

情報担体とその集積のための材料・デバイス・システム
2022 年度採択研究代表者

2022 年度
年次報告書

粟野 皓光

京都大学 大学院情報学研究科
准教授

極低温 CMOS コンピューティング技術の開拓

研究成果の概要

本研究では 4K や 77K 程度の極低温まで CMOS 集積回路を冷却することで、その限界性能を引き出し、微細化に依存しないコンピューティング能力の拡充を目指している。初年度となる本年は、(i)極低温環境の導入、(ii)トランジスタモデルの構築手法開発に取り組んだ。

(i) 極低温環境の導入: 本研究の円滑な実施には、4K 程度の極低温環境における集積回路特性の測定環境整備が必要である。具体的には以下の 2 方式を検討した。

(a)液体 He 冷却: He は沸点が約 4K とあらゆる物質の中で最も低く、これに測定チップ・ボードを浸けることで極低温を実現する。この方式の利点としては、冷却可能な部材の体積が大きく、ボードを丸ごと冷却できることである。一方で欠点としては、実現可能な温度が物質の沸点に限定されてしまうことである。

(b)冷凍機による冷却: He の断熱膨張を繰り返すことで低温を発生させる冷凍機を用いることも考えられる。利点としては He 液浸と比較してコンパクトな装置構成に出来ること、4K から室温までの任意の温度を実現できることである。一方、冷凍機の能力が 1W 程度と低く、また真空断熱も求められることから冷却可能な部材の体積が限定されてしまうという欠点がある。

本研究では 4K に限らず、低温環境における集積回路特性を明らかにすることを目的としていることから冷凍機による冷却方式を採用することとし、必要なスペックの詳細化を進めた。測定の信頼性を加味して、冷凍機のコールドステージとチップパッケージを密着させ熱伝導によって冷却することとし、チップパッケージからは 24 本の信号配線を引き出すこととした。冷凍機システムは 2023 年の上半期中に導入され、本格的な測定を始める予定である。

(ii) トランジスタモデルの構築手法開発: 半導体ファウンドリから提供されるトランジスタモデルは 270K 程度までの特性しか担保されておらず、極低温下での特性を新たにモデル化する必要がある。トランジスタモデルとして標準的に利用される BSIM はパラメータフィッティングにノウハウが必要であることから、本研究では深層学習を用いたデータドリブン手法によるモデル化を試みた。一般的に深層学習は膨大な学習データが必要であり、サイズの異なるトランジスタ毎に膨大な測定データを取ることは好ましくない。そこで、転移学習に基づくトランジスタモデル構築手法を構築した。まず、転移元となるデバイスで十分な測定データを得ておき、トランジスタ特性モデルを構築しておく。特性の似通った新しいデバイスのモデルを作成する際には、転移元デバイスの重みを初期値として新しいモデルを学習させることで局所解に陥ることを避ける。トランジスタの IV 特性を予測するタスクを例に、転移学習の効果を検証した結果、転移学習を用いることで RMSE を 80% 程度削減できることが明らかになった。

【代表的な原著論文情報】

1) K. Niiyama, H. Awano, and T. Sato, "Introducing transfer learning framework on device modeling by machine learning," in Proc. IEEE International Conference on Microelectronic Test Structures (ICMTS), pp.158-163, March 2023.