고속 애벌랜치 포토다이오드 제작을 위한 확산 공정의 신경망 모델링

Diffusion Process Modeling for High-speed Avalanche Photodiodes using Neural Networks

고영돈*, 정지훈*, 윤일구*.
Young-Don Ko*, Jihoun Jung*, Yong Hwan Kwon**, Kyung Sook Hyun***, Ilgu Yun*

Abstract

This paper presents the modeling methodology of Zinc diffusion process applied for high-speed avalanche photodiode fabrication using neural networks. Three process factors (sealing pressure, amount of Zn_3P_2 source per volume, and doping concentration of diffused layer) are examined by means of D-optimal design experiment. Then, diffusion rate and doping concentration of Zinc in diffused layer are characterized by a static response model generated by training feed-forward error back-propagation neural networks. It is observed that the process models developed here exhibit good agreement with experimental results.

Key Words : modeling; diffusion process; neural networks; avalanche photodiode

1. 소개

확산공정은 애벌랜치 포토다이오드와 같은 InP를 기반으로한 광수신소자의 제작에 널리 사용된다. 광수신소자의 수신모듈에 지원해주는 전위의 하나인 가드링 구조를 가진 평판형 InP/InGaAs 애벌랜치 포토다이오드(APD)는 1.55㎛ 파장의 고속 광통신 시스템에 응용되어지고 있다[1]. 애벌랜치 포토다이오드의 p-n 접합 구조를 따르기 위해서는 고농도로 도핑된 p-region과 abrupt junction의 형태를 만들 수 있는 확산공정기술이 필요하다. 가장 공통된 p-type diffusants인 Zn와 Cd는 Ⅲ-Ⅴ족 화합물 반도체에서 중요하다.

Zn 는 Cd보다 빠른 전기적 특성을 지니고 있다. InP의 확산 도펀트로서 Zn의 사용과 연관된 가장 큰 문제중의 하나는 확산 상태 분포의 중요한 요소일 수 있는 경계항복점에서의 접합곡률에 의해서 결정되어진다.

따라서, 고속 애벌랜치 포토 다이오드 제작에 응용되는 확산공정모델링은 공정 수율의 향상과 비용 감소에 중요하다. 기존의 방법론은 단지 확산공정특성에 관한 정보에 국한되어서 제공되어졌다. 특별히 공정 조건들 사이의 상호 작용에 의해서 의미있는 영향력이 주어졌을 때, 이러한 것들이 공정최적화에 없어서는 안될 중요한 데이터임에 틀림없다.

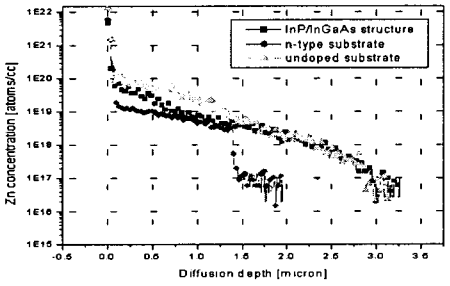
반도체 제작에서 통계적 실험계획법의 사용은 반응 플라즈마 식각과 plasma-enhanced chemical vapor deposition과 같은 공정 모델링에서 큰 이득을 주었었다[2][3].

* 연세대학교 전기전자공학과
(서울 서대문구 신촌동 134번지,
Fax:02-362-6444 E-mail: ksimpson@yonsei.ac.kr)

본 논문은 고속 광수신 소자제작에 응용되어지는 Zn 확산 공정에서 공정 변수들의 영향력을 특징짓기 위해서 신경망 모델링 방법론을 기술하였다.

2. 테스트 구조 설명

확산공정모델링을 위하여 3가지 시험구조가 사용되었다. 각각의 시험 구조는 Zn 확산 공정에 의해서 3.5㎛ 두께를 가진 undoped multiplication region의 도핑 농도가 5.0×10^{16}인 기판과 1×10^{18}의 도핑 농도를 가진 S-doped n-type InP 기판, 1×10^{15}의 doped n-type InP 기판이 사용되었다.
확산공정에 앞서, 이 테스트 구조들은 표면 손실을 제거하기 위해서 세척하고 얇게 식각 되었다.
본 연구에서 행해진 3가지 테스트 구조의 SIMS 테이터의 예는 그림.1에 나타나있다.



[그림.1] 3가지 테스트 구조의 SIMS 정보

확산공정을 모델링하기 위해서 Zn 확산률과 Zn 도핑 이 두 가지 특성이 추정되었다. Zn 확산은 Zn 도펀트 농도가 1×10^{17}atoms/cc 일 때 분당 깊이로서 정의되고 Zn 도핑은 확산과 연관이 없는 것을 나타내는 peak value를 가진 확산층의 표면에 Zn 도핑이 후 확산 깊이가 0.2㎛에 해당하는 도펀트 농도로서 정의된다.

3. 실험 계획 및 모델링

3.1 환경설정과 측정

Zn 확산공정은 변화하는 공정조건을 가진 N_2 가스의 흐름안에 495℃ 의 온도를 유지시킨 확산 노를 사용한 밀봉 앰플 기술(sealed ampoule technique)을 수행하였다. 석영관안의 앰플은 선행가열지역에 실리고 확산전에 10분정도 대기한다. 정해진 시간만큼 확산공정이 수행된 후에 앰플은 확산 노밖으로 꺼내어지고, 앰플을 물 안에 넣어서 급속 냉각한다. Zn 확산 상태 분포는 SIMS를 통해서 측정하였다.

3.2 실험계획법

확산 공정의 특징에 따르면 관심있는 입력 변수로서 고려되어지는 공정변수의 변이는 표.1에 요약되어 있다.

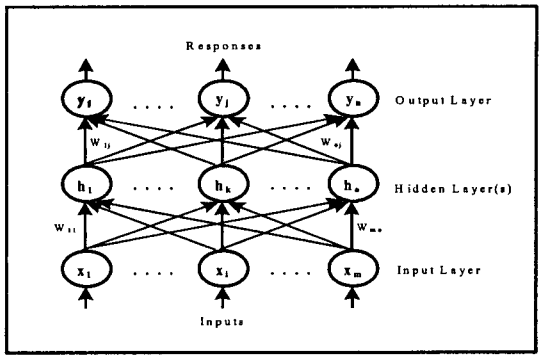
[표.1] 확산공정 입력 변수 및 범위

Factor	Symbol	Unit	Range
Doping in diffused layer	D	cm^{-3}	10^{15}-10^{18}
Ampoule pressure	P	Torr	3×10^{-1}-3×10^{-5}
Zn3p2 source per volume	S	mg/cc	5.7-9.1

확산된 InP 층의 도핑 농도는 반응된 확산공정 속도를 조사하기 위해서 선택되어졌고 밀봉 압력과 단위 부피당 Zn_3P_2 소스의 양은 확산공정을 조정하기 위해서 선택되어졌다. 확산공정상에서 SIMS 측정은 비용과 어려움 때문에 이들 요소는 시행횟수 12번의 D-optimal 실험계획법에 의해서 요인들이 추출되었고 실험의 순서는 무작위로 하였다.

3.3 모델링 계획

최근에 신경망은 반도체공정모델링의 도구로서 사용되었다. 이 방법론은 연계된 변수들의 그룹 사이의 복합적인 연결 학습 능력을 가지고 있다. 이 연구에서는 그림.4와 같은 전형적인 전방향 신경망(feed-forward neural network)을 이용하였고 error 역전파 알고리즘을 이용하여 모형을 training하였다. 본 알고리즘은 입력과 출력 요소의 noisy sets 사이에서 임의의 비선형 mapping 들 안에서 매우 효과적임을 보여준다. 역전파 신경망은 입력 파라매터들과 대응되는 반응들 사이의 연결에 따른 수신, 과정, 전송 임계 정보들의 많은 뉴런 레이어로 구성되어 있다.(그림.2)



[그림.2] 전방향 신경망

각각의 뉴런은 a nonlinear sigmoidal trasfer function에 의해서 나온 입력변수들의 가중치의 합으로 구성되어 있다. 망 외부와 서로 작용을 미치지 않는 뉴런들의 은닉층들로 결합되어 있다. 그러나 입력과 출력층에 의해서 제공되어지는 정보상에서 분류와 특성 추출 업무를 수행하는데 도움을 준다. 두 개의 역전파 신경망들은 확산률과 Zn 도핑을 예측하기 위해서 학습되어졌다.

3.4 모델링 결과 및 토의

신경망 공정모델이 구성되기전에, 특성인자의 다양한 공정조건들을 비교하기 위한 예비검증은 분산분석을 통하여 조사되었다. 실험 데이터는 실험계획법 상용 소프트웨어 패키지인 RS/Discover를 사용하여 분석되었다. 이같은 방법을 통하여 다른 공정 환경들이 확산공정의 특성인자에 매우 중요한 요소라는 것이 확인되었다. ANOVA를 통하여 각각 입력변수들의 통계적 중요성은 변수들이 특성인자의 변이에 어느 정도 기여한다는 것을 보여준다. 만약 통계적 유의수준의 값이 5%보다 적으면 특성인자의 변이에 기여하는 입력 변수들은 95%신뢰구간에서 의미있는 것으로 고려되어진다. 표.2는 특성인자에서 각각의 입력요소들의 유의도를 보여준다.

[표.2] D-optimal 실험 결과

Factor	Statistical Significance	
	Diffusion Rate(DR)	Zn Doping(ZD)
D	0.0088	0.0001
P	0.0665	0.6480
S	0.2603	0.0191

본 결과들을 통하여 확산률 변이는 확산층 도핑과 봉인된 압력에 의해서 주된 영향을 미친다는 것을 나타낸다. 덧붙여 말하면 Zn 도핑 농도는 확산층 도핑과 단위 부피당 Zn_3P_2 의 양에 의해서 의미있는 영향을 준다. 단위 부피당 일정량의 Zn_3P_2 는 확산률 변화에 의미있는 영향력을 주지 않는다. 확산공정 모델에 따르면 데이터들은 두 개의 분리된 역전파 신경망 학습에 사용된 D-optimal 실험으로부터 지정되었다. 두 망의 출력은 1) 확산률, 2) Zn 도핑 농도이다. 3계층 역전파 신경망은 각각의 반응 모델에 사용되어진다. 각각의 모델에서 뉴런들의 입력층은 3개의 공정변수와 연관이 되고, 출력층은 반응된 모델과 연관이 있다. 이 두 모델의 검증결과를 표.3에 요약하였다.

[표.3] 신경망 구조 및 모델의 예측 에러

	Diffusion_rate [nm/min]	Zn_doping [atoms/cc]
NNet structure	3-4-1	3-4-1
NNet Training RMSE	7.67	4.89
NNet Prediction RMSE	7.15	5.25
RMSE for Regression Models	14.4	9.2
% Improvement	50.3	42.9

이 표에서 망 구조의 "i-h-o"표기는 각각 입력 뉴런의 수, 은닉층, 그리고 출력 뉴런을 나타낸다. 각각의 망은 0.01의 비율과 0.05의 적률계수로 학습되었다. 모델의 정당성을 확인한기 위해서 이들 망들은 12번의 실험시행 횟수로 학습되었다. 덧붙여진 4번의 시도는 신경망 테스트용으로 사용되었다. 5%의 rms training error 가 획득되었을 때 망 학습은 완결되었다. 표.3은 두 신경망 모델과 회귀모델 각각의 rms 예측에러를 비교하였다.

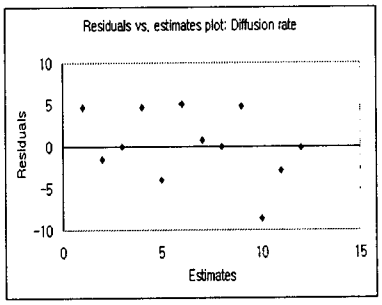
선형모델은 다음과 같다. ;

$$y = a_0 + a_1 u_1 + a_2 u_2 + a_3 u_3 + a_4 u_1 u_2 + a_5 u_1 u_3 + a_6 u_2 u_3 + \varepsilon \qquad (1)$$

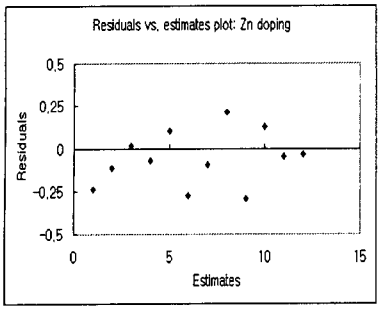
여기서 μ_i 는 D-optimal experiment에서 변동된 3개의 공정변수이며 a_i 는 최소자승추정법을 사용하여 추정된 회귀계수이다. ε 는 모델에러이다.

이들 결과로부터 , 신경망 모델이 이들 반응들에는 정확하다는 것이 증명이 되고 이 모형이 회귀를 기본으로한 모델보다 더 향상되었다.

이 모델들 안에 구조적 결함이 있는지 없는지를 규명하기 위해서 분석을 하였으며 그림.3-4에 확산률과 Zn 도핑에서의 잔차 대 추정의 예를 나타내었다. 이 각각의 경우 잔차들은 랜덤하게 분포되었음을 나타내고, 완전한 모형을 고려하는데 대해서 어떤것도 야기시키지 않는다는 것을 나타내었다.



[그림.3] 확산률의 잔차 대 추정도

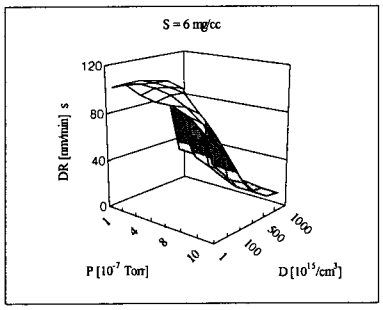


(a) (b)

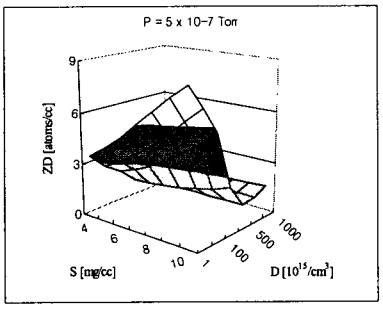
[그림.4] Zn 도핑의 잔차 대 추정도

신경망 모델링의 결과를 토대로한 확산률과 Zn 도핑에서 공정파라매터의 효과는 물리적으로 규명되어질 수 있다.

그림.5는 단위부피당 Zn_3P_2 소스의 양이 6mg/cc로 정해졌을 때 확산률 대 확산층 도핑과 밀봉 압력의 3차원 곡선 그림을 보여준다. 확산층 도핑이 줄어들고 봉인 압력이 줄어들면 확산 공정동안 확산층을 스며 들어갈 수 있는 캐리어들의 에너지가 증가하여 활성화됨으로서 확산률이 증가한다는 사실을 명백히 보여준다.



[그림.5] 도핑 및 압력에 대한 확산률 신경망 모델 등고선도



[그림.6] 도핑 및 Zn_3P_2 양에 대한 Zn 도핑 신경망 모델 등고선도

그림.6은 밀봉 압력이 5×10^{-7}Torr로 정해졌을 때 단위 부피당 Zn_3P_2 의 양이 증가하므로서 기판 표면의 도펀트들이 활성화 되어 표면의 Zn 농도가 증가한다. 앰플안의 단위부피당 Zn_3P_2 소스가 포화될때까지 증가할 수 있다. 이 결과들은 실험 결과들과 잘 일치함을 알 수 있다.

4. 결론

확산공정의 모델링 기술을 통계적 실험계획법과 신경망을 사용하여 나타내었다. 공정에 반응하는 공정변수들과 연계되어 있는 신경망 모델이 묘사되었다. 이와 같이 정확하고 높은 예측을 가진 확산 공정의 복합적인 공정 메카니즘을 모델링 하기 위해서 신경망 모델링 학습이 되어졌다. 이 모델들은 모델링 결과와 실험 데이터에 의해서 신뢰성이 입증되었다. 이 신경망 모델은 InP를 기반으로한 구조의 Zn 확산 공정에서의 포괄적인 특징을 나타내었다. 이것은 결국에는 고속광수신소자 제작에 높은 생산량을 증대시킬 뿐만 아니라 직접회로와 연계되어지는 공정분야에 도움을 줄 것이다. 이와 같이, 본 신경망 모델링 방법론은 작은 공정변이들이 소자 특성에 크게 영향을 미치는 지의 여부와 공정상에서의 생산수율과 향상된 소자 제작능력을 제공할 수 있다.

감사의 글

본 연구는 2000년도 연세대학교 교내연구비 지원에 의하여 수행되었습니다.

참고 문헌

[1] Liu Y., Forrest S. R., Hladky J., Lange M. J., Orsen G. H., Ackley D. E."A planar InP/InGaAs avalanche photodiode with floating guard ring and double diffused junction.",J. lightwave tech 1992, 10 (2), 182-193.

[2] Hollenhorst J. N.,"High frequency performance of planar InGaAs/InP APDs.", Proc. SPIE 1990, 995, 53-60.

[3] Swaminathan V., Reynolds C. L. Jr., Geva M., "Zn diffusion behavior in InGaAsP/InP capped mesa buried heterostructures.", Appl. Phys. Lett 1995,66 (20), 2685-2687.