

論文 / 著書情報
Article / Book Information

論題(和文)	EUVリソグラフィシミュレーション高速化のための CNN学習用カーブ リニアマスクパターン生成
Title(English)	Curvilinear Mask Pattern Generation for CNN Training to Accelerate EUV Lithography Simulation
著者(和文)	杉山萌, 田邊容由, 下田将之, 高橋篤司
Authors(English)	Moe Sugiyama, Hiroyoshi Tanabe, Masayuki Shimoda, Atsushi Takahashi
出典(和文)	DAシンポジウム2025 論文集, , , pp. 106-112
Citation(English)	Proc. DA Symposium 2025, IPSJ Symposium Series, , , pp. 106-112
発行日 / Pub. date	2025, 8
Note	<p>ここに掲載した著作物の利用に関する注意 本著作物の著作権は情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。</p> <p>Notice for the use of this material The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IPSJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IPSJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IPSJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof.</p> <p>All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan.</p>

EUV リソグラフィシミュレーション高速化のための CNN 学習用カーブリアマスクパターン生成

杉山 萌^{1,a)} 田辺 容由^{1,b)} 下田 将之^{1,c)} 高橋 篤司^{1,d)}

概要: 光リソグラフィでは、回路パターンの微細化に伴い、マスクパターンがそのまま回路パターンとしてウェハ上に転写されず、ウェハ上に形成される回路パターンを目標パターンに近づけるために、マスクパターンを補正する光近接効果補正が必要となっている。EUV 露光においては、光近接効果補正のために、マスク 3D 効果の考慮が必要である。しかし、マスク 3D 効果を考慮できる電磁場計算は非常に時間がかかる。そのため先行研究では、マスク 3D 効果を高速に推定する CNN を用いる手法が提案された。その手法では、マンハッタンマスクパターンを教師データとする学習モデルが構築され、マンハッタンマスクパターンのマスク 3D 効果を精度良く推定できることが確認された。しかし今後利用が拡大すると考えられるカーブリアマスクパターンについては、教師データの不足により精度が低いという課題があった。本研究では、実際のカーブリアマスクパターンを ILT を用いて生成法を提案する。提案手法で生成するカーブリアマスクパターンを教師データとして用いて CNN を学習することで、実際のカーブリアマスクパターンのマスク 3D 効果を精度良く推定できることが期待される。

キーワード: リソグラフィシミュレーション, Inverse Lithography Technology (ILT), extreme ultraviolet (EUV), Curvilinear Mask (Curvy Mask)

Curvilinear Mask Pattern Generation for CNN Training to Accelerate EUV Lithography Simulation

MOE SUGIYAMA^{1,a)} HIROYOSHI TANABE^{1,b)} MASAYUKI SHIMODA^{1,c)} ATSUSHI TAKAHASHI^{1,d)}

Abstract: Lithography simulation simulates the circuit pattern to be transferred onto a wafer. In EUV exposure, it is necessary to improve the accuracy of optical proximity effect correction by considering the mask 3D effect. Electromagnetic field calculations have been used to obtain the transferred circuit pattern with high accuracy, but there is an issue that electromagnetic field calculations take a very long time. In a previous research, a method using CNN was proposed to obtain the transferred circuit pattern with high accuracy and speed. In the method, a learning model was constructed using Manhattan patterns as training data, but there was an issue that the accuracy was low for curvilinear patterns due to a lack of training data. In this paper, generation of training data for curvilinear mask patterns is discussed. By training a CNN using generated training data, we aim to achieve faster lithography simulations for curvilinear mask patterns than conventional electromagnetic field calculations and higher accuracy than existing methods.

Keywords: lithography simulation, Inverse Lithography Technology (ILT), extreme ultraviolet (EUV), Curvilinear Mask (Curvy Mask)

¹ 東京科学大学
Institute of Science Tokyo, Meguro, Tokyo 152-8550, Japan
a) sugiyama@eda.ict.eng.isct.ac.jp
b) tanabe@eda.ict.eng.isct.ac.jp
c) shimoda@ict.eng.isct.ac.jp
d) atsushi@ict.eng.isct.ac.jp

1. はじめに

光リソグラフィはウェハ上に回路パターンを形成する最初の工程である。感光材が塗布されたウェハに対し、マスクを介して露光することで、マスクパターンがウェハ上に転写され、エッチング工程を経て、ウェハ上に回路パターンが形成される。しかし、回路パターンの微細化に伴い、光近接効果が顕著となり、ラウンディングや隣接パターン間の干渉のために、マスクパターンがそのままウェハ上に転写されなくなっている。

この問題に対処するため、1990年代後半より**光近接効果補正 (OPC: Optical Proximity Correction)**が導入された [1]。現在主流のモデルベース OPC では、ウェハ上に所望の回路パターンを形成するマスクパターンを、リソグラフィシミュレーションを繰り返しながら探索する [2]。マスクパターンの探索コスト削減のために、リソグラフィシミュレーションの高速化が課題である。

最先端の露光装置では**極端紫外線光 (EUV: Extreme Ultraviolet)**が使われている。EUV 露光においては、EUV 光を透過する光学材料が存在しないため、反射型光学系が採用される。マスクも同様に反射型で構成されており、チタンを含む石英ガラス基板上に、モリブデン (Mo) とシリコン (Si) を交互に約 80 層積層した多層膜ミラーが形成される。その上に、EUV 光を吸収するタンタル (Ta) ベースの吸収体が用いられる (図 1)。反射型光学系では、光は斜めから入射するため、マスク上の吸収体の膜厚が光路上の障害となり、ウェハ上に形成される回路パターンはその影響を受ける。EUV では吸収体の厚みによって形成される線幅方向のアスペクト比はおおよそ 1 となり、**マスク 3 次元効果 (M3D: Mask 3D effect)** が顕著に現れる。

従来のリソグラフィシミュレーションでは、光をスカラー波と見なしウェハ上の光強度を求めている。しかし、光をスカラー波と見なした場合は、M3D 効果を適切に表現できず、ウェハ上の光強度を正確には求めることができない。ウェハ上の感光剤は、光を電磁波と見なしたとき、主に光の電場に対して化学反応する。ウェハ上に形成される回路パターンを正確に求めるためには、M3D 効果を考慮してウェハ上の電場を正確に求めることが必要で、**電磁場 (EM: Electromagnetic) シミュレーション**が必要とされる。しかし、EM シミュレーションは計算コストが非常に高いという課題がある。

先行研究では、EM シミュレーションを代替する手法として、マスクパターンの M3D パラメータを推定する**畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolutional Neural Network)** [3] を用いる手法が提案された [4-16]。CNN で推定した M3D パラメータを用いることで、ウェハ上に形成される回路パターンを、EM シミュレーションに対する精度劣化を抑えつつ、EM シミュレーションに対し

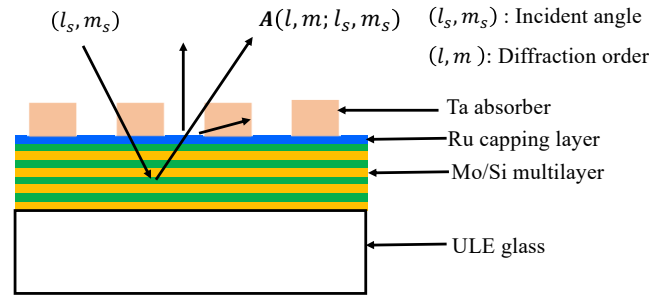


図 1: EUV マスクの断面図。

て約 3,000 倍高速に求める。

ウェハ上に形成される回路パターンの目標パターンに対する忠実度は、多様性が高い曲線形状のマスクパターン (カーブリニアパターン) を用いることで向上することが知られている。しかし、従来、マスク製造の制約などからパターン外形が縦横線分可なるマンハッタンパターンが用いられていた。近年、EUV 向けマスク製造において、マルチビーム (multi beam) が導入された [17]。この技術によって、マスクの製造時間を一定に保ちつつ、カーブリニアパターンを直接描画できる。そのため、マスク製造コストが大幅に削減され、将来カーブリニアパターンのマスクが実際の製造現場で普及することが期待される。

しかし、前述の CNN を用いた M3D パラメータ推定手法では、マンハッタンパターンを教師データとして用いている。そのため、マンハッタンパターンには高い精度を達成するのにに対し、カーブリニアパターンに対する精度は低い。カーブリニアパターンに対しても M3D パラメータを高い精度で推定できる CNN の構築が望まれる。

先行研究では、教師データとするマンハッタンパターンは、マスクで実際に用いられるマンハッタンパターンを元に、線幅、線長、線間隔などのパターン仕様を定義し、その中からランダムに生成する。一方、現状では、マスクで実際に用いられるカーブリニアパターンから、教師データを生成するためのパターン仕様を定義することが困難である。

本研究では、マスクで実際に用いられるカーブリニアパターンにも対応した M3D パラメータを推定する CNN の実現を目指す。本稿では、その第 1 段階として、CNN の教師データとするカーブリニアパターンの生成手法を提案する。提案手法では、マンハッタンパターンを目標パターンとし、その目標パターンから Inverse Lithography Technology (ILT) を用いてマスクパターンを生成する。実験では、ILT におけるリソグラフィシミュレーションで使用するカーネルを EUV 向けカーネルに変更し、マスクで実際に用いられるカーブリニアパターンに近いと考えられるパターンが得られたことを確認した。

2. EUV リソグラフィシミュレーション

本章では、EUV リソグラフィシミュレーションにおける電磁場シミュレーションと先行研究の概要を説明する。

2.1 回折振幅モデリング

EUV 露光装置の内部で、マスクは様々な入射角 (l_s, m_s) から照射され、光はマスクによって回折する。回折振幅 A は入射角 (l_s, m_s) と回折次数 (l, m) に依存する。

先行研究 [4-6, 16] では、回折振幅 A を振幅 A^{FT} と残差の M3D 振幅 A^{3D} に分離し、以下のように表現する。

$$A(l, m; l_s, m_s) = A^{FT}(l, m) + A^{3D}(l, m; l_s, m_s).$$

振幅 A^{FT} はフーリエ変換 (FT: Fourier Transform) により高速に求められ、回折振幅 A の主要な部分である。

一方、M3D 振幅 A^{3D} の寄与は小さいものの無視できず、入射角 (l_s, m_s) に対して滑らかに依存する。この依存性は、以下のように l_s および m_s に関する線形関数として近似される [16]。

$$A^{3D}(l, m; l_s, m_s) \simeq a_0(l, m) + a_x(l, m) \left(l_s + \frac{l}{2} \right) + a_y(l, m) \left(m_s + \frac{m}{2} \right),$$

ここで定数項 $a_0(l, m) \in \mathbb{C}$ および係数 $a_x(l, m), a_y(l, m) \in \mathbb{C}$ を M3D パラメータと呼ぶ。マスクサイズが 2,048 nm かつ開口数 (NA: Numerical Aperture) が 0.33 の時、M3D パラメータの総数は 5,399 であり、 $a_0(l, m)$ は 1,901 個、 $a_x(l, m)$ および $a_y(l, m)$ はそれぞれ 1,749 個となる。M3D パラメータを正確に得るためには EM シミュレーションが必要になり、計算コストが高い。

2.2 CNN による M3D パラメータ推定

先行研究では、マスクパターンから M3D パラメータを推定する CNN [16] が提案された。EM シミュレーションを CNN に置き換えることで、EUV リソグラフィシミュレーションを高速化する。

図 2 に CNN を用いた M3D パラメータ推定の概要図を示す。CNN の入力にはマスクパターン、出力は M3D パラメータである。CNN は $\text{Re}(a_0(l, m))$, $\text{Im}(a_0(l, m))$, $\text{Re}(a_x(l, m))$, $\text{Im}(a_x(l, m))$, $\text{Re}(a_y(l, m))$, $\text{Im}(a_y(l, m))$ 向けに合計 6 つを用いる。

既存手法では、CNN の教師データ向けにマンハッタンパターンを生成した。図 3 に使用したマンハッタンパターンの種類を示す。タイプ A, B, C, D, E はそれぞれランダムな L/S (Line and Space) パターン、14 nm の V (vertical) ライン、14 nm の H (horizontal) ライン、OPC 付き 14 nm の V ライン、OPC 付き 14 nm の H ラインである。これ

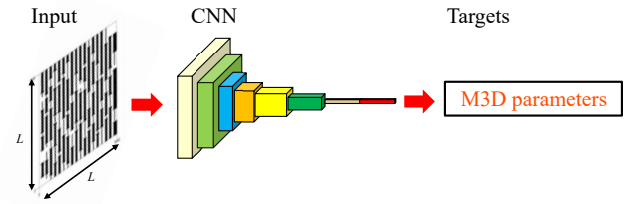


図 2: CNN による M3D パラメータ推定。

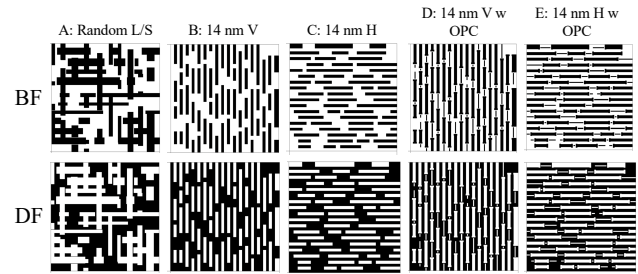


図 3: 教師データ向けマンハッタンパターン。

らには、ブライトフィールドパターンとダークフィールドパターンの両方が含まれている。各マスクパターンタイプにおいて 2,000 個のマスクパターンを生成した後、データ拡張を用いてデータ数を 50 倍に増やした [7, 8]。その結果、各パターンタイプに対して 10 万件、全体で 100 万件の学習データを用意した。

2.3 EUV リソグラフィシミュレーション評価

図 4 に、厳密な EM シミュレーションによって得られた光強度マップ、FT によって得た振幅 $A^{FT}(l, m)$ のみを用いた光強度マップ、CNN によって推定した M3D パラメータを用いて振幅 $A^{FT}(l, m)$ を補正した光強度マップ、およびそれらの間の二乗平均平方根 (RMS: Root Mean Square) を示す。EM シミュレーションによる光強度マップと CNN によって補正した光強度マップとの差 0.9% は、FFT との差 2.5% と比較して有意に小さい。

計算時間は、Intel® Core™ i9-10920X CPU と Nvidia RTX3090 GPU を使用して測定した。CNN による M3D パラメータの推定時間は約 0.05 秒、光強度マップの計算に要する時間は約 0.07 秒であり、合計約 0.12 秒となった。これは、EM シミュレーションを用いて光強度マップを計算した場合と比較し約 3,000 倍高速である [16]。

3. 提案手法

本稿では、前述する CNN による M3D パラメータの推定を、実際に使用されるカーブリニアパターンに対応させるために、教師データとして用いるカーブリニアパターンの作成手法を提案する。提案手法では、マンハッタンパターンの目標パターンから Inverse Lithography Technology (ILT) を用いてカーブリニアパターンを生成する。既存の ILT

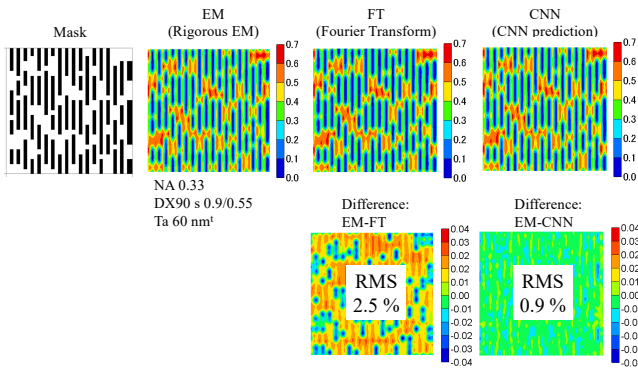
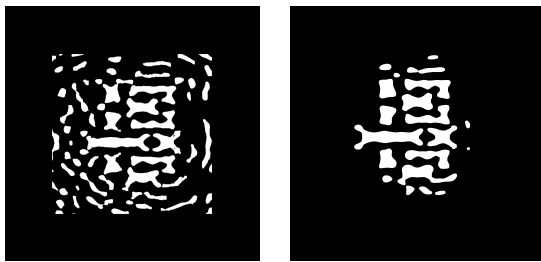


図 4: EUV リソグラフィシミュレーション結果.



(a) 例 1.

(b) 例 2.

図 5: 同一の目標パターンに対するカーブリニアパターンの一例.

は、光源波長 193 nm でのマスクパターン生成手法であり、EUV 向けではない。提案手法では、既存の ILT を、ILT 内のリソグラフィシミュレーションで使用するカーネルを EUV 向けに置換して利用する。

3.1 理想的なカーブリニアパターン

CNN を用いた EUV リソグラフィシミュレーションでは、高精度な M3D パラメータ推定のために推論時の入力に近いデータで学習する必要がある。そのため、実際的なカーブリニアパターンを教師データに用いることが望ましい。

本稿では、実際的なマスクとは製造可能性や歩留まり、解像性などの様々な観点から課される制約を満たしたマスクとする。以下に一般的なカーブリニアパターンのマスク制約について述べる。

- **最小線幅制約:** 最小線幅に関する制約。
- **最小間隔制約:** ポリゴン同士の最小間隔に関する制約。
- **曲率制約:** 急峻な曲率を有するエッジは禁止する制約。
- **面積制約:** 一定面積未満のポリゴンは禁止する制約。

カーブリニアパターンの例を図 5 に示す。最小線幅制約の観点から見ると、図 5(a) では一部の Sub-Resolution Assist Feature (SRAF) [18] 間が細い線でつながっており制約に違反している。一方、図 5(b) は細すぎる線が存在せず制約を満たす。この場合、図 5(b) のパターンが図 5(a) のパターンに比べ望ましい。

3.2 リソグラフィシミュレーション

マスクパターン $M \in \mathbb{R}^{N \times N}$ から光強度マップ $I \in \mathbb{R}^{N \times N}$ への変換は、Sum Of Coherent Systems (SOCS) モデルにより下記の式で計算できる [19]。

$$I(x, y) = \sum_{k=1}^{N^2} w_k |M(x, y) \otimes h_k(x, y)|^2, \quad (1)$$

\otimes は畳み込み演算、 w_k と $h_k(x, y)$ は露光条件に依存する固有値と固有関数 (カーネル) である。これは、Hopkin's model [20] を用いて次式で近似できる。

$$I(x, y) \approx \sum_{k=1}^{N_k} w_k \|M(x, y) \otimes h_k(x, y)\|^2, \quad (2)$$

N_k はシミュレーションで使用するカーネル数を表す。空間領域における畳み込み演算は、周波数領域における乗算と等価であることが知られている。この性質を利用することで、高速フーリエ変換 (FFT: Fast Fourier Transform) を用いた処理により、次式のように計算効率をさらに向上させることが可能である [21]。

$$I(x, y) \approx \sum_{k=1}^{N_k} w_k \|\mathcal{F}^{-1}(H \odot \mathcal{F}(M))\|^2, \quad (3)$$

$H_k \in \mathbb{C}^{P \times P}$ は周波数領域における h_k , \odot はアダマール積、 $\mathcal{F}, \mathcal{F}^{-1}$ は FFT と逆 FFT をそれぞれ表す。カーネルサイズ P がマップサイズ N よりも小さい場合には、 $\mathcal{F}(M)$ の高周波数領域を無視する。本稿では、EUV 向けに新たなカーネルを作成し、 $N_k = 50, P = 47, N = 2,048$ としてシミュレーションを行う。

ウェハ上に形成される回路パターンは、光強度マップ I をフォトレジスト工程を経てレジストパターンマップ $Z \in \mathbb{B}^{N \times N}$ に変換することで得られる。本稿ではこの変換は、光強度とフォトレジスト強度の閾値を比較することで行われ、次式で定義されるとする。

$$Z = \begin{cases} 0 & \text{if } I(x, y) \leq th_r, \\ 1 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 th_r はフォトレジスト強度の閾値を表す。

3.3 Inverse Lithography Technology (ILT)

ILT は OPC の一種であり、目標パターンが与えられた際に、光学およびレジストモデルを用いて、逆問題として最適なマスクパターンを導出する手法である。従来のルールベース OPC に比べて補正精度が高く、特に曲線などの複雑なパターンや先端ノードで有効である。

前述したリソグラフィシミュレーションは次式で表せる。

$$Z = f(M). \quad (5)$$

ILT では、目標パターンから最適なマスクパターンを探索する。すなわち、次式で表せる。

$$\mathbf{M}_{\text{opt}} = f^{-1}(\mathbf{Z}_t), \quad (6)$$

ここで、 \mathbf{M}_{opt} は最適なマスクパターン、 \mathbf{Z}_t は目標パターンを表す。この逆問題は不適切問題の一つであり、閉形式解は存在しない。その代わりに、これまでは勾配降下法に基づくアプローチが一般的に用いられてきた [21–23]。本稿でも、勾配降下法を利用した ILT によってカーブリニアパターンを生成する。

ILT を用いたマスクパターン最適化において、エンドツーエンドで微分可能にするための一般的な手法として、次式のように 2 値のマスクパターン $\mathbf{M} \in \mathbb{B}^{N \times N}$ をシグモイド関数を用いて連続値マスクパターン $\mathbf{M}_c \in \mathbb{R}^{N \times N}$ へと変換する手法が用いられる。

$$\mathbf{M}_c = \frac{1}{1 + \exp(-\beta_M \times (\mathbf{M} - S_M))}, \quad (7)$$

ここで、 β_M はマスクパターンの急峻さ、 S_M はシフトパラメータを表す。 $S_M = 0.5$ とすることで、より良い SRAF が生成できる [21]。同様に、光強度マップ \mathbf{I} を連続値光強度マップ \mathbf{I}_c へと次式を用いて変換する。

$$\mathbf{I}_c = \frac{1}{1 + \exp(-\beta_I \times (\mathbf{I} - S_I))}. \quad (8)$$

つまり、ILT におけるリソグラフィシミュレーションでは、入力される 2 値マスクパターン $\mathbf{M} \in \mathbb{B}^{N \times N}$ を連続値マスクパターン $\mathbf{M}_c \in \mathbb{R}^{N \times N}$ へと変換し、光強度マップ \mathbf{I} を得る。その後、光強度マップ \mathbf{I} から連続値光強度マップ \mathbf{I}_c へと変換後、フォトレジスト工程を経て $\mathbf{Z} \in \mathbb{B}^{N \times N}$ を得る。

ILT における目的関数は次式で表せる。

$$\mathbf{M}_{\text{opt}} = \min_{\mathbf{M}} L(\mathbf{M}, \mathbf{Z}_t), \quad (9)$$

これまで、様々な目的関数が提案されてきた [21–23]。ここでは、本稿で使用される既存 ILT 手法で共通して使用する、目的関数を構成するサブ目的関数を説明する。目的関数は次式で構成される。

$$L(\mathbf{M}, \mathbf{Z}_t) = \alpha_{L_2} \times L_{L_2} + \alpha_{PVB} \times L_{PVB}, \quad (10)$$

ここで、 L_{L_2} は光強度マップと目標パターンの 2 乗誤差 $L_{L_2} = \|\mathbf{Z}_{\text{nom}} - \mathbf{Z}_t\|_2^2$ であり、 L_{PVB} は異なる露光量におけるそれぞれのレジストパターンマップ \mathbf{Z}_{max} , \mathbf{Z}_{min} と目標パターンとの 2 乗誤差の和 $L_{PVB} = \|\mathbf{Z}_{\text{max}} - \mathbf{Z}_t\|_2^2 + \|\mathbf{Z}_{\text{min}} - \mathbf{Z}_t\|_2^2$ である。 $\alpha_{L_2}, \alpha_{PVB} \in \mathbb{R}$ はそれぞれ L_{L_2}, L_{PVB} の重み係数である。

4. 実験

本稿では ICCAD2013 のマスクパターン最適化コンテスト [24] で使用されたベンチマークを用いて、カーブリ

ニアパターンの生成実験を行った。使用した ILT の既存手法として curvyILT [23] と、OpenILT [25] が提供する簡易版 MultiILT [21] を採用した。本実験は Intel® Core™ i9-10920X CPU と NVIDIA RTX A6000 GPU が搭載された計算機上で、Python 3.12.11 を用いて行った。

実験結果の一部を図 6 に示す。簡易版 MultiILT の結果 (図 6(a)) では、SRAF が多いパターンが生成された反面、各ポリゴンエッジが滑らかではないものも多い。加えて、ポリゴン内に穴が生じているパターンもあり、実際的なパターンは生成できなかった。

一方、curvyILT の結果 (図 6(b)) では、各ポリゴンのエッジが滑らかであり、簡易版 MultiILT よりも実際的なパターンが得られた。しかし、簡易版 MultiILT よりも SRAF がつながらず、面積制約に違反する恐れがある。curvyILT を基により実際的なパターン生成手法への拡張は、本研究の今後の課題である。

5. まとめ

本研究では、CNN による EUV リソグラフィシミュレーションのための、カーブリニアパターン教師データ生成手法を提案した。従来手法の ILT 技術を基に、EUV 向けカーネルを用いることで実際的なカーブリニアパターン生成を行った。

今後の課題として、より実際的なカーブリニアパターン生成手法の検討とともに、作成した教師データを基にカーブリニアパターン向け CNN の構築を検討している。

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 JP25K03090 ならびに文部科学省次世代 X-nics 半導体創生拠点形成事業 JPJ011438 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Alfred Kwok-Kit Wong. *Resolution Enhancement Techniques in Optical Lithography*. SPIE press, 2001.
- [2] Linyong Pang. Inverse lithography technology: 30 years from concept to practical, full-chip reality. *Journal of Micro/Nanopatterning, Materials and Metrology (JM3)*, 20(3):030901–1–030901–49, 2021. doi:10.1117/1.JMM.20.3.030901.
- [3] Yann Lecun, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. Deep learning. *Nature*, 521(7553):436–444, 5 2015.
- [4] Hiroyoshi Tanabe, Shimpei Sato, and Atsushi Takahashi. Fast 3D lithography simulation by convolutional neural network: POC study. In *Proc. SPIE 11518, Photomask Technology*, pages 115180L–1–115180L–7, 2020. doi:10.1117/12.2575971.
- [5] Hiroyoshi Tanabe, Shimpei Sato, and Atsushi Takahashi. Fast 3D lithography simulation by convolutional neural network. In *Proc. SPIE 11614, Design-Process-Technology Co-optimization XV*, pages 116140M–1–116140M–8, 2021. doi:10.1117/12.2583683.
- [6] Hiroyoshi Tanabe, Shimpei Sato, and Atsushi Takahashi.

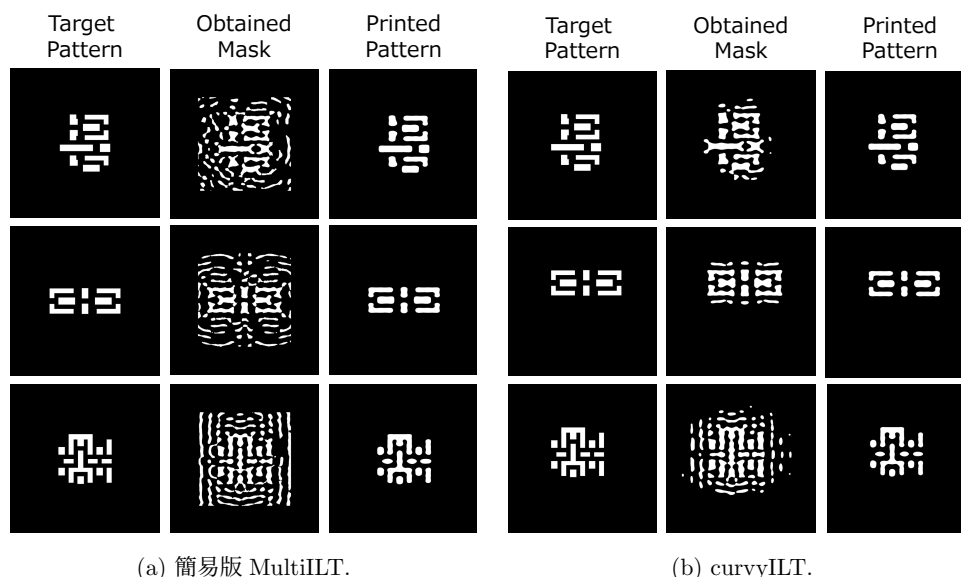


図 6: EUV における ILT の結果.

- Fast EUV lithography simulation using convolutional neural network. *Journal of Micro/Nanopatterning, Materials and Metrology (JM3)*, 20(4):041202–1–041202–14, 2021. doi:10.1117/1.JMM.20.4.041202.
- [7] Hiroyoshi Tanabe and Atsushi Takahashi. Data augmentation in EUV lithography simulation based on convolutional neural network. In *Proc. SPIE 12052, DTCO and Computational Patterning*, pages 120520T–1–120520T–7, 2022. doi:10.1117/12.2615267.
- [8] Hiroyoshi Tanabe and Atsushi Takahashi. Data augmentation in extreme ultraviolet lithography simulation using convolutional neural network. *Journal of Micro/Nanopatterning, Materials and Metrology (JM3)*, 21(4):041602–1–041602–10, 2022. doi:10.1117/1.JMM.21.4.041602.
- [9] Hiroyoshi Tanabe, Akira Jinguji, and Atsushi Takahashi. Evaluation of CNN for fast EUV lithography simulation using iN3 logic mask patterns. In *Proc. SPIE 12495, DTCO and Computational Patterning II*, pages 124951J–1–124951J–7, 2023. doi:10.1117/12.2659063.
- [10] Hiroyoshi Tanabe, Akira Jinguji, and Atsushi Takahashi. Evaluation of convolutional neural network for fast extreme ultraviolet lithography simulation using imec 3 nm node mask patterns. *Journal of Micro/Nanopatterning, Materials and Metrology (JM3)*, 22(2):024201–1–024201–11, 2023. doi:10.1117/1.JMM.22.2.024201.
- [11] Hiroyoshi Tanabe, Akira Jinguji, and Atsushi Takahashi. Accelerating EUV lithography simulation with weakly guiding approximation and STCC formula. In *Proc. SPIE 12750, International Conference on Extreme Ultraviolet Lithography*, pages 127500D–1–127500D–8, 2023. doi:10.1117/12.2688029.
- [12] Hiroyoshi Tanabe, Akira Jinguji, and Atsushi Takahashi. Accelerating extreme ultraviolet lithography simulation with weakly guiding approximation and source position dependent transmission cross coefficient formula. *Journal of Micro/Nanopatterning, Materials and Metrology (JM3)*, 23(1):014201–1–014201–11, 2024. doi:10.1117/1.JMM.23.1.014201.
- [13] Hiroyoshi Tanabe, Akira Jinguji, and Atsushi Takahashi. Pre-training CNN for fast EUV lithography simulation including M3D effects. In *Proc. SPIE 12954, DTCO and Computational Patterning III*, pages 129540I–1–129540I–6, 2024. doi:10.1117/12.3009880.
- [14] Hiroyoshi Tanabe, Akira Jinguji, and Atsushi Takahashi. Weakly guiding approximation of a three-dimensional waveguide model for extreme ultraviolet lithography simulation. *Journal of the Optical Society of America A*, 41(8):1491–1499, 2024. doi:10.1364/JOSAA.516610.
- [15] Hiroyoshi Tanabe and Atsushi Takahashi. Absorber dependence of M3D overlay errors in high-NA and hyper-NA EUV lithography. In *Proc. SPIE 13424, Optical and EUV Nanolithography XXXVIII*, pages 134240Q–1–134240Q–6, 2025. doi:10.1117/12.3046583.
- [16] Hiroyoshi Tanabe, Masayuki Shimoda, and Atsushi Takahashi. Rigorous electromagnetic simulator for extreme ultraviolet lithography and convolutional neural network reproducing electromagnetic simulations. *Journal of Micro/Nanopatterning, Materials, and Metrology (JM3)*, 24(2):024201–1–024201–17, 2025. doi:10.1117/1.JMM.24.2.024201.
- [17] Hiroshi Matsumoto, Junpei Yasuda, Tomoo Motosugi, Hayato Kimura, Michihiro Kawaguchi, Yoshinori Kojima, Hiroshi Yamashita, Masato Saito, Takao Tamura, and Noriaki Nakayamada. Multi-beam mask writer mbm-3000 for next generation euv mask production. In *Photomask Technology 2023*, volume 12751, pages 263–269. SPIE, 2023.
- [18] Lars W. Liebmann, James A. Bruce, William Chu, Michael Cross, Ioana C. Graur, Joshua J. Krueger, William C. Leibold, Scott M. Mansfield, Anne E. McGuire, and Dianne L. Sundling. Optimizing style options for subresolution assist features. In Christopher J. Proglor, editor, *Optical Microlithography XIV*, volume 4346, pages 141 – 152. International Society for Optics and Photonics, SPIE, 2001.
- [19] Nick Cobb. *Sum of Coherent systems Decomposition by SVD*.
- [20] H. H. Hopkins. The concept of partial coherence in optics. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, 208(1093):263–277, 1951.
- [21] Shuyuan Sun, Fan Yang, Bei Yu, Li Shang, and Xuan Zeng. Efficient ILT via multi-level lithography simu-

- lation. In *2023 60th ACM/IEEE Design Automation Conference (DAC)*, pages 1–6, 2023.
- [22] Jhih-Rong Gao, Xiaoqing Xu, Bei Yu, and David Z. Pan. MOSAIC: Mask optimizing solution with process window aware inverse correction. In *2014 51st ACM/EDAC/IEEE Design Automation Conference (DAC)*, pages 1–6, 2014.
- [23] Haoyu Yang and Haoxing Ren. GPU-accelerated inverse lithography towards high quality curvy mask generation. In *Proceedings of the 2025 International Symposium on Physical Design*, pages 42–50, 2025.
- [24] Shayak Banerjee, Zhuo Li, and Sani R. Nassif. ICCAD-2013 CAD contest in mask optimization and benchmark suite. In *2013 IEEE/ACM International Conference on Computer-Aided Design (ICCAD)*, pages 271–274, 2013.
- [25] Su Zheng, Yuzhe Ma, Binwu Zhu, Guojin Chen, Wenqian Zhao, Shuo Yin, Ziyang Yu, and Bei Yu. OpenILT: An open-source platform for inverse lithography technique research. <https://github.com/OpenOPC/OpenILT/>, 2023.