

## 교차 검증에 의해 구현된 생성 딥 네트워크 구조의 설계

정재원\*, 오성권\*\*

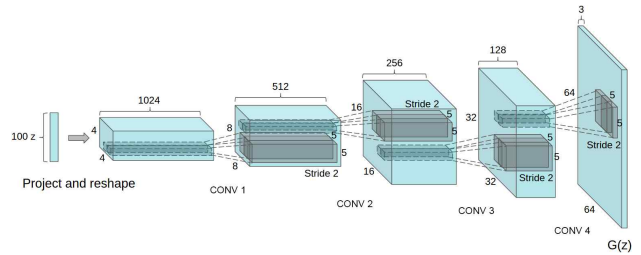
수원대학교 전기전자공학부\*

### Design of Generative Deep Networks Structure Realized with the Aid of Cross Validation Technique

Jae-Won Jeong\*, Sung-Kwon Oh\*\*

School of Electrical and Electronic Engineering, The University of Suwon

**Abstract** - 본 논문에서는 교차 검증을 이용한 생성모델의 설계 및 응용에 대해 연구하였다. 기존의 생성 모델을 통한 데이터 생성 시 생성된 데이터가 원본 데이터의 특성을 얼마만큼 유지하고 있는지 알 수 없기 때문에 교차 검증을 이용하여 원본 데이터의 특성을 유지하고 있는지 확인해보고자 하였다. 생성모델의 입력 데이터로는 부분방전 패턴을 사용하였다. 원본 데이터와 교차검증을 이용해 생성된 데이터끼리 분류율을 비교하여 개선 여부를 확인한다.



〈그림 1〉 일반적인 DCGAN의 구조

## 1. 서 론

과거부터 현재까지 우리나라의 전력수요량이 계속 상승함에 따라 전력 설비용량 역시 상승중이다. 전력 설비에 사고가 발생하게 되면 전력 공급에 큰 문제가 생길 수 있다. 전력 사고를 미연에 방지하기 위하여 부분방전 진단 시스템의 도입이 고려되었으며 가스 절연 개폐기를 사용한 전력설비를 안정적으로 관리하기 위해 극초단파 센서를 이용한 부분 방전 측정 및 위치 파악 기술을 사용한다. 본 논문에서는 부분방전 데이터를 사용한다. 사용된 데이터의 양이 적어 분류기의 성능이 낮다고 판단하여 분류기의 성능을 높이기 위해 학습 데이터를 증량하여 사용한다. 이 때 증량된 데이터를 다른 증량된 데이터와 교차 검증하여 두 데이터 모두에서 등장하는 동일한 패턴을 가진 신뢰성 있는 데이터를 사용하고자 한다. 증량은 심층 합성곱 생성적 적대 신경망 알고리즘을 이용한다. 본 연구를 통해 분류기의 분류 성능이 개선된다면 데이터 증량을 통해 생성된 새로운 데이터가 교차 검증을 하지 않았을 때 보다 더 원본 데이터의 특징을 많이 가지고 있다고 사료되며 이는 데이터 생성 시 특정한 패턴만 생성되는 문제를 어느 정도 해결했다고 볼 수 있다.

## 2. 본 론

### 2.1 DCGAN과 CNN

본 논문에서 사용한 생성 네트워크는 심층 합성곱 생성적 적대 신경망[1](Deep Convolution Generative Adversarial Network, DCGAN)을 사용하였으며 생성된 이미지를 분류하기 위하여 합성곱 신경망[2](Convolution Neural Network, CNN)을 사용하였다. 생성된 데이터는 DCGAN의 판별자 파라미터를 이용해 검증하였다. 사용된 데이터가 2차원이미지 데이터이기 때문에 이미지 데이터 분류에 뛰어난 성능을 보이는 CNN을 분류기로 사용하였다.

#### 2.1.1 DCGAN

DCGAN은 기존 GAN의 단점을 개선한 알고리즘이다. 기존의 GAN은 일반적인 신경회로망을 사용하는 구조이기에 학습이 어려우며 생성자가 판별자를 속이기 쉬운 제한된 이미지만 생성하는 문제점이 있었다. 이러한 문제점을 해결하고자 생성자와 판별자의 신경망 구조를 CNN구조로 변화시킨 방법을 사용하였다. 다음의 그림 1과 식 (1)은 DCGAN의 Generator의 구조와 GAN의 목적함수 식이다.

$$V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

#### 2.1.2 CNN

CNN은 1998년 안 르쿤이 초기 버전을 제안한 알고리즘이다. 이미지 인식률에 있어 높은 성능을 보이는 알고리즘이며 일반적으로 Input layer, Convolution layer, Pooling layer, Fully Connected layer, 그리고 Output layer로 구성된다. Convolution layer에선 특징 추출과 차원 축소 과정이 이루어지며 특징 맵이 축적된다. Pooling layer에선 특징 맵의 크기를 반으로 줄이는 과정을 진행하며 Pooling을 진행하는 과정에서 영역 내의 최댓값을 추출하는 Max Pooling과 평균값을 추출하는 Average Pooling 두 가지 방식이 존재한다. 두 방식 모두 특징 맵의 크기를 반으로 줄여주는 역할을 한다.

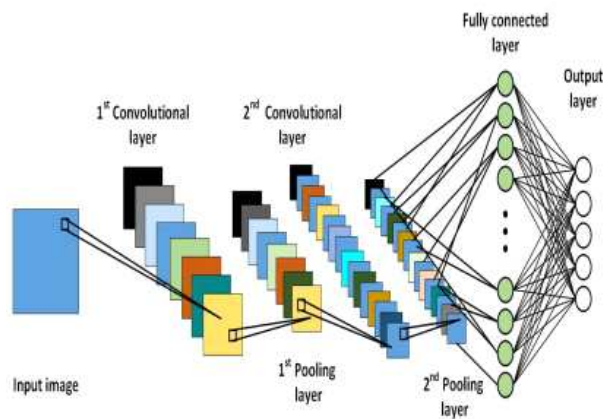


그림 2 일반적인 CNN의 구조

#### 2.2. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 실험에서 사용된 부분방전 데이터 패턴은 정상 상태와 자유도체 방전 두 가지이다. 기존의 실험에서 정상 상태와 자유도체 방전을 제외한 나머지 상태는 각 데이터 패턴 별 특징이 뛰어나 분류가 잘 되었기 때문에 분류가 잘 되지 않았던 두 가지

패턴만 사용하였다. 정상 상태는 200개, 자유도체 방전은 150개의 데이터를 가지고 증량을 실시하였다. 증량된 데이터는 정상 상태 200개 자유도체 방전 150개로 두 가지 패턴 모두 데이터의 양이 2배로 늘어났다. 실험에 사용된 DCGAN과 CNN 분류기의 파라미터는 다음과 같다.

**<표 1> DCGAN의 파라미터**

Parameters		Value	
Generator	Size of input	[1 * 200]	
	Size of filter	[5 * 5]	
	Activation function	TCL	ReLU
		OL	tanh
Size of Output		[600 * 128]	
Discriminator	Size of input	[600 * 128]	
	Size of filter	[5 * 5]	
	Activation function	CL	Leaky ReLU
		OL	Sigmoid
Size of Output		[1 * 1]	
Size of Batch		10	
Epoch		3000	
Learning rate		0.002	

TCL : Transposed Convolution Layer, OL : output Layer, CL : Convolution Layer

**<표 2> CNN패턴 분류기의 파라미터**

Parameters		Value
size of Filter	C1, C2	[5 * 5]
	P1, P2	[2 * 2]
Number of Filter	C1	24
	C2	12
	P1,P2	1
Method of Pooling		Max Pooling
Stride	C1, C2	1
	P1, P2	2
Padding		Not used
Size of batch		10
Learning rate		0.001
Epoch		50
Activation function		ReLU
Optimizer		Adam

C1 : 1<sup>st</sup> convolution layer, C2 : 2<sup>nd</sup> convolution layer  
P1 : 1<sup>st</sup> pooling layer, P2 : 2<sup>nd</sup> pooling layer

**<표 3> 분류 결과**

데이터 패턴		분류율
기존 데이터로만 학습	정상상태	52.8
	자유도체	46.7
증량된 데이터를 학습에 추가	정상상태	70.8
	자유도체	68.1

기존의 데이터만 사용하여 분류한 결과 분류 정확도는 52.8%와 46.7%로 각 패턴끼리 서로 오분류한 경우가 많았다. 정상상태는 123개의 패턴 중 65개만을 정상상태라고 분류하였으며 자유도체 방전은 90개의 패턴 중 42개만을 자유도체 방전이라고 분류하여 상당히 낮은 분류율을 볼 수 있었다. 증량된 데이터를 학습에 추가 한 결과 정상상태 패턴 154개 중 109개를 정상상태라고 분류하였으며 자유도체 패턴은 116개의 패턴 중 79개를 자유도체 패턴이라고 분류하였다. 분류율은 각각 70.8%와 68.1%로 기존의 데이터만 가지고 학습하였을 때 보다 상당히 개선됨을 확인할 수 있다.

### 3. 결 론

본 논문에서는 DCGAN을 사용하여 부분방전 데이터를 생성하고, 생성된 데이터들 끼리 비교하여 유사한 패턴을 가지고 있는 데이터만을 최종 생성된 데이터로 사용하였다. 부분방전 패턴 분류기로는 CNN 패턴 분류기를 사용하였다. 생성된 데이터는 정상상태 패턴과 자유도체방전 패턴 2가지 패턴을 생성하였다. 두 가지 패턴만 생성한 경우 상당히 높은 분류율의 상승을 볼 수 있었다. 향후 연구 계획으로는 나머지 부분 방전 패턴들에 대해서도 데이터를 증량하여 CNN 패턴분류기로 분류를 진행하여 교차 검증 방식의 신뢰성을 다시 한번 검증하고자 한다. 력하세요.

#### 감사의 글

본 연구는 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2021R1F1A1056102)

#### [참 고 문 헌]

- [1] Radford, Alec, Luke Metz, and Soumith Chintala. "Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks." arXiv preprint arXiv:1511.06434 (2015).
- [2] LeCun, Yann, et al. "Backpropagation applied to handwritten zip code recognition." Neural computation 1.4 (1989): 541-551.