{th} 特性である．図 2.13 (b)における I_d - V_{th} 特性は，図 2.13 (a)に比べて分布範囲が狭くなっている．すなわち， I_d - V_{th} 特性は，実際にはねらった設計に近いものが得られていることがわかる．この分析結果によっても，提案手法により抽出された不良要因仮説が正しいことが確認された．

本例は，使用装置差の方が電気的特性よりも歩留りに対して影響が大きい場合である．逆に電気的特性の方が使用装置差よりも歩留りに対する影響が大きい場合にも，同様にして電気的特性のバラツキの影響を低減した使用装置差の結果を得ることができる．この場合は，回帰木における最上階層のノード分割が電気的特性によるものとなり，それより下層で現れたノード分割が使用装置差によるものである場合，同じようにして結果を得ることができる．

2.6 提案手法の有効性評価

2.6.1 装置間差解析

提案手法により抽出，検証された「酸化工程の装置D04が不良要因である」という仮説にもとづき歩留り対策を実施することにより，歩留りが改善されることを確認し，

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

提案手法の有効性を評価する．

評価手順は，図 2.14に示すように2段階からなる．まず，不良要因と特定された装置D04 に対する歩留り改善対策の決定，施行を行う．次に，歩留り改善対策施行の結果として生じた歩留りに関連する測定データの分布の変化を可視化する．

以下，各詳細手順と結果を示す．

第1段階 歩留り改善対策の決定と施行

歩留り改善対策の詳細手順を図 2.15に示す．また，図中のステップAからステップCの結果を以下に示す．

ステップA

技術者の装置に関する知識7として，装置不良発生の場合，要因調査のための測定データ項目や，各測定データの正常値の範囲が蓄積されている．不良要因仮説が酸化工程での使用装置D04が不良であることから，装置D04について設備調査，微量金属分析（ICP-MS，TRXRF），SPV（Surface photo voltage）測定を行い，各測定データについて詳しく分析を行った．ICP-MS，TRXRFでは異常が認められなかったが，SPVでは正常時に比べて小さな値が存在する異常が発見された．

ステップB

技術者のプロセスに関する知識8によると，装置が汚染されていると，SPVの値は小さくなる．したがって，装置汚染により歩留り低下が生じている可能性が高いことが推定された．

ステップC

技術者の装置に関する知識9をもとに，SPV値を改善するための部品交換，配管洗浄等の改善作業方法が決定，施行された．

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

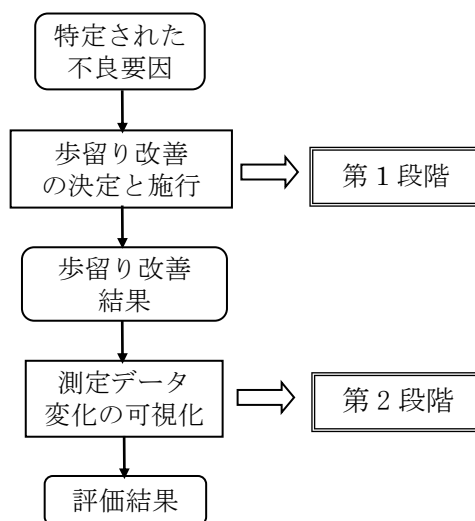


図 2.14 評価手順（全体）

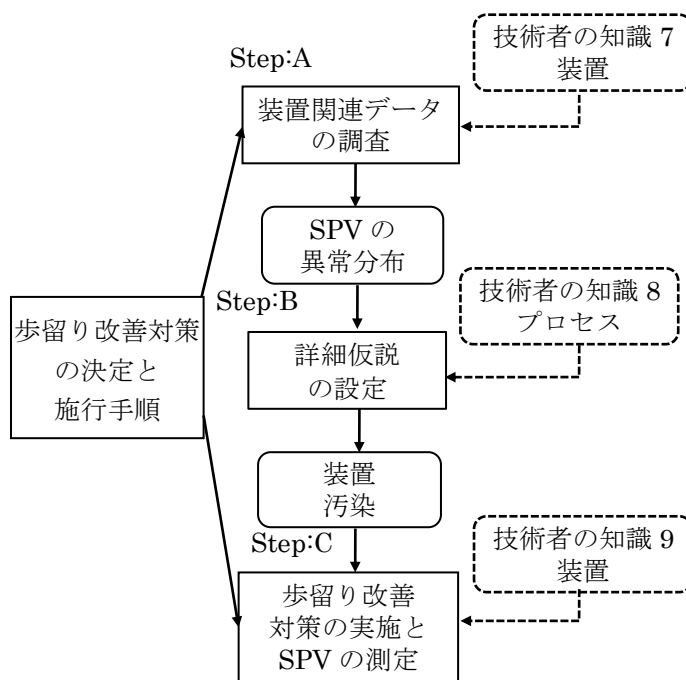


図 2.15 評価手順（第1段階）

第2段階 測定データの変化の可視化結果

歩留り改善対策施行前と同様にSPV測定が行われ，装置内部の測定部位ごとのSPV値の分布が可視化された．歩留り改善対策施行により期待されるSPV値の変

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

化は，値が全般的に上昇することと装置内の各部位で同じような分布になることである。

図 2.16に対策前後の装置D04での，SPV値測定による拡散長（SPV Diffusion）の分布の様子を示す．各測定は装置の上部（TOP），中央（CTR），下部（BTM）の3箇所で行い，最大値，平均値，最小値を示す．図 2.16によると，対策前はいずれの部位の平均値も小さく，特に上部の平均値が小さくなっているのが顕著である．一方，対策後は右欄のように各部位とも拡散長の値は上昇し，かつ同じような分布となっている．改善作業後での歩留りは，正常値に回復した．

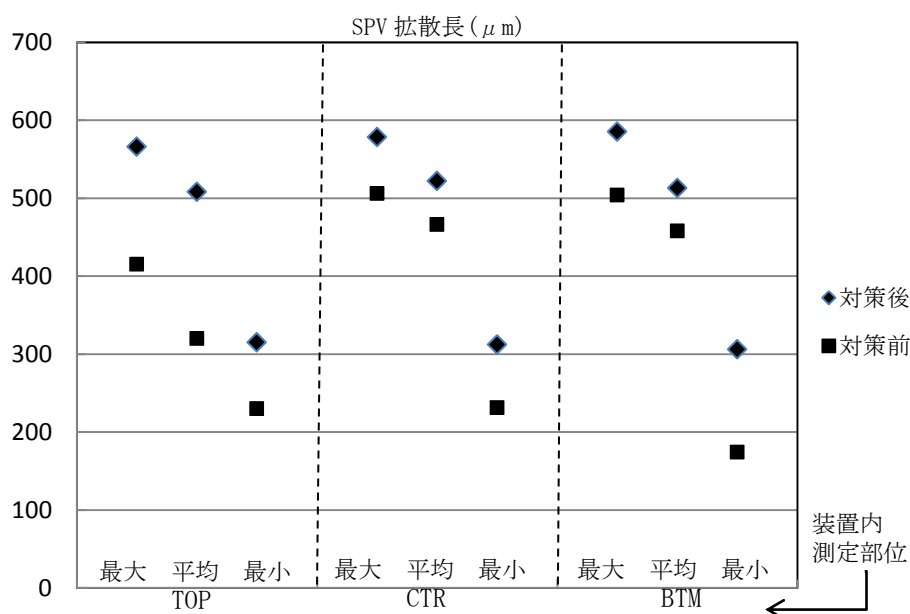


図 2.16 異常装置 D04 の歩留り改善対策の効果

このように，回帰木分析結果として得た不良要因仮説にもとづいた改善対策施行の効果，可視化して確認できた．すなわち，提案手法適用の有効性が評価された．

本事例では，歩留りに最も効く要因である工程・装置を抽出し，その対策までが従来手法によるものと比べて1/6の日数で完了[20]した．不良要因仮説の検証は従来手法，

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

提案手法の何れでも行われる．提案手法では，先に不良要因仮説を発見することで不良要因仮説の検証作業が効率化され，上記の日数短縮につながるとみることができる．

2.6.2 複合不良要因解析

提案手法で得られた不良要因仮説が，技術者の知識と一致することを確認することにより，提案手法適用の有効性を評価した．

回帰木分析で，製造要因の不良による歩留りへの影響が小さいと特定されたのは，回帰木である図 2.10の第3階層の最右側のノードに属する事例群である．したがって，この事例群の歩留りに最も影響があるのは，電気的特性RSPであることを示す．電気的特性RSPは，歩留りとの相関が顕著である変数である．よって，この特定された事例群について，電気的特性RSPが歩留りに最も影響を及ぼすことは，技術者の知識と矛盾しない．また，歩留り-電気的特性RSPの散布図が，製造要因の不良の影響が低減した事例群（図 2.12 (b)）については，全事例（図 2.12 (a)）についてよりも寄与率が増大し，その相関係数が負であることは技術者の設計に関する知識と一致する．

これらの結果により，図 2.10の回帰木は実際の現象と合致していると判定し，回帰木分析適用の有効性が評価された．よって，回帰木分析が層別に不良要因の影響を抽出することを活用して，不良要因を製造要因，設計要因に近似的に切り分け，別々に不良要因対策が可能であることを明らかにした．すなわち，回帰木分析結果を可視化して検証するという提案手法適用の有効性が評価された．

2.7 結言

本章では，半導体製造工程全体から効率的な不良要因特定を目的とし，回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因特定の課題に対する解決方法を示した．

Pakらが報告している仮説検証型手法による歩留り解析結果は，技術者を説得しやすいものであるが，現在の複雑な製造工程から不良要因の特定を行うには，多大な工数を要する．半導体歩留り解析で1度の分析で対象となるデータは，少数事例かつ多変数である場手法が多い．その結果，わずかな事例構成の変化で回帰木分析結果が大

2. 回帰木分析による少数事例，多変数データからの不良要因の特定

大きく異なるため，不良要因仮説は容易に得られるものの，歩留り改善対策を決定するために仮説検証を慎重に検証する必要がある．しかし，回帰木分析で容易に不良要因仮説が得られるので，技術者の知識を活用して決定された可視化内容により，不良要因仮説の検証を行えば仮説検証作業は容易になる．そこで，回帰木分析に基づく仮説発見と可視化による検証プロセスからなる，半導体歩留り解析のためのデータマイニング手法を提案し，実データにもとづいて提案手法の有効性を検証した．

装置間差解析では，回帰木分析で不良要因仮説を抽出し，その検証は歩留り改善対策を決定しやすいように，歩留りに関連する変数の分布を，不良要因仮説とされた装置とそれ以外の装置について可視化して比較した．さらに，不良要因仮説とされた装置に対する，実際の歩留り改善対策の施行による効果を可視化して確認した．また，設計要因，製造要因による複合不良要因解析では，回帰木分析が層別分析を行うという特徴を用いて，不良要因の近似的な切り分けを効率的に行うことができることを示した．

本章で報告した結果は，いずれも従来の解析手法では容易に得られなかったものであり，提案手法が実用的な歩留り改善に活用できることを示している．よって，提案方法は，半導体製造工程全体から効率的な不良要因特定の課題に対する解決策を示すことができたといえる．

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

3.1 緒言

本章では、回帰木分析による不良要因特定の効率化を目的とし、複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化の課題に対する解決方法を示す。本章は、2章の発展研究である。

第2章で、回帰木分析による仮説発見と可視化による仮説検証からなるデータマイニング手法が、半導体歩留り解析の分野でも有効であることが明らかにされた。仮説発見型解析手法である回帰木分析を採用することで、多くの不良要因仮説を容易に得ることが可能となった。得られた多くの不良要因仮説からの不良要因の特定には、2.2.2で示した属性順序リストの上位から分割基準指標の値順に、属性の属性値が表す不良要因仮説を検証していく手法が採用されている。しかし、分析データが少数事例、多変数であるため、分割基準指標の値順が変化しやすく、不良要因である属性値を有する属性が、常に大きな分割基準指標を有するとは限らない。このため、不良要因特定のための仮説検証回数が増大する傾向が生じる。半導体の不良要因の仮説検証には、多大な工数や費用を要するので、多くの仮説検証回数が必要とされると、回帰木分析の適用が限られている。

半導体の生産ラインでは、同一テクノロジーにより、同一時期に多種の製品が生産されているので、同一不良要因を含む複数の分析データが存在している。したがって、分析対象となる全データから不良要因が容易に抽出される必要は必ずしもなく、不良要因の特定が容易である属性とその属性を有する分析データが選択できれば、少ない仮説検証回数での不良要因の特定が可能となる。

本章では、複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化、すなわち少ない仮説検証回数で不良要因を特定する手法を提案する。提案手法では、

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

半導体の歩留り解析では同一不良要因を有する複数の製品の分析データが存在することを活用する。まず、同一不良要因を有する複数の製品の分析データごとに回帰木分析を実行して、不良要因仮説群を得る。次に、不良要因仮説群の情報を統合し、ノード分割時の分割基準指標としての t 値でソートする。ここで抽出された属性と分析データの順に、不良要因仮説の検証を行う。この手法の適用により、回帰木分析による不良要因特定の効率化が進み、結果として半導体歩留り解析の分野での、回帰木分析の適用範囲の拡大が可能となる。

提案手法の有効性の検証は、同一テクノロジーにより、同一生産ラインで、同一時期に製造された4種類の製品の分析データにより、仮説検証すべきと抽出された属性と分析データの順に歩留り分布差が顕著であることを可視化して確認する。

3.2 複数データからの従来の不良要因の特定手法

3.2.1 従来手法の課題

半導体の生産ラインでは、同一テクノロジーにより、同一時期に多種の製品が生産されている。製品が異なっても工程等の条件がほぼ同じで、いずれの分析データも歩留りに対して同じように影響を与えているとみることができる。したがって、半導体歩留り解析の特徴は、同一不良要因を含む多数の分析データが存在し、活用できることである。すなわち、複数製品の分析データによる回帰木分析結果である複数の属性順序リストにもとづき、不良要因の仮説検証ができる。

しかし、各属性順序リストは統合されることなく独立に存在しているので、選択する属性順序リストによって、不良要因の特定に効率の差が生じることが想定される。

3.2.2 従来手法の手順

3.2.1で記した従来手法の手順を図 3.1に示す。2章の図 2.2に示す提案手法のフローは、図 3.1で分析データが1つしかない場合のものである。

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

ステップ1

同一テクノロジーにより，同一生産ラインで，同一時期に製造された複数製品の分析データ（期間データ）を抽出する．

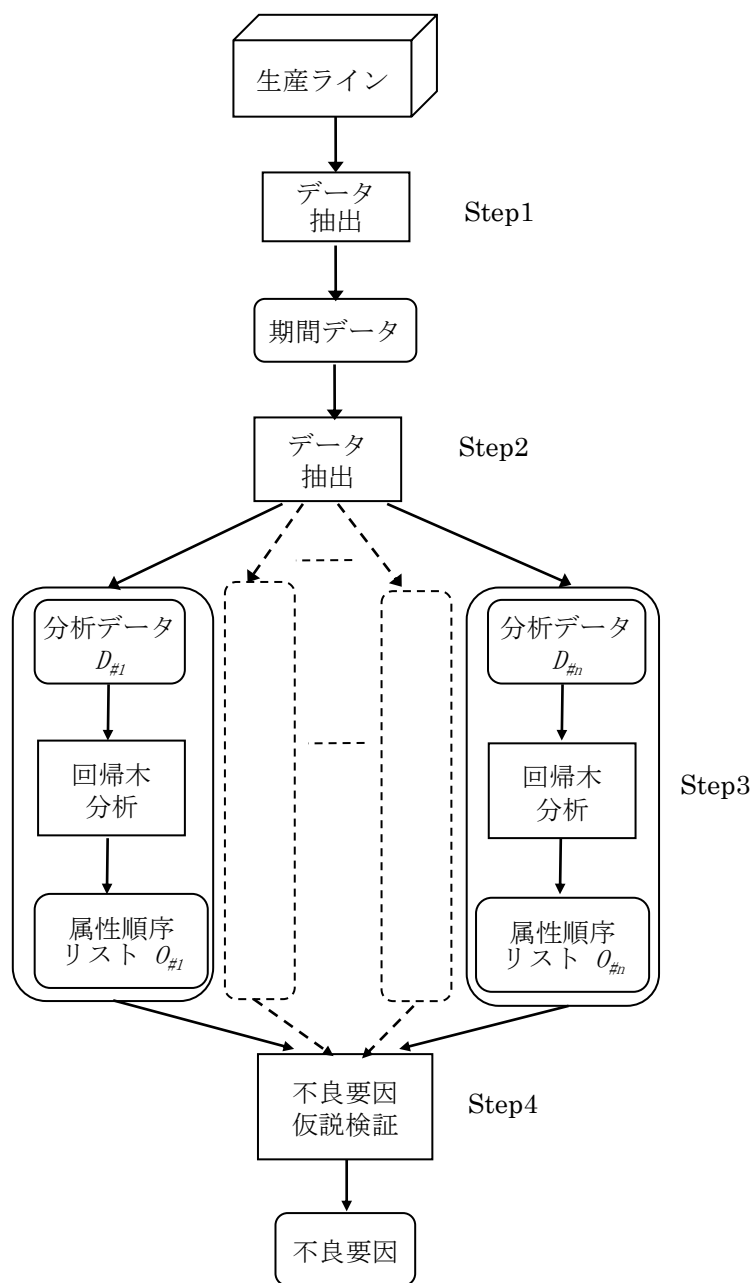


図 3.1 従来の不良要因仮説検証手順

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

ステップ2

複数製品の分析データから，製品 $P_{\#}$ ごとに分析データ $D_{\#}$ をデータセットとして作成する．

ステップ3

n 個の分析データについて，回帰木分析を別々に実行し，分析結果として属性順序リスト $O_{\#}$ を作成する．属性順序リスト中の分割基準指標は，(1)式で表される $\Delta S(i)$ である．分析データ数 n は数十となる場合が多い．属性となる工程数は，分析データにより異なるがそれぞれ数百になる．本論文の例では，4製品の分析データを扱い，属性順序リストは分割基準指標が最大なものから，8番目のものまでを対象とする．

ステップ4

属性順序リストごとに上位から仮説検証を行い，不良要因を特定する．最初，あるいは検証した不良要因仮説が不良要因でないと判断された場合，次にどの属性順序リストの不良要因仮説を選択して検証を行うかは，技術者の知識をもとに決定される．ただし，各属性順序リストについては，上位のものから順に選択される．

3.3 少ない仮説検証回数での不良要因の特定手法の提案

3.3.1 提案手法の方針

半導体歩留り解析では，同一不良要因を有する製品の分析データが一般に数十存在する．このため，不良要因を有する属性が分割基準指標の値順の上位に，個々の分析データ全てで現れる必要はない．いずれかの分析データで現れればよく，そのためには不良要因を属性値として有する属性が，仮説検証対象順位の上位に現れる手法が必要である．この手法が確立できれば，従来手法で技術者の知識に依存して選択していた仮説検証を行う分析データと属性の選択順を，仮説発見的に決定できる．

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

そこで、本節では同一不良要因を有する複数の分析データによる属性順序リストを統合し、歩留りへの影響が大きい属性とその属性を含む分析データの順序に従って仮説検証を行う手法を提案する。

3.3.2 提案手法の手順

提案手法は、図 3.2に示す5ステップからなる。同一不良要因を有する複数の分析データによる属性順序リストを活用するので、ステップ1からステップ3は従来手法(図 3.1)と同じである。

ステップ4

各属性順序リストを統合する。統合された属性順序リストは $\Delta S(i)$ ではなく、 t 値でソートする。 t 値で降順にソートされた属性順序リストに、各属性が属する分析データの製品のIDを付加して統合属性順序リストを作成する。分割基準指標は、属性順序リストでは $\Delta S(i)$ であるのに対して、統合属性順序リストでは t 値である。

$\Delta S(i)$ は、対象とする分析データのノード2分割前後の差分であり、分割対象とする集合の要素が1つでも変われば異なった値になるため、同じ集合を2分割するパターンを変えた場合の比較のみが可能である。すなわち、異なった分析データの2分割については、共通して評価できない。一方、 t 値は2つの集合の有意差を平均値と標準偏差を用いて比較できるように標準化しており、同じ集合を2分割した場合に限ることなく、任意の2つの集合の差を評価することができる。

ステップ5

統合属性順序リストの順に、属性の属性値が表す不良要因の仮説検証を該当する製品の分析データを使って行い、不良要因を特定する。図 3.1と図 3.2の比較で明らかなように、従来手法に対してステップ4で属性順序リストを統合して t 値でソートする処理を加えることで、検証を行う不良要因仮説の順序を仮説発見的に決めることができる。

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

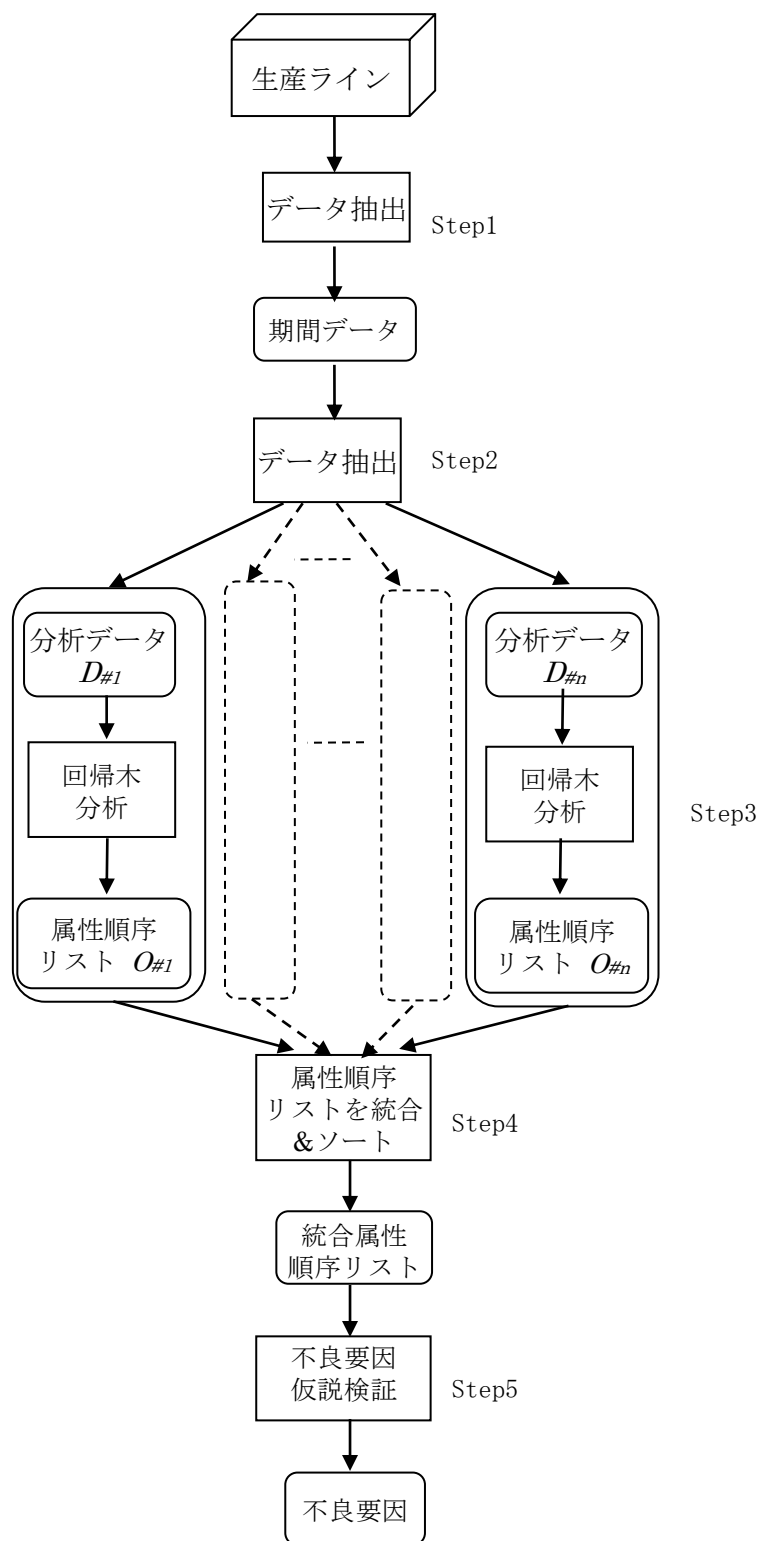


図 3.2 提案する不良要因仮説検証手順

3.4 不良要因特定のための従来手法と提案手法の比較実験

3.4.1 課題

4種類の製品の分析データを用いて、装置間差解析による不良要因の特定を行う。これら4種類の製品は、同一テクノロジーで、同一生産ライン、同一時期に製造された異なる製品である。よって、各製品は同一不良要因を含み、かつ設計、製造条件も類似している。

各分析データの事例数は製造装置の処理単位であるロット数となり、製品1, 2, 3, 4についてそれぞれ、44, 22, 28, 22事例である。各製品の事例は、それぞれの製品のデータセットに別々に格納される。全4製品の分析データの工程、すなわち属性はほとんど同じであるが、各製品の分析データの属性は全製品の属性全体の集合から、それぞれ処理不要の工程を表す属性を省いたものからなる。なお、不良要因は、同一生産ラインで使用される3台のエッチング装置MET1, MET2, MET3のうち、MET3であった。装置MET1, MET2, MET3に限らず、製造装置は複数の工程で使用されるものが多い。

不良要因MET3を使用する工程を表す属性で、各属性順序リストに現れているものを、それぞれ製品1ではAET1、製品2および3ではAET2、製品4ではAET3と表す。他の属性は A_i の形式で表し、 i は工程のIDである。属性値（装置）は $M_{i,j}$ の形式で表し、 i は工程のID、 j は当該工程中の装置のIDである。

まず、属性順序リストで従来手法による結果とその課題を示す。次に、統合属性順序リストで提案手法の結果を示し、少ない仮説検証回数での不良要因特定と分析データの選択に関する示唆を得ることが可能なことを示す。さらに、提案手法の有効性を、各分析データによる不良要因を有する工程での歩留り分布を可視化して検証する。

3.4.2 従来手法による結果

図 3.3は、製品1の分析データによる回帰木で、次のように不良要因仮説を抽出す

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

ることができる．全44ロット，平均歩留りが46.72%のロット群に対して，歩留りに最も影響があるのは，ルートノードで採用された属性AET1である．不良要因仮説は分岐したノードのうち，歩留りが低いノードに属する事例の属性値であるMET3である．

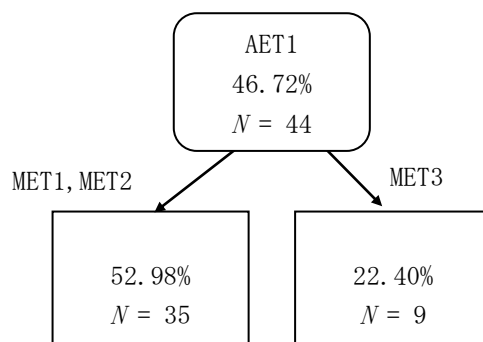


図 3.3 装置間差解析結果を示す回帰木(製品 1)

製品1，2，3，4の分析データから生成された属性順序リストを，表 3-1，表 3-2，表 3-3，表 3-4に示す．各表中で，それぞれ $Attr$ は属性名であり不良要因の候補となる工程を， $\Delta S(i)$ は(1)式で表される残差平方和の差分， $Low-Val$ は分岐したノードのうち歩留りが低いノードに属する事例の属性値で，不良要因仮説となる装置を示す．

表 3-1，表 3-2，表 3-3，表 3-4の各属性順序リストについては，上位から順に以下のように仮説検証を行う．表 3-1では，最上位に工程AET1が現れている．よって，1回の仮説検証により，不良要因を特定することができる．表 3-2でも最上位に工程AET2が現れており，同様に不良要因を特定することができる．一方，表 3-3では，最上位には不良装置を使用しない工程A₈₂が現れており，工程AET2は2番目に現れた．よって，製品3の分析データで不良要因を特定するには，2回の仮説検証を要する．表 3-4では，属性AET3は $\Delta S(i)$ の値が小さく8番目に現れており，不良要因の特定には8回の仮説検証が必要となる．以上のことから，製品4の分析データでは，不良要因特定が困難であることを示唆している．

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

最初、あるいは検証した不良要因仮説（例えば、表 3-3の最上位に現れたもの）が不良要因でないと判断された場合、次に検証する不良要因仮説を表 3-3の2番目に現れたものとするか、他の属性順序リストのものにするかは、技術者の知識により判断される。後者の場合は、仮説検証されていないもののうち、最上位にあるものとする。

表 3-1 属性順序リスト(製品 1)

<i>No.</i>	<i>Attr</i>	$\Delta S(i)$	<i>Low-Val</i>
1	AET1	6696	MET3
2	A ₁₀₁	4426	M _{101,3} , M _{101,4}
3	A ₃₈	3840	M _{38,3}
4	A ₂₉	3194	M _{29,2} , M _{29,3}
5	A ₁₅₅	3126	M _{155,4}
6	A ₁₆₂	2689	M _{162,2}
7	A ₅₀	2424	M _{50,3}
8	A ₄₃	2223	M _{43,1}

表 3-2 属性順序リスト(製品 2)

<i>No.</i>	<i>Attr</i>	$\Delta S(i)$	<i>Low-Val</i>
1	AET2	7635	MET2, MET3
2	A ₁₄	5121	M _{14,2}
3	A ₁₃₄	4499	M _{134,1}
3	A ₁₃₃	4499	M _{133,1}
5	A ₉₈	3354	M _{98,1}
6	A ₁₄₉	3298	M _{149,1} , M _{149,2}
7	A ₉₅	3133	M _{95,3}
8	A ₁₁₂	3063	M _{112,1} , M _{112,3}

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

表 3-3 属性順序リスト(製品 3)

<i>No</i>	<i>Attr</i>	$\Delta S(i)$	<i>Low-Val</i>
1	A ₈₂	1141	M _{82,1} , M _{82,2}
2	AET2	980	MET3
3	A ₉₄	958	M _{94,1} , M _{94,2}
4	A ₉₃	810	M _{93,1}
5	A ₁₁₈	623	M _{118,1}
5	A ₁₄₈	623	M _{148,2}
7	A ₁₃₉	584	M _{139,2}
8	A ₄₁	557	M _{41,2}

表 3-4 属性順序リスト(製品 4)

<i>No.</i>	<i>Attr</i>	$\Delta S(i)$	<i>Low-Val</i>
1	A ₉₄	795	M _{94,2}
1	A ₈₂	795	M _{82,3}
3	A ₁₃₆	623	M _{136,1}
4	A ₁₅₅	568	M _{155,3} , M _{155,4}
5	A ₈₁	531	M _{81,3}
6	A ₄₃	516	M _{43,1} , M _{43,3}
7	A ₁₁₄	502	M _{114,4}
8	AET3	474	MET1, MET3

従来手法では、以上のように使用する分析データの選択により、必要となる仮説検証回数にばらつきが生じている。特に、表 3-3、表 3-4における属性AET2, AET3の $\Delta S(i)$ は、他の属性のものと同程度かそれ以下で、不良要因の特定が困難であると予想される。このように、不良要因特定の効率が最適化されない場合がある。

3.4.3 提案手法による結果

統合属性順序リストを表 3-5に示す。表中で、それぞれ t は分割基準指標としての t 値、*pro.*は製品のIDを、また*Attr*, *Low-Val*は、属性順序リストと同じものを示す。

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

表 3-5 統合属性順序リスト

<i>No.</i>	<i>Attr</i>	<i>Pro</i>	<i>t</i>	<i>Low-Val</i>
1	AET2	2	7.16	MET2 , MET3
2	AET1	1	6.46	MET3
3	A ₁₀₁	1	4.54	M _{101,3} , M _{101,4}
4	A ₁₁₂	2	4.32	M _{112,2}
5	A ₃₈	1	4.1	M _{38,3}
6	A ₁₃₄	2	3.84	M _{134,1}
6	A ₁₃₃	2	3.84	M _{133,1}
8	A ₉₄	4	3.81	M _{94,2}
8	A ₈₂	4	3.81	M _{82,3}
10	A ₂₉	1	3.62	M _{29,2} , M _{29,3}
11	A ₁₅₅	1	3.57	M _{155,4}
12	A ₁₆₂	1	3.24	M _{162,2}
13	A ₁₃₆	4	3.14	M _{136,1}
14	A ₈₂	3	3.1	M _{82,1} , M _{82,2}
---	---	---	---	---
22	AET2	3	2.8	MET3
23	A ₈₁	4	2.79	M _{81,3}
24	A ₉₄	3	2.76	M _{94,1} , M _{94,2}
25	A ₄₃	4	2.74	M _{43,1} , M _{43,3}
26	A ₁₁₄	4	2.69	M _{114,4}
27	AET3	4	2.59	MET1 , MET3
28	A ₉₃	3	2.48	M _{93,1}
29	A ₁₁₈	3	2.12	M _{118,1}
30	A ₁₄₈	3	2.12	M _{148,2}
31	A ₁₃₉	3	2.04	M _{139,2}
32	A ₄₁	3	1.99	M _{41,2}

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

提案手法では、表 3-5の上位から順に仮説検証を行う。最上位、および2番目に属性 AET2, AET1が現れている。特に、最上位の属性AET2が製品2の分析データに由来するものであることから、4つの分析データのうち製品2の分析データを使用することが、不良要因の特定を1回の仮説検証で、かつ容易にできることを示唆している。

この2つの属性の t 値は、3番目の属性と比較して1.4以上も大きな値であり、2つの属性による歩留り分布差が顕著であると想定される。

表 3-5の22, 27番目に、製品3, 4の分析データでのそれぞれの属性AET2, AET3が現れ、いずれも t 値は小さくなり、かつ同じ程度の値を有する属性が多く存在している。したがって、仮説検証の対象としてこれらの製品データの属性を選択すると、不良要因の特定が困難であることが予想される。そこで、表 3-5の上位から不良要因仮説として t 値の大きさ順に製品データと属性を選択していけば、非効率な仮説検証に陥ることなく、不良要因の特定の効率化が実現できると考えられる。

3.4.4 提案手法による分析結果の検証

提案手法、すなわち統合属性順序リストの上位から順に仮説検証を行うと、少ない仮説検証回数で不良要因を特定できることを示す。そのためには、表 3-5における各分析データで、不良装置MET3を使用する工程を表す属性による歩留り分布を可視化し、 t 値とそれに対応する歩留り分布差を比較した。歩留り分布差の評価値は、歩留りが高いノード、低いノードにそれぞれ属する事例の歩留りの平均値の差とする。本節の歩留り分布は、少数事例のデータ分布も把握しやすいように、各ノードに属する事例の歩留り値を横軸を値順として◆で、また平均値を*で示す。さらに、全体の傾向を把握しやすいように、箱ひげ図を破線で上書きする。

図 3.4は表 3-5に示した統合属性順序リストの最上位の属性AET2、図 3.5は2番目の属性AET1に関する装置間の歩留り分布である。いずれの属性も表 3-2, 表 3-1に示したように、それぞれ製品2, 製品1の属性順序リストの最上位に存在する。しかし、装置間の歩留り分布の差を見ると、同じ不良装置MET3を属性値として有するAET1

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

よりもAET2の方が歩留り分布差が顕著であり、製品2の分析データを使用すれば、不良要因の特定が容易であることが検証できた。

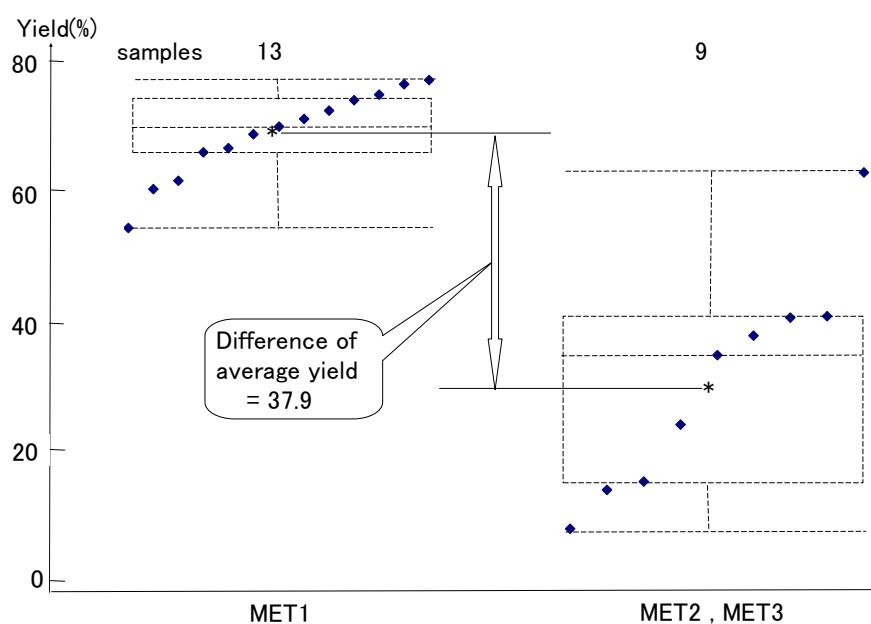


図 3.4 属性 AET2 による歩留り分布 (製品 2)

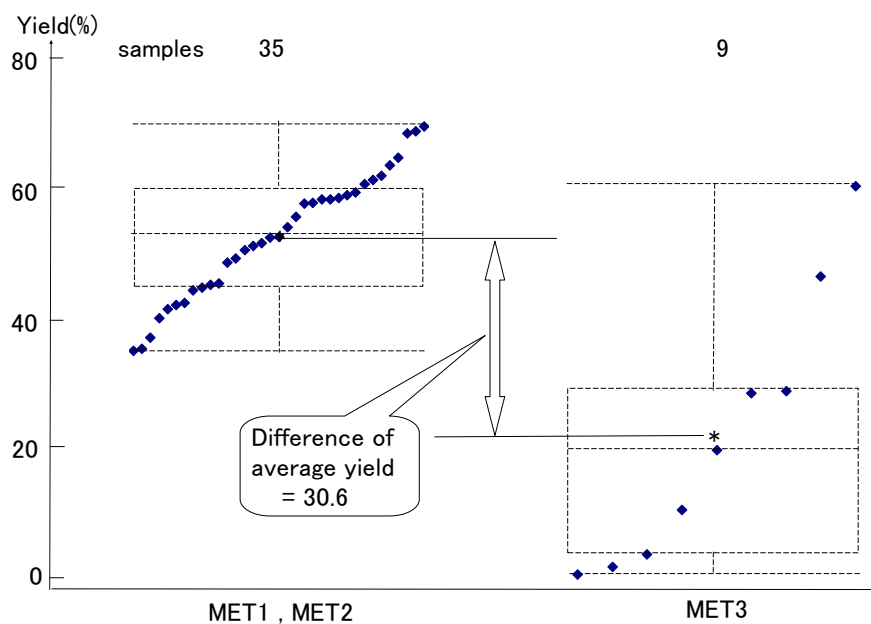


図 3.5 属性 AET1 による歩留り分布 (製品 1)

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

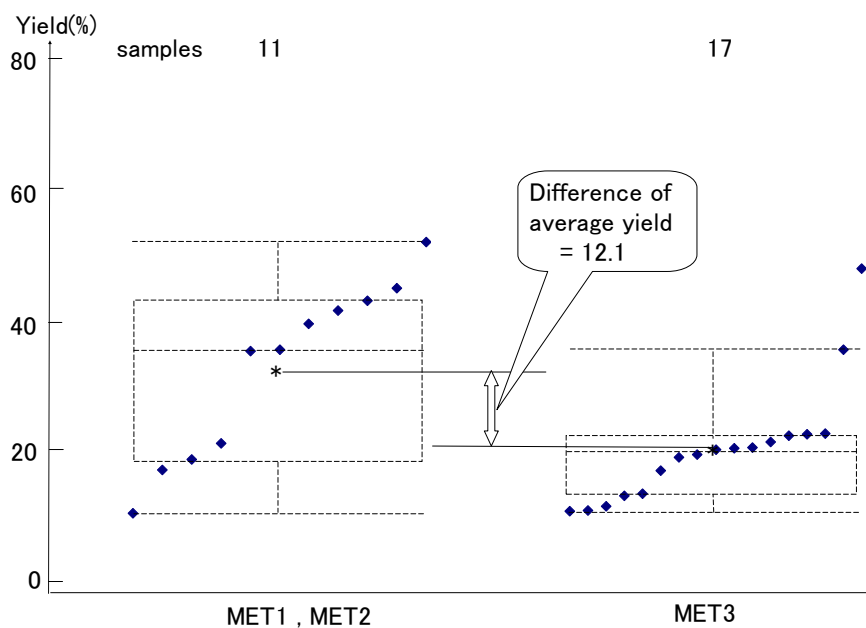


図 3.6 属性 AET2 による歩留り分布 (製品 3)

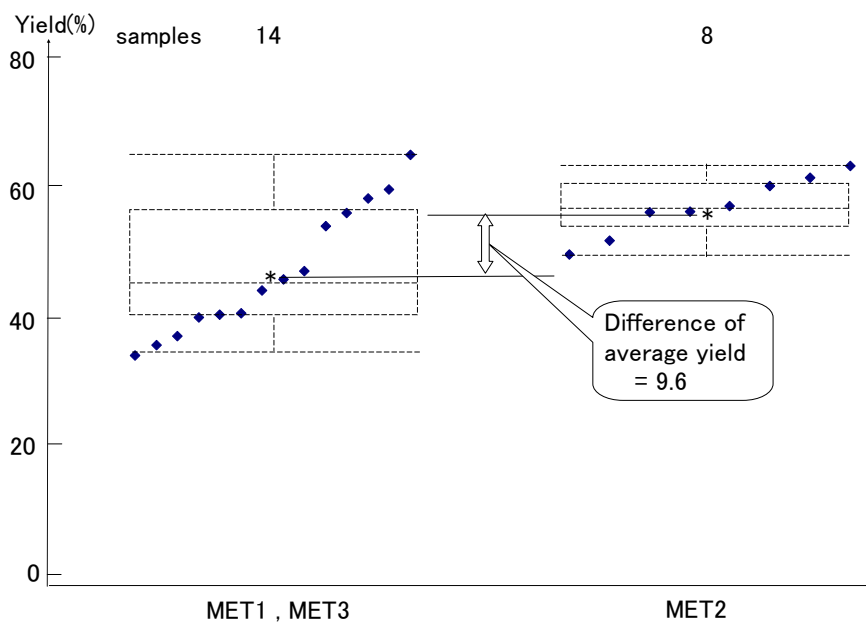


図 3.7 属性 AET3 による歩留り分布 (製品 4)

図 3.6は、表 3-5の22番目の製品3の分析データによる属性AET2による歩留り分布

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

である。歩留り分布差は図 3.4, 図 3.5に比べると著しく小さくなっており, 不良要因特定が容易ではないことが確認できた。図 3.7は表 3-5の27番目の製品4の分析データによる属性AET3による歩留り分布である。図 3.6と比較すると, 歩留り分布差がさらに小さく, 不良要因の特定がさらに困難であることが確認できた。

以上, 図 3.4から図 3.7での歩留り分布の可視化で, 表 3-5の上位の属性ほど歩留り分布差が顕著であることが確認された。特に, 図 3.4, 図 3.5に示す歩留り分布差が顕著であることは, 表 3-5中の t 値により予想された。

図 3.8は, 高歩留り, 低歩留りとなる事例数がそれぞれ8, 16であるデモデータによる事例の歩留り分布で, この集合分割についての t 値は12.61, $\Delta S(i)$ は3691である。図 3.4に示す集合分割についての t 値は7.16, $\Delta S(i)$ は7635であることを比較すると, 値の大きさ順が逆転している。したがって, 統合属性順序リストでの分割基準指標として $\Delta S(i)$ を採用すると, t 値のように2つの集合分割の有意差を共通して評価できない。

以上により, 表 3-5の上位から順に仮説検証を行えば, 少ない仮説検証回数での不良要因の特定が可能となり, 提案手法の有効性が検証された。

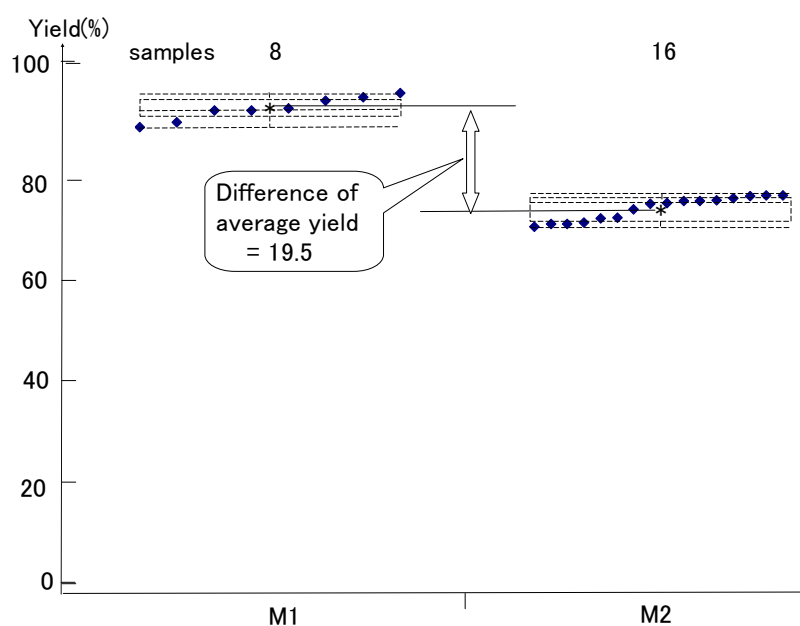


図 3.8 デモデータによる歩留り分布

3.5 提案手法の有効性評価

3.4 の実験で、従来手法では個別に属性順序リストの順に不良要因の仮説検証を行っていたが、これらを統合して統合属性順序リストとして活用することで、従来手法に比べ不良要因の特定の効率化ができることが示された。提案手法の有効性は、不良要因である装置を使用する工程を表す属性による歩留り分布差が、 t 値の順に大きいことを示すことで検証された。

本事例では 4 つの分析データが扱われているが、容易に不良要因が特定できるのは、 t 値が他に比べて 1.4 倍以上大きな製品 2, 1 の分析データである。実際には、このような分析データは少なく、数十種類の製品の分析データから不良要因を特定しやすいものを選択することは、技術者の知識を活用しても従来手法では困難で、提案手法により改善された。

3.6 結言

本章では、回帰木分析による不良要因特定の効率化を目的とし、不良要因特定の効率化の課題に対する解決方法を示した。

半導体歩留り解析においては、不良要因特定の効率化、すなわち少ない仮説検証回数で不良要因を特定する必要がある。半導体の生産工程では、同一時期に同一テクノロジーにより複数の製品が生産されているので、同一不良要因を含む複数の分析データが存在している。すなわち、複数の分析データから不良要因を表す可能性が高い属性とその属性を含む分析データを選択できれば、少ない仮説検証回数で不良要因を特定できる。

提案手法は、まず従来手法と同様に、同一不良要因を有する複数の製品の分析データごとに回帰木分析を実行して、不良要因仮説群を得る。次に、不良要因仮説群の情報を統合し、ノード分割時の分割基準指標として $\Delta S(i)$ でなく t 値でソートする。ここ

3. 複数データから抽出された仮説群の統合による不良要因特定の効率化

で抽出された属性と分析データの順に，不良要因仮説の検証を行う．

提案手法の有効性は，抽出された属性と分析データ順に歩留り分布差が大きいことを，実データの可視化により検証した．提案手法により，複数の分析データから抽出された不良要因仮説群から，仮説検証を行う属性と分析データの順序を，仮説発見型手法で決めることができ，少ない検証回数での不良要因の特定が可能となった．よって，提案方法は半導体歩留り解析への回帰木分析の適用範囲を拡大する課題に対する解決策を示すことができたといえる．

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

4.1 緒言

2, 3章で半導体製造工程全体から不良要因を, 回帰木分析の適用により効率的に特定する手法を提案し, その課題を解決した. しかし, 半導体製造工程管理の高度化を図るには, 個別工程で生じている不良発生原因を効率的に特定する手法も必要である. 本章でとりあげる露光工程は, 半導体製造工程のうち, 特に製品品質に与える影響が大きいいうえに, 不良が発生する割合が高く, 速やかな不良発生原因の特定が求められる.

露光結果の評価値として歩留りとの関連がありうる計測データがあり, 露光装置の状態を表すデータとして装置パラメータがある. 計測データと装置パラメータの関連が把握できれば, 装置パラメータを制御することで, 歩留り改善が図れる可能性がある. しかし, 装置パラメータは数百種も多種大量にあり, また計測データも数十種ある. さらに, いずれも工程変動や装置変動により生じるノイズを含んでいるので, 両者間に潜在する規則性やパターンを仮説検証型の手法で, 抽出するのは容易ではない.

露光工程では歩留りに関わる要因が多く, また不良発生原因として直接歩留りとの関連性が見られない複雑なものも存在するので, 多種大量のデータの計測, 解析が求められる. しかし, 計測そのものは直接製造に寄与しないにもかかわらず, 計測のための高価な装置の購入や運用費用が必要となる上に, 計測を行うことが工程のスループットの低下要因となる.

本章では露光工程における不良発生原因の効率的な特定を目的とし, 計測データに関する顕著な相関関係の抽出に関する課題に対する解決策を示す. 提案手法では, まず新たな計測を行わず, 装置パラメータと計測データ間に潜在する顕著な相関関係を新たなデータマイニング手法で抽出する. 次に, 抽出した相関関係を不良発生原因の仮説とし, 技術者の知識を基に検証を行い, 不良発生原因を特定する.

提案手法の有効性の検証は, 装置パラメータと計測データ間についてある期間に存

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

在していた顕著な相関関係を新たなデータマイニング手法で抽出し、それを不良要因仮説とし検証して不良要因を特定することで、装置の改善を行って歩留りが改善したことを示す。

4.2 露光工程の装置，データおよび不良発生原因の特定手法

4.2.1 露光装置と装置パラメータ

露光装置は、製造装置の中で最も精密な装置であり、製品の歩留りや性能に大きな影響を及ぼし、特に速やかな不良発生原因の特定と改善対策が求められる。露光装置等各製造装置には、モニタリングツールが取り付けられ、装置に関する温度、電力、圧力、流量等が装置パラメータとして大量に収集、蓄積されている。装置パラメータは、異常等のイベント発生時に、原因解明のためにデータ変化の有無の確認が行われる程度で、パラメータ間の関連性の解析など体系的な解析はあまり行われていない。歩留り改善を図る上で、有用な多くの情報を抽出することが望まれている。

4.2.2 計測装置と計測データ

計測装置では、加工寸法、エッチング量、成膜の膜厚、欠陥数等が計測され、そのスループットは露光装置に比べてかなり低い。製造工程における計測は、製品の品質確保のために必須である。しかし、製品の全数計測は設備への投資、工程のスループットといった経済性や生産性の観点から不可能である。そこで、収集する計測データを絞り込む必要があり、新たな計測データの収集は期待できない。その結果、不良要因仮説、不良発生原因仮説の抽出のための回帰分析の目的変数に、また頻繁に工程制御を行うために使用するデータとするには、計測データの量は少なすぎる。

4.2.3 不良発生原因の特定手法

不良発生原因の特定のためには、露光結果であるパターン寸法を示すCD(Critical Dimension)や多層の重ね合わせ精度を表すOL(OverLay)を測定し、規格値から外れてきたら仮説検証型の解析を行う。計測データであるCDやOLのデータ量が少ないこ

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

とから、多種大量データを活用した解析はあまり行われていない。

4.3 仮説発見型手法による不良発生原因の特定の提案

4.3.1 提案手法の方針

製品の歩留りや性能には計測データの値が影響しているので、計測データと装置パラメータ間の関連性を把握できれば、装置パラメータの値を制御することで計測データ値の改善、すなわち製品の歩留りや性能の改善が可能となりうる。ともに連続変数である計測データと装置パラメータ間の関連性を評価するには、相関係数で行うのが基本である。相関係数の算出は、一般に収集された全データについて行われ、わずかな存在しない計測データを扱う本課題では、特にこの傾向が強い。

生データは様々なデータ源からのノイズを含み、かつ互いに複雑に絡み合っている。特定の2変数間に本来顕著な相関関係が存在するとしても、一見すると相関関係が弱いように見える場合も多い。このような潜在している相関関係の抽出は容易ではない。全データを解析することは、データ間に存在する本来の相関関係をいつも抽出するとは限らない。しかし、ノイズが少なくなっているデータのみをサンプリングすれば、実際に生じていると推定される現象を表す顕著な相関関係が抽出されうる。ところが、複雑なシステムではこのようなデータのみをサンプリングすることは、技術者の知識を基にしても容易ではない。特に、想定外の相関関係の抽出は、基になる仮説の設定自身が困難である。

よって、露光工程での不良発生原因を特定するには、新たな計測をできるだけ行わない、かつ仮説発見型の手法が求められる。

本節では、歩留りとの直接的な関連性が表れない不良発生原因を扱う。このような原因は、歩留りを目的変数とした回帰木分析では抽出しにくい。そこで、ともに連続変数である装置パラメータ、計測データ間に潜在する顕著な相関関係を新たなデータマイニングで抽出することで、不良発生原因の仮説の抽出と特定を行う手法を提案す

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

る.

4.3.2 相関係数マイニングと不良発生原因の特定

新たなデータマイニング手法では、ノイズが小さくなっているデータをサンプリングするために、まずデータ発生の時刻順でもあるファイル内のレコード順に全レコードをいくつかのレコードグループ、すなわちデータ区間に分割する．次に、対象とする変数群から相関係数の2乗が大きな変数の組み合わせとデータ区間を仮説発見的に抽出する．この手法は相関係数マイニングとよばれ、互いに複雑に絡み合ったノイズの多いデータから、データ中に潜在している顕著な相関関係に関する情報を仮説発見的に抽出する．

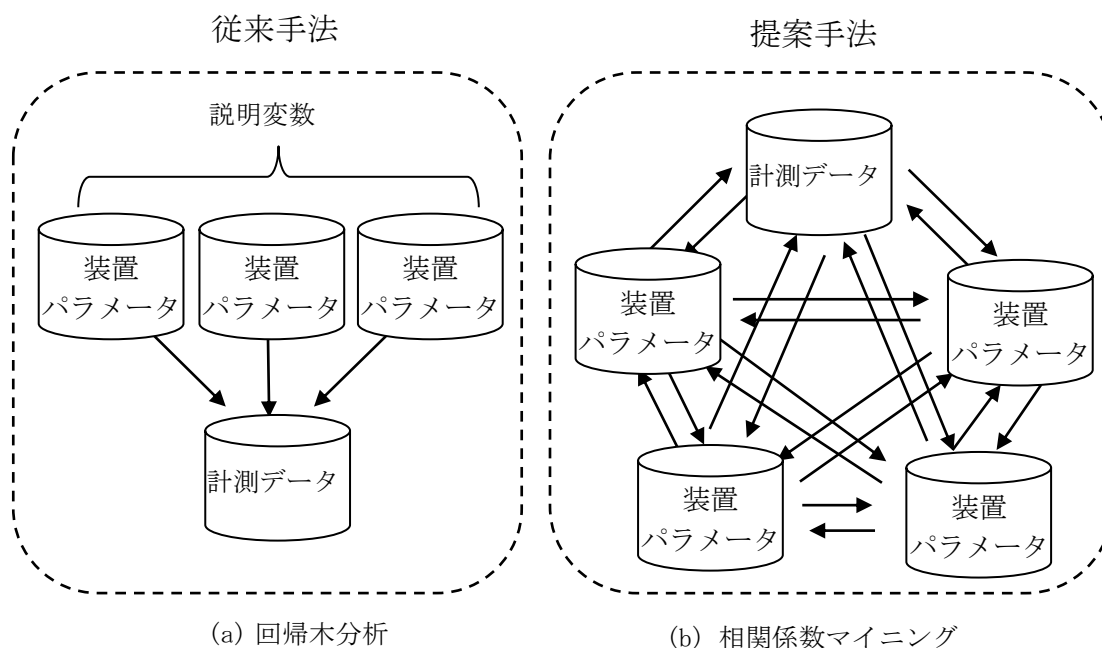


図 4.1 解析手法の比較

不良要因，不良発生原因の仮説の抽出手法としての回帰木分析による従来手法（図 4.1(a)）と，相関係数マイニングによる提案手法（図 4.1(b)）を示す．回帰木分析では，目的変数と説明変数が明確に区別されるが，相関係数マイニングでは区別されない．回帰木分析では，特定のパラメータである目的変数に対する他のパラメータの影響

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

響に関する規則性やパターンを抽出するのに対し、相関係数マイニングでは全てのパラメータが同等に扱われるので、より広い範囲から規則性やパターンを抽出することができる。

相関係数マイニングで抽出された顕著な相関関係を不良発生原因の仮説とし、技術者の知識を基に実際に生じていると想定される現象との整合性を検証して、不良発生原因を特定する。

4.3.3 相関係数マイニングの詳細手順

表 4-1を例に、具体的な手順を示す。処理するデータは20レコードあり、 i 種の変数 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_i$ からなる。

ステップ1

全レコードの分割方法を指定する。本論文では2つの方法のみを示すが、他の方法も可能である。

①分割方法patG1

1レコードグループを構成するレコード数、または全レコードの分割数を指定する。

②分割方法patG2

1レコードグループを構成するレコード数と、次のレコードグループの始点を指定するためのレコード数を動かす数を指定する。

ステップ2

組み合わせの相関係数の2乗を計算する変数名を指定する。本事例では、変数 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_i$ である。

ステップ3

ステップ1で指定された分割方法によるレコードグループを作成する。作成されたレコードグループを表 4-1の列patG1, patG2に示す。

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

①分割方法patG1

1レコードグループを構成するレコード数が5と指定された場合、全レコードを表 4-1に示すように4つのレコードグループG11, G12, G13, およびG14に分割する. 各レコードグループを構成するレコード番号は, rec1～rec5, rec6～rec10, rec11～rec15, およびrec16～rec20である.

表 4-1 相関係数マイニングへの入力データ

rec.	p1	p2	p3	...	pi	patG1	patG2
rec1	0.987	0.242	39.624	...	0.59	G11	G21
rec2	0.987	-0.430	39.168	...	0.43		
rec3	0.994	-0.106	57.504	...	0.45		
rec4	0.990	1.343	47.952	...	0.44		
rec5	0.971	0.435	0.408	...	0.51		
rec6	0.987	-2.767	39.216	...	0.61	G12	G22
rec7	0.987	-2.839	39.408	...	0.41		
rec8	0.991	0.154	48.360	...	0.84		
rec9	0.992	-0.225	52.992	...	0.6		
rec10	0.993	0.051	54.336	...	0.85		
rec11	0.993	-0.184	54.408	...	0.77	G13	G23
rec12	0.993	-0.021	54.432	...	0.49		
rec13	0.993	-0.120	54.408	...	0.43		
rec14	0.993	-0.020	55.296	...	0.4		
rec15	1.003	-1.931	78.696	...	0.57		
rec16	1.010	-3.059	94.032	...	0.53	G14	
rec17	1.003	-1.795	78.936	...	0.4		
rec18	0.999	-1.312	69.744	...	0.5		
rec19	0.981	1.973	25.440	...	0.85		
rec20	0.993	-0.230	53.832	...	0.72		

②分割方法patG2

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

各レコードグループを構成するレコード数が10で、次のレコードグループの始点を指定するために動かすレコード数が5である場合、全レコードを表 4-1に示すように3つのレコードグループG21, G22, およびG23に分割する。各レコードグループを構成するレコード番号は、rec1～rec10, rec6～rec15, およびrec11～rec20である。

ステップ4

ステップ3で作成された全レコードグループに対する、ステップ2で指定された変数の全組み合わせの相関係数の2乗を計算する。ステップ2で指定された変数の数が i 、ステップ3で指定されたレコードグループ数を n と指定すると、このステップでは $n*i*(i-1)/2$ 個の相関係数の2乗を計算する。

ステップ5

ステップ4で計算した相関係数の2乗が指定された値より高い場合のみ、相関係数の2乗他の関連情報を出力する。

4.4 相関係数マイニングによる不良発生原因の特定の実験

本実験では、ともに連続変数である数百種類ある装置パラメータと数十種類ある計測データを使い、相関係数マイニングの結果から不良発生原因が特定された事例を示す。

4.4.1 相関係数マイニングによる顕著な相関関係の抽出

表 4-2は、表 4-1を入力データとした相関係数マイニングの結果の一部である。表中の $R\text{-square}$ は相関係数の2乗、 $para.X$, $para.Y$ は4.3.3のステップ2で指定された変数のうち、 $R\text{-square}$ を算出した変数の組み合わせ、 $start$, end は相関係数算出の対象としたレコードグループの区間を表わす先頭と最終のそれぞれレコード番号とする。表 4-2の情報のうち $R\text{-square}$ の値が指定された値（例えば、0.7）より大きなものについて、不良発生要因の仮説として検証を行う。

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

図 4.2において、縦軸は計測データp2、横軸は装置パラメータp1をそれぞれ示す。

図 4.2 (a)は表 4-1の全20レコードの相関関係で、相関係数の2乗は0.2630で弱い相関関係を示す。通常、連続変数間の関係は全データについて評価し、このような場合は強い相関関係がないとする。しかし、相関係数マイニングでは、分割した各レコードグループについても相関係数の2乗を計算する。

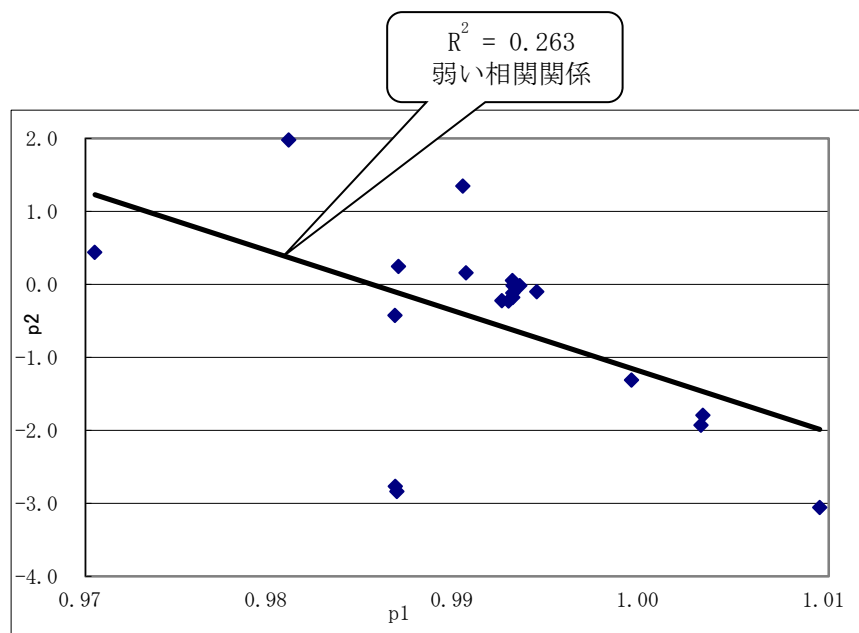
図 4.2(b)は表 4-2の最上位の情報を示す装置パラメータp1と計測データp2のレコードグループG14(rec16～rec20)の相関関係である。相関係数の2乗は、0.9975と顕著な相関関係を示した。この相関係数マイニングによる相関関係を基に、装置パラメータp1と計測データp2の関係を(2)式で近似できた。

$$p2 = -173.13 * p1 + 171.76 \quad (2)$$

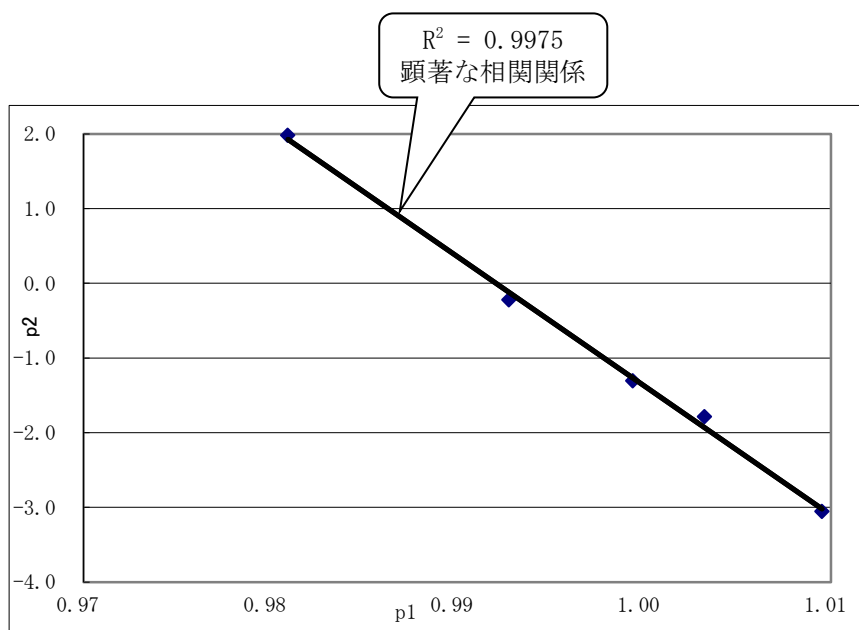
表 4-2 相関係数マイニングの結果 (一部)

<i>Id</i>	<i>R-square</i>	<i>para.X</i>	<i>para.Y</i>	<i>start</i>	<i>end</i>
1	0.9975	p1	p2	16	20
2	0.9975	p1	p3	16	20
3	0.9975	p1	p2	11	20
--	---	---	---	---	---
--	---	---	---	---	---
10	0.7540	p2	pi	16	20
--	---	---	---	---	---
15	0.2928	p3	pi	11	20
--	---	---	---	---	---
--	---	---	---	---	---
21	0.1145	p3	pi	1	5
--	---	---	---	---	---
--	---	---	---	---	---
28	0.0208	p1	pi	1	10

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出



(a) 全レコードでの相関関係



(b) rec16~rec20 での相関関係

図 4.2 $p1$ - $p2$ 散布図

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

4.4.2 不良発生原因の特定と改善対策

(2)式のモデルを不良発生原因の仮説とし、関連する情報が収集され、技術者の知識を基にした各種の調査が実施された。調査結果によると、本来計測データ p_2 は、各種条件が変化しても0になるように制御されていなければならない。しかし、実際には p_1 との顕著な相関関係が存在していた。よって、不良発生原因の仮説検証結果として、この装置の不良発生原因は装置パラメータ p_1 によると特定した。この結果から、装置パラメータ p_1 が変動しても、計測データ p_2 が変動しないように装置の制御機構の改善がなされ、その後歩留りが安定した。

4.5 提案手法の有効性評価

4.5.1 不良発生原因の特定

4.4で示したように、新たな計測を行うことなく提案したデータマイニング手法である相関係数マイニングにより、歩留りとの直接的な関連性がない情報を抽出し、不良発生原因の特定と歩留り改善対策を行うことで提案手法の有効性を確認できた。

計測データは、工程や装置の変動に混ざった結果である。実験で得られた顕著な相関関係を表す(2)式が成立するデータが発生した区間では、工程変動が少なく装置パラメータの変動が、計測データの変動に顕著に反映されたと推測される。すなわち、本来存在していた相関関係が顕在化したと想定される。その結果、不良発生原因が特定できた。このような相関関係を数百種類もある露光装置の膨大な装置パラメータと計測データから、仮説検証型の手法で抽出するのは困難である。

4.5.2 高精度な工程制御の可能性

不良発生原因の特定の過程で得られた(2)式は、わずかしかな存在しない計測データを大量に存在する装置パラメータで精度よく予測できることを示している。これは仮想計測 (Virtual Metrology) [21]とよばれ、収集できない、あるいはわずかしかな収集できない計測データのかわりに、装置パラメータ他の変数の関数として仮想計測データ

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

を定義し、解析や工程制御に活用でき、最近の半導体製造の分野では注目されている技術である。本節では、仮想計測データを使って高精度な工程制御の可能性を示す。

各製造工程は、計測データや装置パラメータ他から算出される装置管理パラメータが、規格値内(UCL, LCL)に入るように所定のアルゴリズムに従い、制御されている。

図 4.3は、露光工程の計測データp2や装置パラメータp1他から算出される装置管理パラメータのトレンドである。○マークは計測データとしてわずかしかな存在しない実計測データp2を使い求めた値である。計測データは定期的を取得され、その結果をもとにこの装置管理パラメータが0になるように制御されている。しかし、制御してもデータ取得間の変動が大きく、頻繁に管理線(UCL, LCL)を越えている。◆マークは計測データとして装置パラメータp1から算出した仮想計測データp2を使い求めた値で、より頻繁にかつ大幅に管理線を越えている。

高精度な工程制御の実現には、より頻繁な工程制御の実施が必要で、そのためには計測データの取得間隔を短くするか、または仮想計測データの使用が必要である。露光工程は特に高精度な工程制御が求められるが、計測データはわずかしかな収集されない。経済性の観点からこれ以上の計測は望ましくないので、仮想計測データの使用で頻繁に工程制御を行った場合の装置管理パラメータの変動をシミュレーションする。

そこで、(2)式を仮想計測モデルとし、わずかしかな存在しない計測データp2の代わりに豊富に存在する装置パラメータp1から算出できる仮想計測データを使い、4.4.2での装置改善の施行前の状態について、図 4.3と同じ装置管理パラメータのトレンドをシミュレーションした。図 4.4は図 4.3の前半部分のトレンドで、時刻 t_s 以降は仮想計測データを使い頻繁に工程制御を実施した場合の装置管理パラメータのシミュレーション結果である。 t_s 以前は0.4384であった装置管理パラメータの標準偏差が、 t_s 以降のシミュレーション結果では、0.0396となり安定している。これにより、仮想計測データを使用した高精度な工程制御の可能性が示された。

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

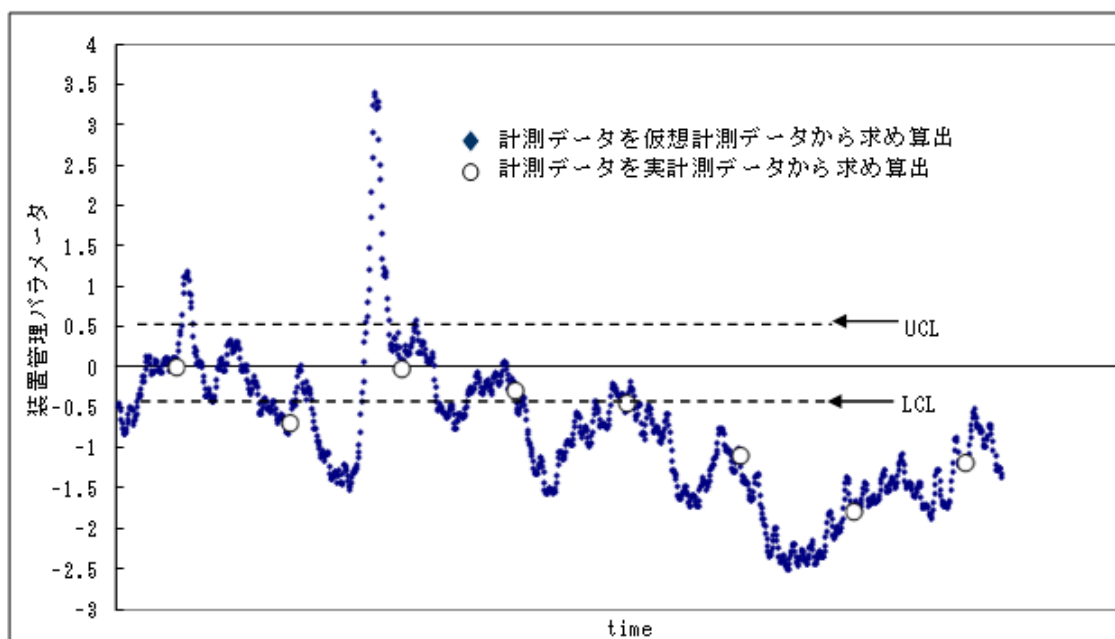


図 4.3 装置管理パラメータのトレンド1

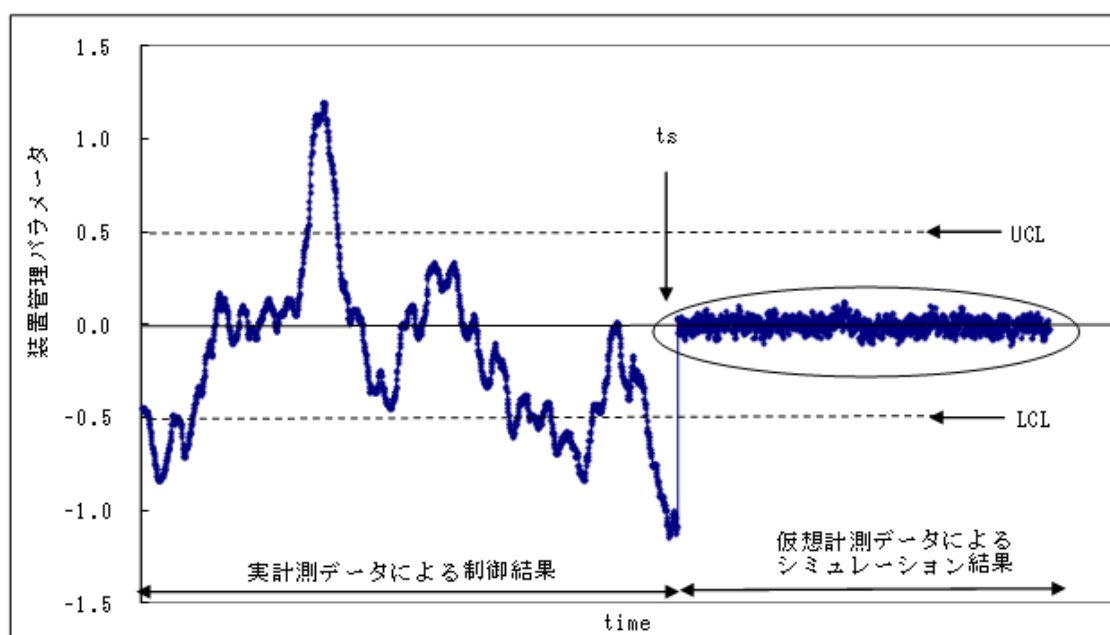


図 4.4 装置管理パラメータのトレンド2

仮想計測の工程制御への適用事例は、物理モデルが比較的単純で少数のパラメータで表現できるCVD（Chemical Vapor Deposition）工程等では多く報告[22]されているが、複雑で歩留りに効く要因が多い露光工程での適用事例はほとんどない。

4. 計測データに関する顕著な相関関係の抽出

4.4で不良発生原因が特定された後、装置メーカーによる装置の制御機構の改善が実施されるには時間を要する。そこで、装置改善が完了するまではユーザ側で上記の手法で仮想計測データを使い、頻繁に工程制御を実施することで、工程の安定性を確保することが可能である。

4.6 結言

本章では、露光工程における不良発生原因の効率的な特定に関する課題に対する解決方法を示した。

半導体製造工程、特に露光工程では、速やかな不良要因や不良発生原因の特定による歩留り改善が必要である。不良発生原因として、直接歩留りとの関連性が見られない複雑なものも存在する。本章では、新たな計測を行うことなく蓄積された計測データと大量に存在するがあまり活用されていない装置パラメータを使い、両者間に存在する顕著な相関関係を、新たなデータマイニング手法である相関係数マイニングにより仮説発見的に抽出し、不良発生原因の仮説とした。そして、技術者の知識を活用して仮説の検証を行い、不良発生原因の特定と装置改善を行った。これにより、提案手法の有効性を確認した。

さらに、抽出された装置パラメータと計測データ間の顕著な相関関係を仮想計測モデルとし、豊富に存在する装置パラメータの関数として仮想計測データを決定して、頻繁に工程制御を実施することにより、高精度な工程制御の可能性をシミュレーションで示した。以上のように、相関係数マイニングにより新たな計測を行うことなく、歩留り等の品質確保と製造工程の経済性確保の両立が可能なことを示した。

よって、提案方法は露光工程における不良発生原因の特定に関する課題に対する解決策を示すことができたといえる。

5. 結論

5.1 まとめ

ユビキタス社会の実現には、半導体技術の進歩が大きく貢献している。したがって、求められる機能、性能を有する半導体デバイスが適切な価格で、必要量だけ社会に供給されなければならない。しかし、これまでの半導体製造工程の現場では仮説検証型の手法によるデータ解析が主流であり、仮説発見型の手法に基づくデータ解析手法は未定着であり、データ結果解析の質や作業効率の向上が課題であった。

仮説発見型の手法として、多種大量のデータから潜在するパターンや規則性を抽出するデータマイニング手法が注目され、金融や流通の分野でビジネスの改善に有効な情報を抽出した成功事例が多く報告されている。しかし、半導体製造の分野でのデータマイニング手法の適用事例は極めて少なく、適用分野としては十分な検討がなされていないことから、未だに解決されていない課題が多く存在する。本論文では、半導体製造工程管理の高度化を目的として、解決されていない課題として、半導体製造工程全体からの効率的な不良要因の特定、回帰木分析による不良要因特定の効率化、露光工程における不良発生原因の効率的な特定を取り上げ研究に取り組んだ。以下に、本論文の概要と寄与をまとめる。

1章では、本研究の位置づけを明らかにし、半導体製造工程管理における課題を整理している。さらに、半導体製造工程管理における課題を、半導体製造工程全体からの効率的な不良要因の特定、回帰木分析による不良要因特定の効率化、露光工程における不良発生原因の効率的な特定の3つの課題としてまとめている。

2章では、半導体製造工程全体からの効率的な不良要因の特定の課題に対する解決策が提示されている。回帰木分析は、歩留りのような連続値に効く要因を効率的に抽出するデータマイニング手法である。しかし、半導体歩留り解析では1度の分析で対象となるデータが少数事例、多変数である場合が多く、不良要因仮説を表すパターン

5. 結論

や規則性は抽出されにくいと考えられてきた．そこで，この章では回帰木分析による効率的な不良要因仮説の発見と，技術者の知識を基にした可視化による仮説検証で，対象となるデータが少数事例，多変数であっても，不良要因の特定が容易にできる手法を提案した．この提案手法により，半導体歩留り解析という複雑な応用分野でも，回帰木分析が有効であることを示すことができ，提案手法は現実的でかつ実用性が高い手法といえる．

3章では，2章の発展研究として回帰木分析による不良要因特定の効率化の課題に対する解決策が提示されている．回帰木分析の適用が半導体歩留り解析の分野でも有効であるとしても，1度の分析で対象データの多くが少数事例，多変数であるため，ノード分割を行う属性と属性値を決める分割基準指標の値順が変化しやすい．その結果，回帰木分析の結果を得ても回帰木の分岐属性が不良要因を表さない場合が増加し，不良要因を特定するには多くの仮説検証回数が必要となる．仮説検証回数が増えれば，仮説発見型の解析手法を採用した効果は小さく，その適用範囲は広まらない．そこで，この章では，半導体歩留り解析データの特徴を生かして，不良要因特定の効率化，すなわち少ない仮説検証回数で不良要因を特定する手法を提案している．提案手法により，回帰木分析による不良要因特定の効率化に対する解決策を示したといえる．

4章では，露光工程における不良発生原因の効率的な特定の課題に対する解決策が提示されている．2章，3章が異常装置や異常条件を特定するものであったのに対し，ここでは個別工程における不良発生原因の効率的な特定を課題にしている．露光工程は，歩留りに対する大きな影響を及ぼす工程の1つで，歩留りに影響する要因が多くかつ不良発生原因に複雑なものも多いので，多種大量のデータの計測が求められるが，経済性や生産性の観点から新たな計測を伴わない手法が望まれる．そこで，露光装置の計測データの他に，装置パラメータを使い，ノイズの少ないデータをサンプリングするための，新たなデータマイニング手法により抽出した顕著な相関関係から不良発生原因を特定する手法を提案している．さらに，相関関係から決定された仮想計測デ

5. 結論

一タにより高度な工程制御ができる可能性を示している．提案方法によって，露光工程における不良発生原因の効率的な特定の課題に対する解決策を示すことができたといえる．

5章は，結論である．

以上のように本論文では，半導体製造工程管理に関する課題を整理して，各章でそれぞれ頻繁に適用される解析業務を汎用的な手法により，個別事例についての解決策を示すことができている．すなわち，データマイニングをキーテクノロジーとして，一般的な解決策に向けてのステップを踏み出すことができた．よって，本論文は半導体製造工程管理の高度化に向けて一定の寄与を果たしたと考える．

5.2 今後の展開

5.2.1 データ解析自動化の推進

本論文では，データマイニングを用いて，不良要因，不良発生原因を効率的に特定するための解決策を示した．この過程において，不良要因，不良発生原因の仮説をデータマイニングの結果として自動的に抽出している．仮説検証型の解析手法では，これらの仮説は技術者の知識の他に，予備解析や場合によっては新たなデータ取得により得られている．すなわち，データマイニングを用いることはデータ解析の自動化を推進したことになる．そこで，データマイニングの考え方を活用して，さらにデータ解析の自動化を推進する手法を提案する．

本論文で対象とした不良は，いずれも時間的に安定したものである．しかし，不良には時間的変動を有するもの，たとえば正常状態，不良状態と変動するものも存在し，本論文で提示した手法だけでは特定されにくい．そこで，データ解析の自動化の一つとして，特徴的な時間的変動をする不良要因仮説を自動的に抽出して，検証を行い，不良要因を特定する手法を提案する．

そのためには，ランダムでない特徴的な時間的変動をする変数や条件を可視化する

5. 結論

ことなく、自動的に抽出する必要がある。トレンド変化情報はこのために提案された指標である。

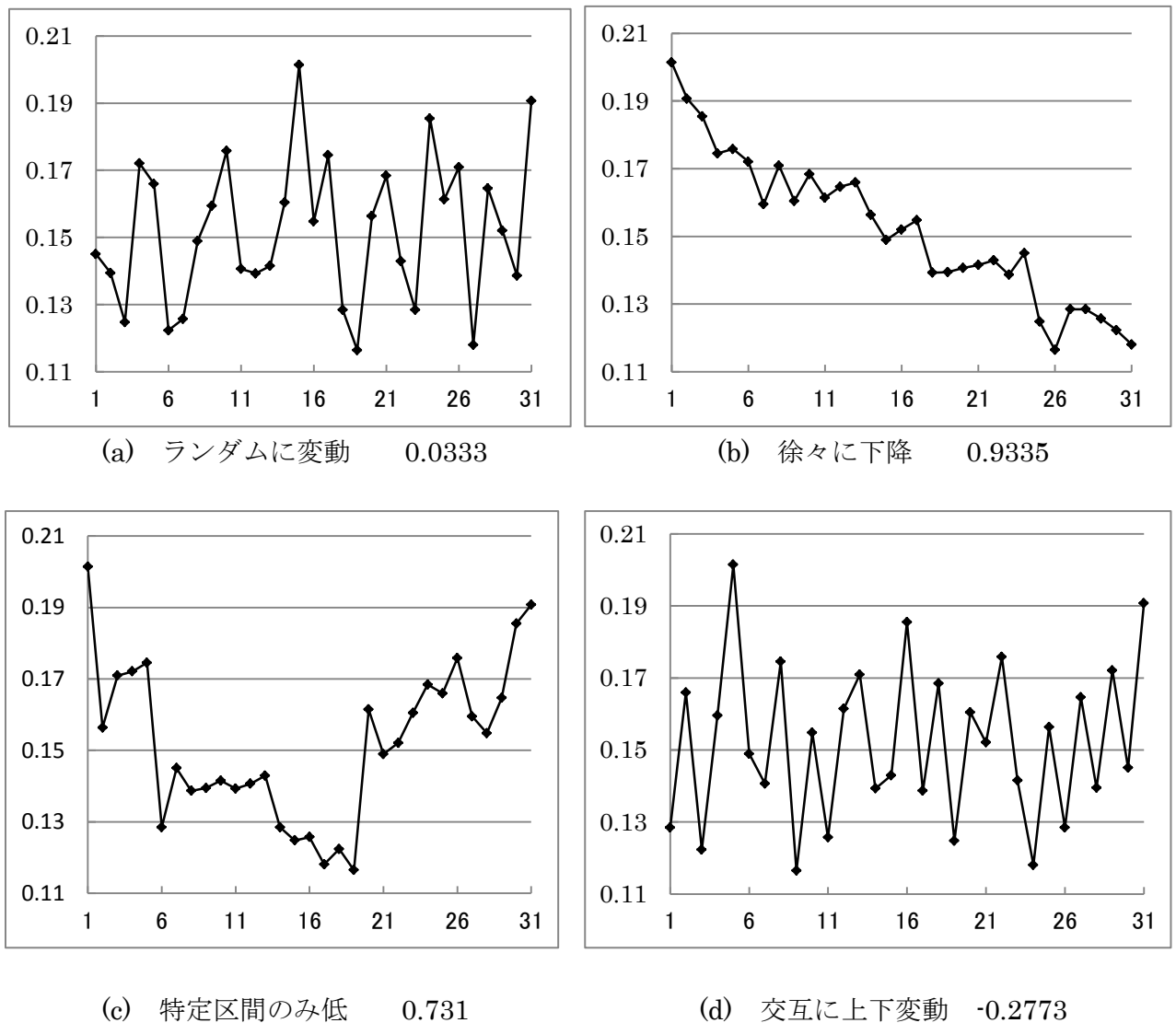


図 5.1 トレンドパターンとトレンド変化情報の例

図 5.1に示す各トレンドパターンのトレンド変化情報は、各図の下部の値となる。図 5.1(a)は一定範囲内でランダムに変動するトレンドパターンで、特徴的な変化がなく、トレンド変化情報の値は0に近づく。図 5.1(b)は徐々に下降（上昇）するトレンドパターン、図 5.1(c) は特定区間で値が小さい（大きい）トレンドパターンであり、

5. 結論

トレンド変化情報の値は1に近づく．図 5.1(d)は，交互に上下変動するトレンドパターンであり，トレンド変化情報の値は負の値となる．

すなわち，トレンド変化情報は表 5-1のような傾向があるので，1に近い変数，条件に注目し，不良要因仮説を抽出，検証を行うことで，半導体製造工程管理におけるデータ解析の自動化を進めることができる．

表 5-1 トレンドパターンとトレンド変化情報

	トレンドパターン	トレンド変化情報
(a)	ランダムに変動	$\Rightarrow 0$
(b)	徐々に下降（上昇）	$\Rightarrow 1$
(c)	特定区間のみ低（高）	
(d)	交互に上下変動	$\Rightarrow \text{負}$

5.2.2 半導体製造における仮想計測技術の展開

4.5.2 で示した仮想計測技術は，コスト削減と製品の品質向上との両立させたものづくりが可能な手法として，最近の半導体製造の分野では注目されている．多くの工程への展開が望まれているが，課題として以下の2つがある．

(1) モデル作成手法

仮想計測データー計測データ間の関連性を抽出

(2) モデルの評価

仮想計測データと実計測データとの値の一致，技術者の知識との整合性

これらの課題に関する項目の，現在の実用レベルから今後の展開を，表 5-2 にまとめる．

5. 結論

表 5-2 課題に関する項目の現在の実用レベルから今後の展開

項目	現在の実用レベル	最近の報告	本研究の報告	今後の展開
適用工程	エッチング, CVD 工程他: 物理モデルが単純, 少数パラメータでモデル表現が可能	同左	露光工程: 物理モデルが複雑で, 多くのパラメータでモデルを表す必要がある	多くの工程での適用
モデルの作成手法	主に回帰分析, PLS 解析	データマイニング手法, 多くはニューラルネット, 他に回帰木分析	データマイニング手法で得た1変数の1次式	実際の現象との整合性を評価しやすい回帰木分析や少数変数の1次式

現在の実用レベルの適用は, 物理モデルが単純なエッチング, CVD 工程他に対してであり, モデルの作成は主に回帰分析や PLS 解析により行われ, 多くを技術者の知識に依存している. 最近では, ニューラルネットをはじめとするデータマイニング手法によるモデル作成の報告が, 同じような工程についてなされている. しかし, 実用的にはモデルと技術者の知識との整合性がとりづらい面がある. 今後の展開として望まれるのは, 物理モデルが複雑である多くの工程でも適用されることであり, そのためにはモデルが実際の現象との整合性を, 技術者が評価しやすい回帰木分析結果であることや少数変数の1次式で表されることが望ましい.

本論文で検討した適用事例は, 物理モデルが複雑で, 多くのパラメータでモデルを表す必要がある露光工程に関するものである. そして, このモデルはデータマイニング手法で得た1変数の1次式にしたがうことから, 今後の展開に合致しているといえる.

参考文献

- [1] 井上照幸：“ユビキタス時代の産業と企業”，税務経理協会（2007）
- [2] 二川清：“故障解析技術”，日科技連出版社（2008）
- [3] 渡辺健二・野副真理・杉本有俊・宇佐見康継：“半導体デバイスの高品質・高効率生産を支援する検査・解析ソリューション”，日立評論（2003.4）
- [4] 二見良治：“QC手法入門”，日科技連（1992）
- [5] 鐵健司：“品質管理のための統計的方法入門”，日科技連（1997）
- [6] R. Agrawal, T. Imilienski, and A. Swami: “Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases”, Proc. of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, Vol.22, No.2, pp.207-216, （1993）
- [7] U. M. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth and R. Uthurusamy: “Advances in Knowledge Discovery and Data Mining”, AAAI/MIT Press, （1996）
- [8] 近藤晴彦：“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”，東芝レビュー，Vol.58, No.7（2003）
- [9] 首相官邸 第3回ものづくり懇談会議事要旨 2000年2月24日，
<http://www.kantei.go.jp/jp/singi/monodukuri/dai3/3yousi.html>
- [10] 津田英隆：“データサイエンスによる歩留り解析”，SEMI FORUM JAPAN (SFJ)2002, ULSI 技術セミナー 講演予稿集，pp.5-605 - 5-65 （2002）
- [11] 津田英隆・白井英大：“フォトリソグラフィデータ解析へのデータマイニングの適用”，O plus E 特集：半導体製造における最新検査装置・システム，pp.904-909, vol12, No.8（2003）
- [12] 津田英隆：“LSI 歩留り向上のためのデータ収集と解析・例”，（株）日本テクノセンター 主催セミナー（2005）

- [13] 津田英隆：“半導体製造でのデータマイニングの適用”，SEMI FORUM JAPAN 2006 マニユファクチャリングサイエンスセミナー講演予稿集，pp.85-100 (2006)
- [14] 大滝 厚・堀江 宥治・Dan Steinberg：“応用 2 進木解析法”，日科技連 (1999)
- [15] L. Brieman, J. H. Friedman, R. A. Olshen and C. J. Stone: “Classification and Regression Trees”, Chapman & Hall (1984)
- [16] J. Pak., R. Kittler and P. Wen: “Advanced Methods for Analysis of Lot to Lot Yield Variation”, Proc. of International Symposium on Semiconductor Manufacturing (ISSM), pp.E17-E20 (1997)
- [17] J. Ross Quinlan: “Induction of Decision Trees”, Machine Learning, Vol. 1, No.1, pp.81-106 (1986)
- [18] K. R. Skinner, D. C. Montgomery, G. C. Runger, J. W. Fowler, D. R. McCarville, T. R. Rhoads and J. D. Stanley: “Multivariate Statistical Methods for Modeling and Analysis of Wafer Probe Test Data”, IEEE Transaction on Semiconductor Manufacturing, Vol. 15, No. 4, pp.523-530 (2002)
- [19] V. Raghavan: “Application of Decision Trees for Integrated Circuit Yield Improvement”, Proc. of IEEE/SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference, pp.262-265 (2002)
- [20] F. Mieno, T. Sato, Y. Shibuya, K. Odagiri, H. Tsuda, and R. Take: “Yield Improvement Using Data Mining System”, Proc. of International Symposium on Semiconductor Manufacturing (ISSM), pp.391-394 (1999)
- [21] 今井 伸一・安田 哲：“ナノスケール半導体デバイスにおけるヴァーチャルメトロロジー技術を用いた最先端製造技術の実用化”，Panasonic Technical journal, Vol.55, No.3, Oct. 2009 pp.42-47

- [22] Craig Schneider, et al : “Automated Photolithography Critical Dimension Controls In A Complex, Mixed Technology, Manufacturing Fab”, IEEE/SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference, pp.33-40 (2001)

発表論文リスト

ジャーナル論文

- (1) H. Tsuda, H. Shirai: "Improvement of photolithography process by Second Generation Data Mining", IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, VOL. 20, NO. 3, pp.239-244 (2007)
- (2) 津田 英隆・白井 英大・寺邊 正大・橋本 和夫・篠原 歩: "半導体歩留り解析へのデータマイニング適用手法の提案", 電気学会論文誌 D (産業応用部門誌), Vol. 129 (2009), No. 12, pp.1201-1211
- (3) 津田 英隆・白井 英大・寺邊 正大・橋本 和夫・篠原 歩: "半導体歩留り解析のための回帰木に基づく仮説検証手法の提案", 電気学会論文誌 D (投稿中)

国際会議 ((6)以外は査読つき)

- (4) F. Mieno, T. Sato, Y. Shibuya K. Odagiri, H. Tsuda, and R. Take: "Yield Improvement Using Data Mining System", in Proc. International Symposium on Semiconductor Manufacturing(ISSM), pp.391-394 (1999)
- (5) H.Tsuda, H. Shirai, O. Takagi, and R. Take: "Yield analysis and improvement by reducing manufacturing fluctuation noise", in Proc. ISSM, pp.249-252 (2000)
- (6) E. Kawamura, H. Shirai, H. Tsuda, and S. Oishi, and H. Ina: Log data extraction and correlation miner for lithography management system: LMS-LEC", Proceedings of the SPIE, Volume 5755, pp. 231-235 (2005)
- (7) H. Tsuda, H. Shirai: Improvement of photolithography process by 2nd Generation Data Mining", in Proc. ISSM, pp.125-128 (2006)
- (8) H. Shirai, H. Tsuda, and E. Kawamura : "SPC method by Virtual Metrology",

AEC/APC Symposium Asia, Session I Model Based Process Control (2007)

- (9) H. Tsuda, H. Shirai, M. Terabe, K. Hashimoto, A. Shinohara :“A trend mining method for yield improvement based on trend in time series”, in Proc. ISSM, pp.247-250 (2008)

研究会

- (10) 津田英隆・白井英大： ”データマイニングによる歩留解析システム”， LSI テスティングシンポジウム/2001 会議録, pp.25-28 (2001)
- (11) 津田英隆・白井英大・武理一郎： ”データマイニングの歩留り解析への適用”， 日本ソフトウェア科学会 データマイニング研究会 第3回データマイニングワークショップ, pp.31-34 (2002)
- (12) 津田英隆・白井英大： ”データマイニングによる歩留りの自動解析技術”， LSI テスティングシンポジウム/2002 会議録, pp.73-76 (2002)
- (13) 津田英隆・白井英大・高木治： ”デバイス開発へのデータマイニングの適用”， 電子情報通信学会技術研究報告 電子部品・材料/集積回路研究会, pp.71-75 (2003)
- (14) 白井英大・津田英隆： ”Association(相関)分析による歩留りデータ解析”， LSI テスティングシンポジウム/2003 会議録, pp.127-130 (2003)
- (15) 白井英大・津田英隆： ”装置ログデータマイニング結果の絞込み”， LSI テスティングシンポジウム/2005 会議録, pp.171-174 (2005)
- (16) 津田 英隆・白井 英大・寺邊 正大・橋本 和夫・篠原 歩： ”半導体歩留り解析に回帰木分析を適用するための仮説検証手法の提案”， 電気学会 情報システム研究会 (2010.11)

講演等

- (17) 津田英隆： ”データサイエンスによる歩留り解析”， SEMI FORUM JAPAN (SFJ)2002 ULSI 技術セミナー 講演予稿集， pp.5-605 - 5-65 (2002)
- (18) 津田英隆： ”LSI 歩留り向上のためのデータ収集と解析・例“， (株) 日本テクノ センター 主催セミナー (2005)
- (19) 津田英隆： ”半導体製造でのデータマイニングの適用“， SEMI FORUM JAPAN 2006 マニファクチャリングサイエンスセミナー講演予稿集， pp.85-100 (2006)

出願特許

- (20) 津田 英隆・白井 英大： “データ解析装置およびデータ解析方法”， 特開 2001-306999
- (21) 白井 英大・津田 英隆： “データ解析方法及び装置“， 特開 2002-324206
- (22) 津田 英隆・白井 英大： “データ解析方法“， 特開 2003-142361
- (23) 白井 英大・津田 英隆： “データ解析方法“， 特開 2004-029971
- (24) 津田 英隆・白井 英大： “データ解析方法“， 特開 2004-186562
- (25) 津田 英隆・白井 英大： “データ解析方法及びデータ解析プログラム“， 特開 2006-086403
- (26) 津田 英隆・白井 英大： “データ解析方法およびデータ解析プログラム“， 特開 2006-338265
- (27) 白井 英大・津田 英隆： “製造データ解析方法及び製造データ解析装置“， 特開 2007-079971
- (28) 関根 弘昭・津田 英隆・白井 英大： “データ処理方法、データ処理プログラム、該プログラムを記録した記録媒体およびデータ処理装置“， 特開 2007-329415
- (29) 津田 英隆： “データ解析方法及び装置、及びデータ解析方法をコンピュータに

実行させるプログラム“，特開 2008-016008

- (30) 津田 英隆・白井 英大・福田 真理子：“データ解析プログラム、データ解析装置およびデータ解析方法“，特開 2010-153588

謝辞

本論文は、筆者が富士通 LSI テクノロジ(株) (現富士通セミコンダクタ IT システムズ(株)) にて、(株)富士通研究所の協力を得て、富士通(株)半導体部門 (現富士通セミコンダクタ(株)、富士通セミコンダクタテクノロジー(株)) と行った研究の成果と、東北大学大学院情報科学研究科にて行った研究の成果とをまとめたものである。本論文の執筆にあたり多くの方々にご指導、ご協力をいただいた。ここに心から深く感謝する。

まず、東北大学大学院情報科学研究科 橋本 和夫教授には、このような研究をまとめる機会をいただいたことに感謝する。富士通(株)やその関係会社の現業部門においては、顧客対応も含め直面する緊急の個別の課題に取り組むことにほとんどの時間を費やし、成果を体系立てて研究成果としてまとめる機会がほとんどない。橋本教授のご指導の下で研究に取り組み、これまでの成果を振り返って見つめ直すことによって、これまでの取り組みの至らなさを感じることができ、これからの研究を進めていくための貴重な一歩となった。貴重な時間を割いてご指導いただいたことに心から深く感謝する。

東北大学大学院情報科学研究科 篠原 歩教授には、入学後の引き受け研究室として在籍させていただき、またデータマイニングや論文のまとめ方について貴重なご意見とご指導をいただいたことに深く感謝する。

東北大学大学院情報科学研究科 加藤 寧教授には、審査時に有益なご指導とご助言を数多く賜り、深く感謝する。

東北大学大学院情報科学研究科 寺邊 正大客員准教授 (株)三菱総合研究所主任研究員) には、論文執筆にあたり筆者のつたない文章から意図をくみ取って、明瞭な表現の文章にするために辛抱強くご指導いただいたことに深く感謝する。

各先生とも、半導体という未経験の分野にもかかわらずに、ご対応いただき深く感謝する。

東海林 洋江氏には、事務連絡、提出時等いろいろなご支援をいただいたことに深く感謝する。

富士通 LSI テクノロジ(株) 和田 健作元常務取締役、長江 康隆元取締役には、東北大学での学位取得を勧めていただき、かつ鈴木 豊元社長、小林 和彌元部長とともに研究を進めていくための環境整備のご支援いただきことに深く感謝する。門馬 義信元取締役、小沢 英明元部長、倉橋 敏男元部長には、データマイニング手法を半導体製造工程管理に適用するきっかけを作ってください、深く感謝する。

高木 治氏、降矢 美代市氏（現富士通(株)）をはじめ、富士通セミコンダク(株)各位には、研究課題の把握、データの提供、研究成果の評価等の協力をいただき深く感謝する。

いつも議論し、研究成果をソフトウェアパッケージとして実用化し、製造部門への研究成果の展開を推進した富士通セミコンダクタ IT システムズ(株)白井 英大氏、佐保田 周治氏、磯川 真理子氏に、深く感謝する。

(株)富士通研究所の武 理一郎主席研究員、赤星 直輝主任研究員（現富士通(株)）、荻原 一隆氏には、データマイニングの紹介、技術支援をいただき深く感謝する。

富士通(株)IT 戦略本部の富士原 裕文シニアエキスパート、小泉 三郎情報セキュリティ統制室長には、筆者の IT 戦略本部異動後も、引き続いての本論文執筆にご支援をいただき深く感謝する。

最後に、陰ながら支援してくれた家族に深く感謝する。

以上、この他にも多くの方々の支援によって、研究をまとめて論文を仕上げる事ができた。ここに、心から感謝するとともに、その恩に報いるべく新たなスタートとして研究を続けたい。