

深層学習を活用したサロゲートモデルを用いた 実装基板の寿命予測技術

Technology to Instantly Estimate Lifetime of Printed Circuit Boards Using Deep-Learning-Based Surrogate Models

深層学習とはんだ接合部の寿命予測技術を組み合わせ、実装 基板の部品配置設計案の長期信頼性を瞬時に評価

製品開発では、開発コスト削減や目標開発期間遵守を優先して、長期信頼性を十分に評価できない場合があります。東芝は、電子部品のはんだ接合部を対象とした寿命予測技術と、深層学習を活用して構築した二つのサロゲートモデルによるシミュレーション結果予測技術を組み合わせ、実装基板の長期信頼性を瞬時に評価できる技術を開発しました。これにより、従来のシミュレーション結果に対し、誤差10 %以内での寿命予測結果を数秒以内で得られることを確認しました。

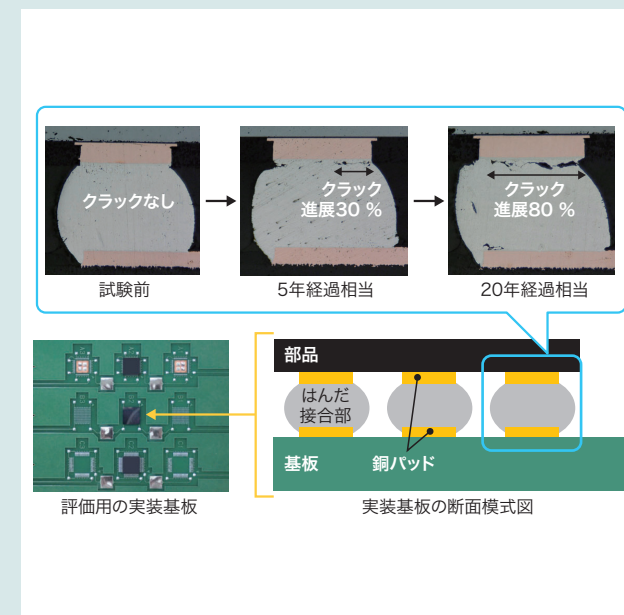


図1. はんだ接合部の温度サイクル試験結果

試験の経過とともに、部品側の銅パッド近くでクラックが進展する様子が確認されました。

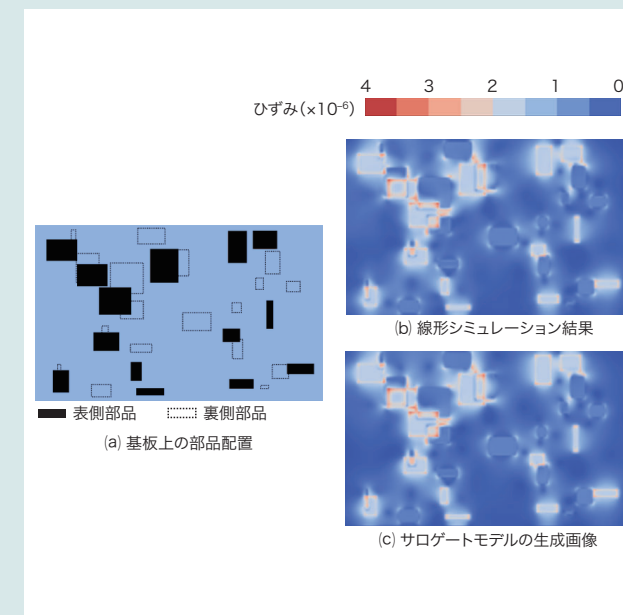


図2. 実装基板表側のひずみ分布の比較

画像生成型のサロゲートモデルは、線形シミュレーション結果と同等のひずみ分布が得られ、高い予測精度が確認されました。

はじめに

東芝は、様々な電子機器製品を開発しており、そのほとんどに実装基板が使用されています。実装基板とは、絶縁材料の上に銅箔（どうはく）パターンが形成され、ICなどの電子部品がはんだにより接合されたものです。実装基板上の電子部品は、電源のオン／オフによる温度変動で熱疲労が蓄積してはんだ接合部にクラックが生じ、これが進行して破断すると、動作不具合につながります。評価用の実装基板に対し、温度を繰り返し上下させた温度サイクル試験の結果を、**図1**に示します。はんだ接合部のクラックは、試験前は確認できませんが、試験の経過とともに進展する様子が観察されました。

一方、製品開発では、コストや期間の制約から、十分な長期信頼性の評価が困難な場合があります。そこで当社は、はんだ接合部の寿命予測と深層学習によるシミュレーション予測を組み合わせ、実装基板の信頼性を瞬時に評価できる技術を開発しました。

熱疲労寿命予測の課題

はんだ熱疲労寿命は、コフィンマンソン則（塑性変形を伴う低サイクル疲労に対する、破断サイクル数と非弾性ひずみ範囲の関係）に従うことが知られています。当社は、温度サイクル試験から得た破断寿命と、同条件の非線形シミュ

レーションで求めた非弾性ひずみ範囲を用いて寿命換算回帰式を作成しています⁽¹⁾。また、試験と異なる条件にも対応するため、パラメーターサーベイによりひずみを算出できる近似式を作成しており、部品寸法と温度から迅速にひずみを求めることが可能です。これにより、得られたひずみから破断寿命予測が行えます。

この近似式は、部品が基板上に単独で配置されていることを前提としています。しかし、製品基板では、予測対象部品の近くや裏面に、別の部品が配置される影響により、ひずみや寿命が変化します。あらゆる配置を網羅した近似式の作成には限界があるため、当社は、深層学習を活用して、シミュレーションの代わりに、はんだ熱疲労寿命を予測可能なサロゲートモデルを開発しました。

2種類のサロゲートモデルによる信頼性評価の仕組み

サロゲートモデルは、計算負荷の高いシミュレーションを代替する手法です。当社が開発した寿命予測サロゲートモデルは2種類のモデルから構成されます。一つ目は回帰型モデルで、対象部品の周辺にある局所的な部品配置・部品情報・温度を入力とし、はんだ接合部の非弾性ひずみ範囲を予測します。このモデルには深層ニューラルネットワークが採用されています。二つ目は画像生成型モデルで、部品配置を入力として基板上のひずみ分布を予測します。こちらのモデルには、エンコーダー・デコーダー構造の1種で

あるU-net⁽²⁾が採用されています。

両モデルの構築には、学習データとしてそれぞれ数百を超えるシミュレーション結果が必要です。寿命予測に必要な、はんだの非弾性ひずみ範囲は、非線形シミュレーションから求めますが、基板全体を対象とすると1回の実施に数週間を要する場合もあるため、適用範囲を対象部品周辺の局所領域に限定し、1回当たりの計算時間を数時間に短縮しました。この局所領域の部品配置・部品情報・温度を変更しながら非線形シミュレーションを繰り返し、作成した学習データから回帰型サロゲートモデルを構築しました。一方、基板全体のひずみ分布は、より計算負荷の低い線形シミュレーションによって取得しました。全体の部品配置を変化させた線形シミュレーションを繰り返し、作成した学習データから画像生成型サロゲートモデルを構築しました。

線形シミュレーションと画像生成型サロゲートモデルによる基板ひずみ分布の比較を、**図2**に示します。学習に用いていない未知の部品配置データに対し、まず線形シミュレーションを実行し、続けてサロゲートモデルで画像生成を行った結果、両者の分布はよく一致し、高い予測精度が確認されました。

線形シミュレーションで得られるひずみから、直接寿命は求められませんが、線形と非線形の結果には一定の相関が確認されています。これにより、画像生成型サロゲートモデルによって基板全体のひずみ分布を視覚的に確認し、ひず

み低減が期待される部品配置を検討しながら、局所的な非線形シミュレーションを用いた回帰型サロゲートモデルで高精度な寿命予測を実現しています。

これらのサロゲートモデルは、学習データに含まれていない未知の部品配置に対しても、従来のシミュレーションに対して10 %以内の誤差で、数秒以内に予測が可能です。これにより、限られた開発期間で多数の設計案を迅速に評価できるため、信頼性の高い製品設計の実現が期待されます。

今後の展望

今後は、サロゲートモデルの予測精度を高め、CADなどの設計ツールとの連携を強化して実用性を向上させていきます。また、寿命予測の対象を広げるとともに、将来的には、信頼性に対する最適な部品配置を自動で実行する機能の開発も目指しています。

文 献

- (1) 向井 稔, ほか. はんだ接合部の熱疲労寿命に及ぼす保持時間の影響. 日本機械学会論文集A編. 1997, **63**, 611, p.1594-1600.
- (2) Ronneberger, O. et al. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation". 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015 Proceedings, Part III. Munich, Germany, 2015-10, Technical University of Munich. Springer International Publishing, 2015, p.234-241.

清水 暁央

総合研究所 生産技術センター 回路・制御技術研究部
土木学会会員