

사물인터넷을 접목한 반도체 소자 공정 최적화 시뮬레이터 개발

당현식 · 조동희 · 김종서 · 정태호[†]

Development of a Simulator for Optimizing Semiconductor Manufacturing Incorporating Internet of Things

Hyun Shik Dang · Dong Hee Jo · Jong Seo Kim, Taeho Jung[†]

ABSTRACT

With the advances in Internet over Things, the demand in diverse electronic devices such as mobile phones and sensors has been rapidly increasing and boosting up the researches on those products. Semiconductor materials, devices, and fabrication processes are becoming more diverse and complicated, which accompanies finding parameters for an optimal fabrication process. In order to find the parameters, a process simulation before fabrication or a real-time process control system during fabrication can be used, but they lack incorporating the feedback from post-fabrication data and compatibility with older equipment. In this research, we have developed an artificial intelligence based simulator, which finds parameters for an optimal process and controls process equipment. In order to apply the control concept to all the equipment in a fabrication sequence, we have developed a prototype for a manipulator which can be installed over an existing buttons and knobs in the equipment and controls the equipment communicating with the AI over the Internet. The AI is based on the deep learning to find process parameters that will produce a device having target electrical characteristics. The proposed simulator can control existing equipment via the Internet to fabricate devices with desired performance and, therefore, it will help engineers to develop new devices efficiently and effectively.

Key words : Process Optimization, Semiconductor Fabrication, Internet of Things, Artificial Intelligence

요약

사물 인터넷 기술의 발전에 따라 모바일 기기와 센서 등에 대한 수요가 급증하고 있으며, 다양한 전자 제품에 대한 개발이 이루어지고 있다. 이러한 신제품들에 사용될 반도체 소자와 재료, 공정 장비들도 다양해지고 있으며, 공정마다 최적의 공정 변수를 찾는 과정들이 수반된다. 효율적인 공정 최적화를 위하여 시뮬레이션을 이용하거나 실시간 공정 제어 시스템을 사용하여 공정 변수를 찾을 수 있겠지만, 공정 데이터의 피드백과 비용, 범용성 등의 한계가 있다. 본 연구에서는 효율적으로 최적의 공정 변수를 찾기 위해 소자의 목표 특성과 제작된 소자의 특성을 비교하여 공정 장비를 자동으로 제어하는 시뮬레이터를 개발하였다. 이 시뮬레이터의 범용성을 극대화하기 위하여 온라인 기능이 구현되어 있지 않은 반도체 공정 장비에 장착할 수 있는 각종 센서 모듈과 조작 모듈들을 제작하였고, 이 모듈들을 원격에서 접근이 가능하도록 사물 인터넷 기술을 접목하였다. 최적의 공정 변수를 찾기 위한 방법은 딥러닝 기반의 인공지능을 사용하였다. 제안하는 시뮬레이터는 기존의 공정 장비들을 온라인으로 제어하고 최적의 공정 변수들을 찾을 수 있기 때문에 신제품 개발에 필요한 시간과 비용을 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

주요어 : 공정 최적화, 반도체 공정, 사물인터넷, 인공지능

* 이 연구는 서울과학기술대학교 교내연구비의 지원으로 수행되었습니다.

Received: 23 November 2017, **Revised:** 27 November 2017, **Accepted:** 14 December 2017

† Corresponding Author: Taeho Jung

E-mail: taeho.jung@seoultech.ac.kr

Dept. of Electronic and IT Media Eng., Seoul National University of Science and Technology, Seoul, Korea

1. 서론

사물 인터넷(Internet of Things; IoT) 기술의 발전에 따라 모바일 기기와 센서, 디스플레이 등에 대한 수요가 급증하고 있으며, 이러한 전자 제품들을 생산하기 위한 반도체 소자와 재료가 다양해지고 있다. 이에 따라 반도체

체 생산 공정 또한 다양하고 복잡하게 되고 있으며, 효과적이고 효율적으로 제품을 생산하기 위해서는 기존의 반도체 공정을 수정하거나 새로 만들어야 하는 절차가 반드시 필요하다. 이 절차는 전적으로 연구자들의 능력에 의해 수행되며, 대개의 경우 최적의 공정 변수들을 찾기 위해 연구자들의 경험에 기반을 둔 재보정 방식에 불필요한 노력이 들어간다(Park et al., 2005). 상보형 금속 산화반도체(Complementary Metal Oxide Semiconductor; CMOS) 소자의 물리적 게이트 길이가 10 nm 대로 접근하는데 있어, 현 나노기술과 나노공정에 물리적 한계가 도래해 새로운 소재와 소자 구조에 대한 연구가 요구되는 반면(Resta et al., 2017; Nikonov and Young, 2013; Ferrari et al., 2015), 반도체 소자 및 소재 연구자들의 연구 장비는 백만 불부터 천만 불까지 높은 비용이 형성되어 있어(Lee and Choi, 2012), 쉽게 바꾸지 못할 뿐만 아니라 공정 변수와 공정 방식을 바꾸기도 쉽지 않다.

공정 변수의 설정 값에 따른 소자의 특성 변동을 최소화하기 위해서는 공정 결과에 따른 시행착오적 재보정 방식을 적용하는 것이 가장 간단하고 보편적이다. 하지만 이 반복실험은 지극히 노동 집약적이기 때문에 연구자의 연구시간과 사유의 흐름을 끊게 되어 바람직한 방법이 아니다. 따라서 Li et al.(2006)은 주기적인 재보정이 필요한 경우에는 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 공정 변수를 최적화하기 위한 시운전 수를 줄이는 것을 요구한다. 이를 위해 Li et al.(2006)은 Technology Computer Aided (TCAD) 기반의 시뮬레이션 최적화 알고리즘을 적용한 시뮬레이션 결과로 공정 변수를 결정하는 방법을 제시하였으나, 실제의 공정 데이터가 입력되지 않아 즉각적인 공정 최적화 변수를 보장할 수 없다. Kang et al.(2007)은 공정 진행 시행 후 제어결과를 분석해 다음 공정의 제어값을 보정하는 R2R(Run to run) 시스템을 제안하였다. 이 외에도 실시간으로 수집되는 공정 데이터를 기반으로 공정을 제어하는 APC(Advance process control) 시스템이 있지만(Park et al., 2005; Agrawal et al., 2015; Smith et al., 1998; Moyne and Iskandar, 2017), 모든 장비에 데이터 수집 기능이 구현되어야 있어야하는 범용성의 문제로 유효성이 낮다.

본 연구에서는 기존의 컴퓨터 기반의 시스템들의 단점을 보완하기 위하여 신경망(neural network)을 기반으로 한 인공지능 기반의 공정 변수 최적화 알고리즘을 구현하고, 이 결과를 기반으로 공정 장비들을 자동으로 제어하는 시뮬레이터를 개발하였다. 이 시뮬레이터의 범용성을 극대화하기 위하여 온라인 기능이 구현되어 있지 않

은 반도체 공정 장비에 장착할 수 있는 각종 센서 모듈과 조작 모듈들의 시작품들을 제작하였고, 이 모듈들을 원격에서 접근이 가능하도록 사물 인터넷 기술을 접목하였다. 제작된 소자의 특성치가 목표치에 도달할 수 있도록 최적의 공정 변수를 찾기 위하여 딥러닝 기반의 인공지능을 구현하였다.

2. 공정 최적화 시뮬레이터 설계

2.1 시뮬레이터 구성

본 연구에서는 제안하는 시뮬레이터의 전체 구조는 Fig. 1에 표시하였다. 시뮬레이터의 동작은 독립된 서버에서 동작하는 시뮬레이션 관리자(simulation manager)에서 제어된다. 반도체 소자를 제작하기 위해서는 대략 16~25개의 공정을 거치며(Lee et al., 1999), 이 관리자는 각종 공정 데이터와 측정 데이터, 소자들의 특성 목표치들을 저장하고, 이들을 신경망으로 입력하여 최적화된 공정 변수들을 찾도록 설계되었다. 차후 사용자가 원하는 소자들에 대한 목표 값을 입력하면 이 최적화된 공정 변수들을 사용하여 공정을 제어한다. 공정 제어는 원격으로 수행되며, 기존의 공정 장비들도 제어가 가능하도록 사물 인터넷 기술을 적용한 원격 제어 모듈을 통하여 이루어진다.

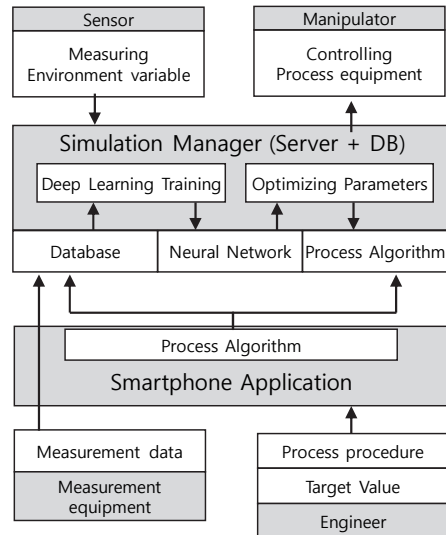


Fig. 1. The overview of the proposed simulator for manufacturing optimization and automation

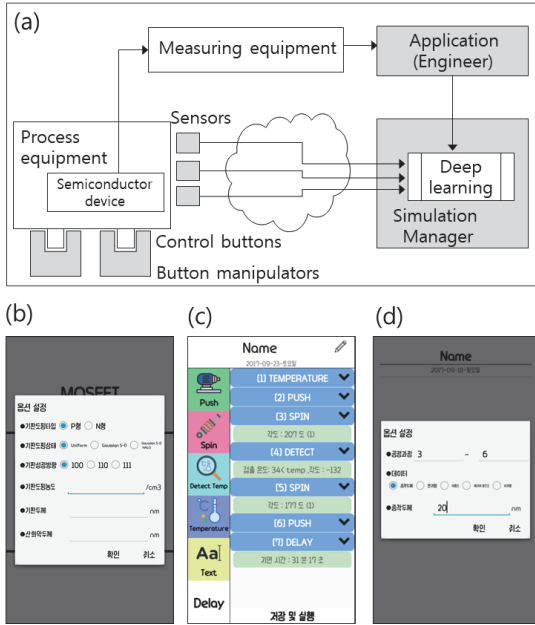


Fig. 2. (a) The structure of acquiring process condition and measurement data. User interface to input (b) wafer characteristics, (c) process procedure, and (d) measurement data.

2.2 공정 데이터 수집

신경망을 훈련하기 위한 공정 변수 및 소자 특성 데이터의 수집 절차는 Fig. 2(a)에 표시한 것과 같다. 연구자 실행하는 공정들에 대한 정보 입력은 Fig. 2(b)와 (c)에 보인 바와 같다. Fig. 2(b)는 실리콘 웨이퍼에 대한 정보를 입력하는 단계이며, Fig. 2(c)는 연구자가 실행하려는 공정들의 순차 리스트와 각 공정의 공정 변수를 입력하는 단계이다. 이후 연구자의 설정대로 공정들이 진행되며, 각 공정 장비 또는 본 연구에서 개발한 센서 모듈들에서 제공하는 실시간 데이터는 인터넷을 통해 원격으로 수집된다. 제작이 끝난 소자들의 전기적 또는 물리적 특성 데이터는 Fig. 2(d)에서 보이는 바와 같이 스마트폰 어플리케이션을 통해 직접 입력된다. 이때 입력하는 측정 데이터는 측정과 연결되는 공정 장비를 선택하여 입력한다.

2.3 신경망 모듈과 최적화 알고리즘 훈련

데이터 튜닝(tuning)을 위한 제어 알고리즘은 여러 가지 종류가 있으며, 본 연구에서는 이들 중 딥러닝 방식을 택하였다. 반도체 공정 중 포토리소그래피 공정에 딥러닝 방식인 신경망을 사용한 연구로는 Park et al.(2005)에서 제안한 방법이 있다. 본 연구에서는 Fig. 3와 같이 모든

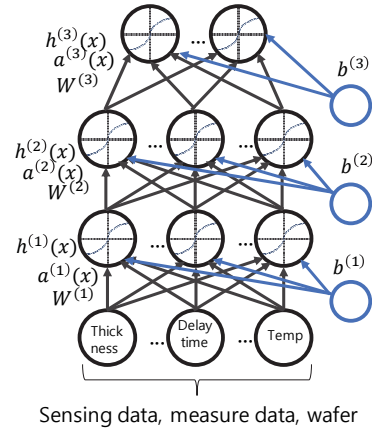


Fig. 3. Artificial neural network structure

데이터를 신경망에 입력시키고, 신경망의 기본적인 형태를 바탕으로 한 훈련 알고리즘을 사용하였다.(Hagan et al., 1996) 본 연구에서 구현한 신경망 모듈의 계산은 다음의 절차들로 구성이 된다.

$$a^{(k)}(x) = b^{(k)} + W^{(k)}h^{(k-1)}(x) \tag{1}$$

$$h^{(k)}(x) = g(a^{(k)}(x)) \tag{2}$$

여기서 k 는 계층(layer) 번호이다. h 는 이전 계층의 출력이며, 가장 첫 계층로 들어오는 입력 값 x 는 $h^{(0)}(x)$ 이 된다. W 는 연결 가중치이고 b 는 neuron bias이다. 이 계층의 출력 a 는 전달함수 g 를 통해 다음 계층의 입력된다. 본 연구에서는 총 20개의 계층을 사용하였으며, 공정의 특성과 연관이 없는 외부 입력 b 는 시행착오 방식을 적용하여 -1/3의 값을 사용하였다. 반도체 공정 장비의 결과물들의 특성은 공정 변수에 대해 비선형이 되더라도 대부분 단조함수(monotonic function)의 형태를 보이므로 전달함수 g 는 $y = x$ 로 구현하였다.

이는 반도체 공정이 주로 식각(etching) 또는 증착(deposition), 성장(growth) 등으로 구성되기 때문이며, 단순한 경우 공정 변수와 소자 특성이 선형의 관계를 이루게 된다(Plummer, 2000). 물리적 또는 화학적 반응에 의한 복잡한 경우에도 시작 상태와 포화 상태 사이에 동태 방정식(kinetic equation)으로 표현될 수 있으며, 지수함수를 기반으로 한 단조함수의 범주에 속하는 비선형 특성을 보인다. 일례로서 실리콘 웨이퍼의 표면을 산화시키는 경우에 시간에 따라 산화되는 실리콘의 개수는 실리콘의 양에 비례하는 동태 방정식을 따른다(Plummer 2000).

$$\frac{\partial n_S}{\partial t} = -K \cdot n_{O_2} \cdot n_S \quad (3)$$

여기서 n_S 는 실리콘 원자의 개수, t 는 시간, K 는 반응 상수, n_{O_2} 는 산소원자의 개수이다. 실제 실리콘 웨이퍼의 산화는 산소의 공급에 대한 동태 방정식 등을 동시에 고려해야 하며, 이들의 해는 변형된 지수 형태가 된다. 이러한 공정 변수에 대해 비선형적 관계를 보이는 소자의 특성은 신경망에 입력하기 전에 작은 여러 개의 구간으로 분리하고, 각 구간은 충분히 작아서 공정 변수와 소자 특성이 선형적인 전달함수로 표현하였다. 여기서 구간의 크기와 개수는 장비 특성에 맞추어 결정할 수 있도록 구현하였다.

본 연구에서 구현한 신경망 모듈을 훈련하기 위한 훈련 모듈은 제어하고자 하는 주요 공정 변수를 제외한 나머지 공정 변수들과 측정 결과 데이터를 신경망 모듈에 x 로 입력한다. 식 (1)과 (2)를 20 개의 계층에 적용한 신경망 모듈은 앞서 제외된 공정 변수 값을 추측하여 출력한다. 훈련 모듈은 이 추측 값을 이전에 제외하였던 실제 공정 변수와 비교하여 그 차이가 최소가 될 때까지 훈련을 반복하며, 본 연구에서는 목표 값과의 차이의 비율이 1%이하일 때 최소가 된 것으로 고려하여 훈련이 끝나도록 설정하였다. 이때 사용하는 최소화 알고리즘은 1차 근삿값 발견용 최적화 알고리즘인 경사 하강(gradient descent)법을 사용하였다.

$$W_{j+1} = W_j - \alpha \frac{\partial J(W_j)}{\partial W_j} \quad (4)$$

여기서 W_j 는 각 훈련 단계 j 에서의 연결 가중치이며, J 는 신경망의 출력 값, α 는 최적화의 정확도와 속도를 결정하는 학습 비율이다. 본 연구에서는 훈련 모듈이 기존의 연결 가중치에 임의의 작은 변화를 준 후 신경망 모듈로부터 얻은 주요 공정 변수 값을 식 (4)에 적용하였으며, 훈련의 과적합(overfitting)을 방지하기 위한 학습 비율은 시행착오 방식을 적용하였다.

훈련을 마친 후에 연구자가 얻고자하는 소자의 물리적 또는 전기적 특성 값을 입력하면 신경망 모듈이 주요 공정 변수를 추측해내어 원격 조작 모듈과의 통신 모듈로 보내며, 이 과정은 Fig. 4에 나타내었다. 연구자는 Fig. 2(c)와 같이 공정들을 입력할 때 각 공정의 공정 변수를 입력하지 않고 소자의 특성 값을 입력할 수 있게 된다.

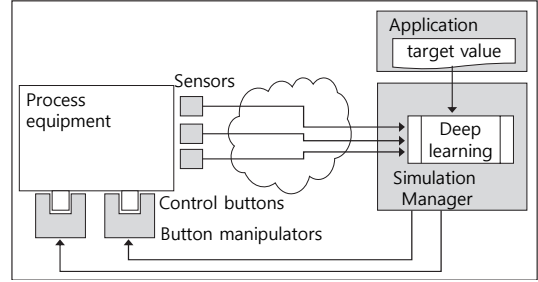


Fig. 4. The structure of automatic control of process equipment over the Internet.

2.4 원격 조작 모듈

원격 조작 모듈은 다양한 장비에 용이하게 설치되어야 하기 때문에 Fig. 5와 같이 접합블록 방식을 적용하였다. 본 연구에서는 연구 장비들 중 오실로스코프를 대상으로 버튼과 회전 조절기 위에 덧대어 설치할 수 있는 모듈들의 시작품을 제작하였다. Fig. 5의 왼쪽에는 버튼을 위한 원격 조작 모듈이고, 우측의 2개는 회전 조절기를 위한 조작 모듈들이다. 이 모듈들은 Wi-Fi를 통하여 시뮬레이션 관리자와 통신을 하며, 미리 설정된 식별자를 사용하여 구별된다.

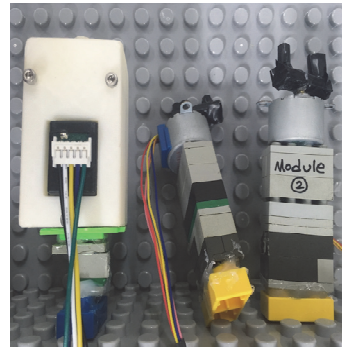


Fig. 5. The proposed manipulators for a button and a knob.

3. 시뮬레이션 실행 및 결과 분석

3.1 최적화 공정 변수 추출 기능 테스트

임의의 공정 장비에 대해서 제안하는 공정 변수 최적화 기능의 실행 가능 여부를 판단하기 위하여 본 연구에서는 RF 스퍼터(Radio Frequency Sputter) 장비를 사용하여 반도체 기판에 Indium Tin Oxide (ITO) 박막을 증착시키는 공정을 선택하였다. RF 스퍼터로 In2IO3(90%)와 SnO2(10%)로 조성되어 있고 밀도가 95%인 ITO 원

재료를 작업 압력 5 mTorr, 산소 분압 2%, 증착 출력 100 W 분압의 총 유량 17.5 (Ar:O2) SCCM (Standard Cubic Centimeters per Minute)의 조건에서 증착한 데이터를 기반으로 신경망 모듈을 훈련하였다. 훈련용 데이터들은 시뮬레이션 관리자 안에 저장되어 있으며, 훈련 모듈은 반도체 기판이 플라즈마에 노출된 시간을 출력 공정 변수로 설정하였으며, 증착된 ITO 박막의 두께를 신경망의 입력 값으로 사용하였다. 훈련이 끝난 이후 소자의 특성 값인 ITO 박막의 두께를 공정의 목표 값으로 신경망모듈에 입력하여 얻은 플라즈마 노출 시간을 실제 데이터와 비교하였다. Fig. 6에 ITO 박막의 두께와 공정 변수로서의 플라즈마 노출 시간의 관계를 표시하였다. 훈련에 사용한 데이터와 신경망 모듈이 추측한 결과들은 모두 동일 추세선에 걸쳐 있음을 확인하였다.

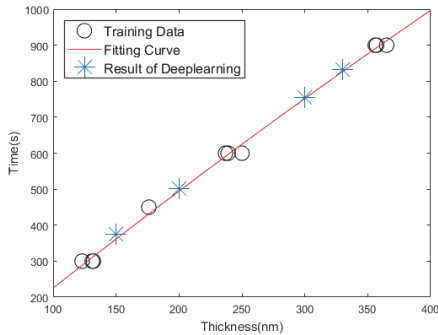


Fig. 6. The process time versus thickness of Indium Tin Oxide thin film obtained from process and the artificial neural network.

비선형적인 공정 특성을 보이는 장비에 대한 공정 변수 최적화 기능을 테스트하기 위하여 노광 공정에 사용되는 감광제를 도포하는 장비인 스핀 코터(spin coater)를 선택하였다. 스핀 코터는 점도가 높은 액체인 감광제가 올라간 웨이퍼를 회전시키는 장비로서, 회전 속도에 따라 도포되는 감광막의 두께가 비선형적으로 줄어들게 된다. 스핀 코터의 회전 속도를 주요한 공정 변수로 정하고 도포된 감광막의 두께를 입력 값으로 사용하여 신경망 모듈을 훈련하였다. 훈련이 끝난 이후 신경망 모듈이 계산한 감광막의 두께와 실제 값을 비교한 결과는 Fig. 7에 표시하였다. 훈련에 사용한 데이터와 신경망 모듈이 추측한 결과는 모두 비선형적인 추세선에 걸쳐 있음을 확인하였다. 따라서 본 논문에서 구현한 신경망 모듈은 선형 공정 변수와 비선형 공정 변수를 추측하는데 사용될 수 있음을 확인하였다.

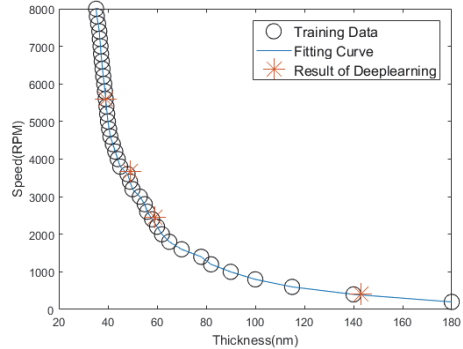


Fig. 7. The process speed versus thickness of photoresist thin film obtained from process and the artificial neural network.

3.2 원격 조작 모듈 테스트

본 연구에서 제안하는 원격 조작 모듈을 오실로스코프에 부착한 모습은 Fig. 8에 나타내었다. 스마트폰 어플리케이션을 이용하여 원격으로 공정 순서를 설정할 수 있고, 오실로스코프의 입력 버튼들을 제어할 수 있었다. 하지만, 테스트 중 시뮬레이션 관리자와 원격 조작 모듈 간의 통신 시 타 트래픽으로 인하여 지연이 발생할 수 있음을 확인하였다. 이는 본 연구에 사용한 무선 통신 프로토콜인 Wi-Fi 방식이 개별 장비의 통신 시간을 보장해주는 방식이 아니기 때문에 발생하는 현상이지만, 통신 장비의 개수를 제한하거나 네트워크들을 구역별로 분리하면 지연 시간을 감소시킬 수 있다. 또한 공정 제어용 트래픽 이외의 통신을 제한 또는 분리하여 실시간 응답을 보장할 수 있다.

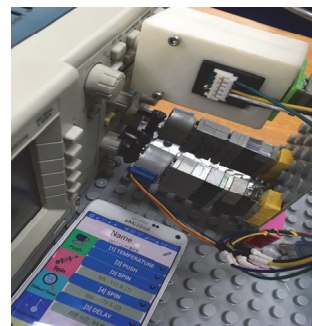


Fig. 8. The proposed manipulators installed on top of oscilloscope's button and knobs.

4. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 최적의 반도체 공정 변수를 효율적으로

찾고 공정을 자동화하기 위한 시뮬레이터를 제안한다. 이 시뮬레이터에서는 딥러닝 기반의 인공지능을 활용하여 반도체 재료나 소자, 공정 장비 등의 변화로 인해 연구자가 공정 변수들을 재조정해야 하는 절차를 대체한다. 이 방식으로 얻어진 공정 변수들을 사용하여 공정 장비들을 조작하여 연구자의 개입 없이 목표 특성치를 갖는 소자들을 생산할 수 있게 된다. 제안하는 기능들의 범용성을 높이기 위하여 사물인터넷 기술을 적용한 센서와 제어 모듈들을 디자인하였으며, 원격 통신이 불가능한 기존의 공정 장비들의 입력 장치 위에 장착할 수 있도록 시작품을 제작하여 테스트하였다.

제안하는 시뮬레이터는 기존의 공정 장비들을 온라인으로 제어하고 최적의 공정 변수들을 효율적으로 찾을 수 있기 때문에 노동 집약적인 공정 재조정 시간을 단축하고 신제품 개발에 필요한 시간과 비용을 줄일 수 있을 것으로 기대된다. 또한 제안하는 시뮬레이터의 자동화 기능은 운영자의 피로에 따른 실수 등 장비 운영 시 발생할 수 있는 각종 오류에 대한 방지책이 될 수 있을 것으로 기대된다.

References

1. Park, S.H., Seo, S.H., Kim, J.H. and Kim S.S., "Neural network simulator for semiconductor manufacturing ; Case study - photolithography process overlay parameters," Journal of the Korea Society for Simulation, Vol. 14, No. 4, pp. 55-68, 2005.
2. Resta, G.V., Agarwal, T., Lin, D., Radu, I.P., Catthoor, F., Gaillardon, E. and Micheli, G.D., Scaling trends and performance evaluation of 2-dimensional polaritycontrollable FETs, Scientific Reports, 7, No. 45556, 2017.
3. Nikonov, D.E. and Young, I.A., "Overview of Beyond-CMOS Devices and a Uniform Methodology for Their Benchmarking" Proceedings of the IEEE, Vol. 101, No. 12, pp. 2498-2533, 2013.
4. Ferrari, A.C., Bonaccorso, F., Fal'ko, V., Novoselov, K.S., Roche, S., Bøggild, P., Borini, S., Koppens, F.H.L., Palermo, V., Pugno, N., Garrido, J.A., Sordan, R., Bianco, A., Ballerini, L., Prato, M., Lidorikis, E., Kivioja, J., Marinelli, C., Ryhanen, T., Morpurgo, A., Coleman, J.N., Nicolosi, V., Colombo, L., Fert,

- A., Garcia-Hernandez, M., Bachtold, A., Schneider, G.F., Guinea, F., Dekker, C., Barbone, M., Sun, Z., Galiotis, C., Grigorenko, A.N., Konstantatos, G., Kis, A., Katsnelson, M., Vandersypen, L., Loiseau, A., Morandi, V., Neumaier, D., Treossi, E., Pellegrini, V., Polini, M., Tredicucci, A., Williams, G.M., Hong, B.H., Ahn, J.H., Kim, J.M., Zirath, H., Van Wees, B.J., van der Zant, H., Occhipinti, L., Matteo, A.D., Kinloch, I.A., Seyller, T., Quesnel, E., Feng, X., Teo, K., Rupesinghe, N., Hakonen, P., Neil, S.R.T., Tannock, Q., Lofwanderag, T. and Kinaretba, J., "Science and technology roadmap for graphene, related two-dimensional crystals, and hybrid systems," Nanoscale, Vol. 7, pp. 4598-4810, 2015.
5. Lee, G.C. and Choi, S.H., "A Simulation Study on Capacity Planning in Hybrid Flowshops for Maximizing Throughput Under a Budget Constraint," Journal of the Korea Society for Simulation, Vol. 20, No. 3, pp. 1-10, 2012.
6. Li, Y., Yu, S.M. and Chen, C.K., "A Coupled Simulation and Optimization Approach to Nanodevice Fabrication with Minimization of Electrical Characteristics Fluctuation," IEEE Conference on Nanotechnology, Vol. 6, pp. 12-15, 2006.
7. Kang, S.C., Hwang, J.B., Kim, J.Y. and Kim, S.S., "A Simulation study of EWMA control using dynamic control parameter," Journal of the Korea Society for Simulation, Vol. 16, No. 2, pp. 37-44, 2007.
8. Agrawal, G.K., Loh, S.Y. and Shebi, A.B., "Advanced Process Control (APC) and Real Time Dispatch (RTD) system integration for etch depth control process in 300mm Fab," Proc. of Advanced Semiconductor Manufacturing Conference, Saratoga Springs, pp. 390-394, 2015.
9. Smith, T., Boning, D., Stefani, J. and Bulter, S., "Run by Run Advanced Process Control of Metal Sputter Deposition," IEEE Trans. Semiconductor Manufacturing, Vol. 11, pp. 276-284, 1998.
10. Moyne, J. and Iskandar, J., "Big Data Analytics for Smart Manufacturing: Case Studies in Semiconductor Manufacturing," Processes, Vol. 5, No. 3, p. 39, 2017.

11. Lee, Y.H., Cho, H.M., Park, J.K. and Lee, B.K., "Scheduling Simulator for Semiconductor Fabrication Line," IE interfaces, Vol. 12, No. 3, pp. 437-447, 1999.
12. Hagan, M.T., Demuth, H.B. and Beale, M., Neural Network Design, 2nd Edition, PWS Publishing Co., pp. 2-7, 1996.
13. Plummer, J.D., Deal, M.D. and Griffin, P.B., Silicon VLSI Technology, 1st Edition, Prentice Hall, 2000.



당 현 식 (manfreedom@hanmail.net)

2012~ 현재 서울과학기술대학교 전자IT미디어공학과 학사과정

관심분야 : 반도체 소자 공학, 스핀트로닉스



조 동 희 (2404j@naver.com)

2012~ 현재 서울과학기술대학교 전자IT미디어공학과 학사과정

관심분야 : 컴퓨터사이언스, 데이터베이스



김 종 서 (mlg6060@hanmail.net)

2012~ 현재 서울과학기술대학교 전자IT미디어공학과 학사과정

관심분야 : 제어시스템



정 태 호 (tacho.jung@seoultech.ac.kr)

1998 고려대학교 전자공학과 학사

2000 고려대학교 전자공학과 석사

2006 Univ. of Texas at Austin 전기공학과 박사

2007~ 현재 서울과학기술대학교 전자IT미디어공학과 교수

관심분야 : 컴퓨터시뮬레이션, 반도체, 디스플레이