

半導体製造工程からの大規模データに基づく品質解析業務を効率化・高度化するAI技術

AI Technologies to Enhance Efficiency and Sophistication of Quality Analysis Work Using Huge Amounts of Data Collected in Semiconductor Manufacturing Processes

小林 俊彦 KOBAYASHI Toshihiko 岩佐 健治 IWASA Kenji

半導体の製造工程は、デバイスの微細化や、工程数の増加、装置の高度化に伴い、品質データが大規模化かつ多様化していることから、品質解析業務の効率化・高度化が求められている。その手段としてAI技術が注目されているが、AIの効果を最大化するには、データを工程・装置・条件といった関係性を保ったまま一元的に管理できるデータ基盤が不可欠であり、従来のリレーショナルデータベース(RDB)では、柔軟なデータ統合が困難であった。

このような背景から、東芝グループは、長年にわたる半導体製造の知見と独自のAI技術を融合し、製造データを一元的に管理・活用できるデータ活用基盤としてMeister SemiSmartDFを開発し、提供を開始した。実際の製造現場に適用した結果、不良解析に要する一人1日当たりの時間を4.2時間から0.5時間に短縮するとともに、スパースモデリングによって膨大な数の不良要因から可能性の高い要因を抽出可能とし、不良要因探索に寄与している。

Huge amounts of diverse data can be collected in semiconductor manufacturing processes accompanying the ongoing miniaturization of semiconductor devices, the increase in the number of process steps, and the advances in equipment. Demand has therefore been growing for greater efficiency and sophistication in quality analysis work using artificial intelligence (AI) technologies. In order to maximize the effectiveness of AI, a platform capable of centrally managing data while maintaining relationships among manufacturing process steps, equipment, and conditions is essential. However, flexible integration of these data has been difficult to achieve using conventional relational databases (RDBs).

To address this issue, the Toshiba Group has developed and launched Meister SemiSmartDF, a unified manufacturing data management and utilization platform integrating its accumulated semiconductor manufacturing know-how and proprietary AI technologies. We have applied the platform to actual manufacturing environments and confirmed that it can reduce the time required for quality analysis work from 4.2 hours to 0.5 hours per person per day, while also contributing to the extraction of primary defect-causing factors from among a large number of factors through sparse modeling.

1. まえがき

近年、半導体市場は、デジタル社会を支える中核産業としての重要性を高めている。これに伴い、半導体製品では高性能化・高信頼化が強く求められており、品質確保と安定供給は、重要な課題となっている。一方、半導体製造工程は、微細化や工程数の増加、装置の高度化に伴い、年々複雑さを増しており、製造工程から発生するデータ量は飛躍的に増大している。

半導体製造の現場では、これらのデータを活用して品質向上や歩留まり改善を図る取り組みが進められてきたが、品質解析に必要なデータが工程・装置ごとに分散して管理されていることや、データの形式や粒度が統一されていないことが解析業務の効率化を阻害する一要因となっている。

このような状況の中で、近年急速に進展しているAI技術は、複雑かつ大規模なデータを網羅的に解析する手段として注目されており⁽¹⁾、半導体製造における品質解析への適用が期待されている。AIの効果を最大限に引き出すには、製造

工程から発生する膨大なデータを工程・装置・条件といった関係性を保ったまま一元的に管理できるデータ基盤が不可欠である。

東芝グループは、長年培ってきた半導体製造の知見とIT(情報技術)・AI技術を融合し、“半導体製造向けData Fabricソリューション Meister SemiSmartDF”をデータ活用基盤として開発し提供を開始した。ここでは、まず半導体製造における品質解析業務の問題点について述べ、AI活用によって課題を解決するMeister SemiSmartDFの特長と、その活用による品質解析業務高度化の事例について述べる。

2. 半導体製造における品質解析業務の問題点

2.1 背景と問題意識

半導体製造は、数百に及ぶ工程で構成され、各工程において多種多様なプロセス条件、装置ログ、検査結果が生成される極めてデータ集約的な産業である。従来、品質改善や歩留まり向上は、現場技術者の経験や統計的手法に基づく解析に支えられてきたが、デバイスの微細化・高集積化や製

造方式の高度化に伴い、従来型の品質解析アプローチは、限界が顕在化しつつある。近年、多くの半導体メーカーが共通して、「データは十分に集まっているが、それを十分に活用できていない」という問題意識を持っている。

2.2 データ活用における問題

半導体工場では、製造実行システム(MES: Manufacturing Execution System)、装置ログ監視、測定データ監視、テストシステムなど、用途ごとに最適化された複数のシステムが併存している。この結果、品質解析に必要なデータは分散して存在し、フォーマットや粒度、管理キー(ロット、ウエハー、チップなど)が統一されていない場合が多い。品質解析業務では、解析そのものよりも、データの所在確認や結合、前処理に多くの工数を要しており、これが大きなボトルネックとなっている。

また、半導体製造では工程数の多さに起因して、1ロットあるいは1ウエハーにひも付く品質パラメーターが数十万から数百万規模に達することもある。多くの既存解析ツールはこのような高次元データを前提としておらず、人手による事前のパラメーター選択に依存せざるを得ない。その結果、解析の効率低下や要因見逃しのリスクが生じている。

2.3 業務プロセス上の問題

品質解析は多くの場合、不良率の悪化や検査異常が顕在化した後に開始される事後対応型となっている。最終検査や出荷検査で異常が検知された後に製造履歴を遡るため、問題発生から対策実施までに時間を要する。したがって、異常の発見及び対策実施の初動が遅れ、損失拡大の要因となる。更に、品質問題は前工程・後工程・テスト工程の相互作用によって発生することが多いにもかかわらず、組織やシステムの分断により工程横断的な解析が十分に行われていない。これにより、問題の全体像把握が難しく、局所最適な対策にとどまるケースが少なくない。

2.4 デバイスの高性能化に起因する問題

デバイスの微細化や高集積化、先端プロセスの導入により、プロセスウインドウは狭小化し、ばらつきや微小な異常が品質に与える影響は増大している。その一方で、測定できるデータには限りがあるため、品質解析では限られた観測データから間接的に状態を推定する必要があり、相関解析や統計的推定の重要性が高まっている。デバイスの高性能化は、品質解析に求められる解析精度とスピードの両方を引き上げている。

3. AI活用を支えるデータ活用基盤のアプローチ

3.1 Meister SemiSmartDFの特長

半導体製造ラインは工程数や、装置台数が多いなどの特

表1. 半導体製造ラインの特徴

Characteristics of semiconductor manufacturing lines

項目	特徴	説明
生産方式	ジョブショップ型	生産過程で同じ装置を何度も使用
製品数	数十～数百	同じ製造ラインで複数の製品を同時に生産
工程数	数十～数百	先端製品では1,000を超える
リードタイム	数か月	プロセス時間×工程数+搬送時間+待ち時間
装置台数	～数千台	大規模なクリーンルームでは数千台 一つの工程を数十台の装置で処理
センサー数	数万～数百万	数百センサー×装置台数

徴があり、数十万～数百万に及ぶセンサーデータや装置パラメーターが継続的に生成される(表1)。

また、新規装置の導入やプロセス条件の変更が頻繁に発生し、それに伴って計測パラメーターの追加・削除や定義変更が継続的に行われる。その結果、データモデルを固定することが難しく、スキーマを厳密に定義する必要のある従来型のRDBでは、柔軟なデータ統合が困難となる。また、大規模な300 mm製造ラインを持つ半導体工場では1年当たりのデータ蓄積量が1P(ペタ: 10^{15})バイトを超える場合がある。したがって、データモデルを事前に固定せず柔軟に拡張でき、かつ大規模データを扱えるデータベース(DB)の活用が不可欠となる。

Meister SemiSmartDFでは、これらの課題に対する有効なアプローチとして、製造工程から発生する多様なデータを、工程や装置、製品単位(ロット、ウエハー、チップ)といった関係性を明示的にひも付けた上で、スキーマレスのキーバリュー型分散処理DBに保存している。これにより、前工程・後工程・テスト工程を含めた柔軟なデータ統合が可能になり、より広範囲に工程横断的な解析が可能となる。

更に、Meister SemiSmartDFでは、半導体製造の品質解析に有効なAIコンポーネントを搭載している。このAIコンポーネントは、製造データを工程、装置、及び条件と結び付けて理解することで、現場で意味を持つ結果を提示することを可能とする(図1)。

3.2 品質解析に有効なAI技術

Meister SemiSmartDFでは、2章で述べた問題を解決するため、全製品を対象とした継続的な監視と、工程・装置を横断した要因解析を可能とするAI技術をデータ基盤上に統合している。これらの取り組みは、以下に示す複数のAIコンポーネントを組み合わせることで実現している。

- (1) クラスタリングによる不良傾向分類
- (2) パターンマイニングによる原因装置推定
- (3) スパースモデリングによる多次元不良要因抽出

以下に、半導体製造工程の品質解析業務における、これ

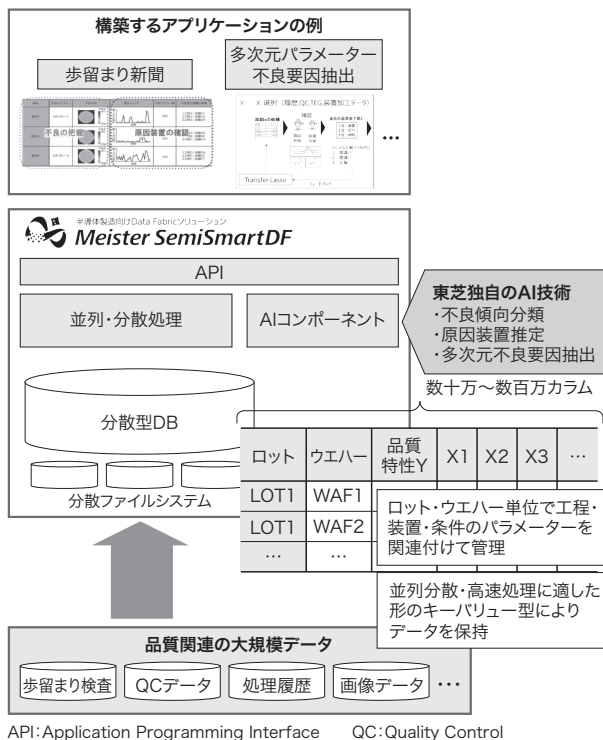


図1. Meister SemiSmartDFの構成と特長

大規模スキーマレスデータに対応するキーバリュ型分散DBと品質解析に有用なAIコンポーネントを搭載している。

Overview of Meister SemiSmartDF

らのAI機能の活用方法について述べる。

3.2.1 クラスタリングによるウエハーマップの自動分類とパターンマイニングによる不良要因装置の推定

半導体製造では、不良の発生形態がウエハー面内における不良チップ取り出し位置の分布（ウエハーマップ）として現れることが多く、そのパターンの特徴（以下、不良傾向と呼ぶ）から原因となる工程や装置を推定することが重要である（図2(a)）。

Meister SemiSmartDFでは、クラスタリング技術を用いてウエハーマップを自動的に分類し、ウエハー面内の不良分布が類似したウエハー群を抽出する。更に、抽出された不良傾向ごとに、ロット及びウエハーの処理履歴をひも付けて解析することで、特定の工程や装置に不良が集中しているかを評価できる（図2(b)）。

原因装置の推定には、パターンマイニングを用いる。製造装置の使用履歴を解析することで、不良発生との関連性が高い装置の使用パターンを抽出し、不良が集中的に発生している装置を候補として提示する。

3.2.2 スパースモデリングによる数百万次元規模データからの不良要因抽出

半導体製造では、工程や装置、検査結果など、ロットやウ

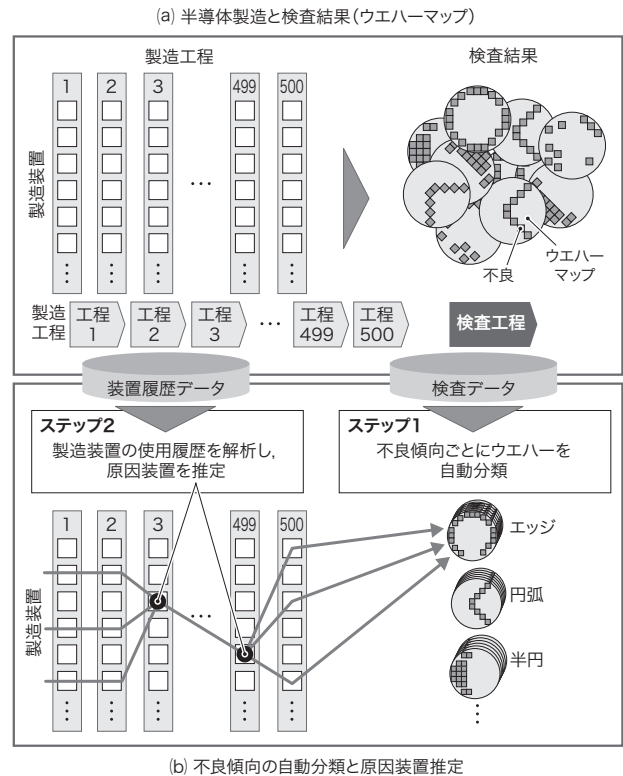


図2. ウエハーマップを活用した不良要因装置の推定

ウエハーマップのパターンの特徴が類似したウエハー群は同一の工程・装置を要因とすることが多いことを利用して不良要因装置を推定する。

Estimation of defect-causing equipment using wafer maps

エハーにひも付く品質パラメーターが膨大に存在する。そのため不良が発生した際に、数十万～数百万パラメーターの中から要因を特定することは容易ではない。

Meister SemiSmartDFでは、このような超多次元データに対して、スパースモデリングを用いた多次元不良要因抽出を行う。スパースモデリングは、多数存在する不良要因候補の中で影響を与えるのは一部に限られるとの仮定の下、要因の選択とモデル推定を同時に行う点に特長がある。これにより、膨大なパラメーターを網羅的に評価し、不良との関連性が高い要因を候補として抽出できる（図3）。

4. 適用事例及びユースケース

4.1 歩留まり新聞による不良の早期検知と歩留まり維持

加賀東芝エレクトロニクス(株)は、Meister SemiSmartDFと同様の並列分散の仕組みを持つデータ基盤上に、不良傾向分類と要因装置推定を組み合わせることで前日生産分までの全製品の解析結果を現場技術者に毎朝届ける“歩留まり新聞⁽²⁾”を構築している（図4）。解析担当者は、自らの担当製品について、日々の歩留まり状況や不良傾向を定期的に確認するのに、このアプリケーションを活用している。

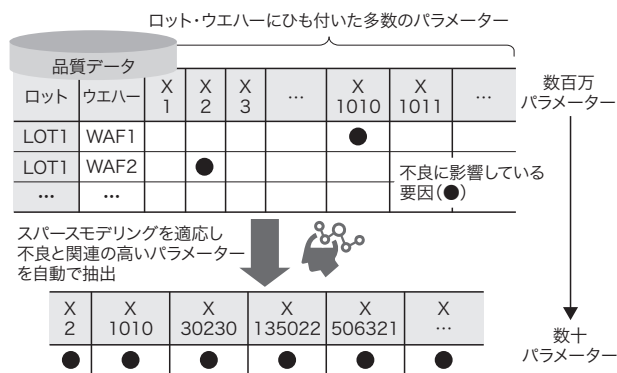


図3. 多次元不良要因抽出を用いたパラメーターの絞り込み

数百万規模のパラメーターをロット・ウェハーにひも付けて管理することで、スパースモデリングによる絞り込みが可能になる。

Parameter reduction using multidimensional defect-causing factor extraction

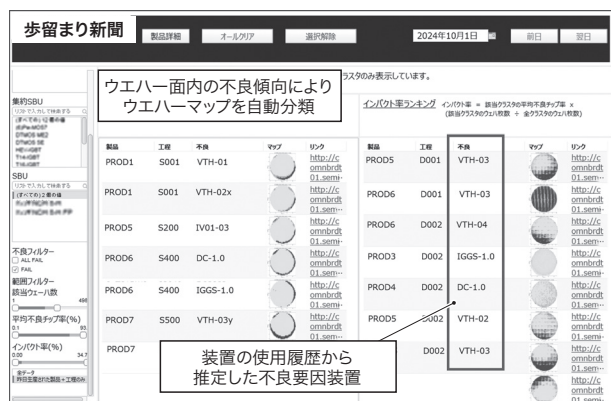


図4. 歩留まり新聞アプリケーション

解析時間の短縮に加え、これまででは数か月後に顕在化していた不良を早期に検知できた事例も確認されている。

Example of Yields Daily Report display showing trends in yields and defects

これにより、従来は解析担当者が個別にデータを確認していた不良解析業務を定常化・省力化でき、不良解析に要する一人1日当たりの時間を4.2時間から0.5時間に短縮する効果が確認されている。また、全製品を網羅的に監視できるようになったことで、不良の兆候を早期に把握し、影響が拡大する前に対策検討を開始できるようになった。これにより、不良拡大による損失を未然に防ぐことにも寄与している。

4.2 不良要因探索の高度化

歩留まり新聞が全体を俯瞰(ふかん)して不良の兆候を把握する役割を担うのに対して、多次元パラメーター不良要因抽出は、検知された不良に対して原因を深掘りする際に用いられる。

解析担当者は、不良が発生しているロットやウェハーを対

象としてこの機能を適用し、提示された要因パラメーター候補を起点に工程条件や装置状態を確認する。これにより、従来は経験や仮説に基づいて試行錯誤していた要因探索を効率化し、検証や対策立案を迅速に進めることが可能となる。

更に、この機能では工程や装置を横断して多数のパラメーターを一括で解析できるため、工程横断的な要因把握を可能とする。組織やシステムの分断に起因する個別工程に閉じた局所的な視点にとどまらず、不良発生の全体像を踏まえた要因探索と対策検討が行える。

5. あとがき

Meister SemiSmartDFは、現在、半導体前工程における歩留まり検査工程(ダイソーター)で取得されるデータを主な対象としている。今後は、クラスタリングの適用対象を欠陥検査工程やインラインQC(Quality Control)検査工程へと拡張し、利用可能なシーンの更なる拡大を図る予定である。

また、多次元不良要因抽出に関しても、半導体製造に特有な欠測データが多い条件下において安定した精度を維持できるHMLassoなどの東芝独自のAIモデルを順次導入していくことで、半導体製造における品質解析の更なる高度化・効率化に貢献していく。

文 献

- (1) 大畑文明. 半導体製造プロセスにおけるAI活用：現場課題解決に向けたAI活用事例と説明可能性確保のための工夫. 計測技術. 2025, 53, 10, p.22-28.
- (2) 中田康太, 折原良平. ビッグデータを活用した解析支援システム“歩留まり新聞”. 東芝レビュー. 2018, 73, 3, p.18-21. <https://www.global.toshiba/content/dam/toshiba/migration/corp/techReviewAssets/tech/review/2018/03/73_03pdf/a05.pdf>, (参照 2026-04-10).



小林 俊彦 KOBAYASHI Toshihiko
スマートマニュファクチャリング事業部
製造ソリューション技術部
Manufacturing Solutions Engineering Dept.



岩佐 健治 IWASA Kenji
スマートマニュファクチャリング事業部
製造ソリューション技術部
Manufacturing Solutions Engineering Dept.