

직류전동기의 새로운 파라미터 추정기법에 관한 연구

김종수† · 김성환*

(원고접수일 : 2007년 3월 26일, 심사완료일 : 2007년 4월 30일)

A Study on the New Parameter Estimation Technique of Direct Current Motor

Jong-Su Kim† · Sung-Hwan Kim*

Abstract : The speed and torque control performance of the DC motor used in the industrial field is affected by the change of parameters.

In particular, the change of armature resistance can be greatly originated from various load conditions. Accordingly, a large number of studies to estimate those problems in the servo motor control field have already been under way.

In this paper, the armature resistance on the DC motor under several load and speed conditions is estimated by the Artificial Neural Network(ANN), and the validity is proven by the speed estimation of sensorless speed control system.

Key words : Servo Motor(서보 모터), Armature Resistance(전기자 저항) Artificial Neural Network(ANN:신경회로망)

기호설명

i_a : 전기자 전류, ϕ : 공극자속
 P : 극수, z : 전도체수
 k_1 : 토크 상수, n : 회전자속도
 k_2 : 역기전력 상수, u_a : 전기자 전압
 R_a : 전기자 저항, L_{af} : 상호 인덕턴스
 L_{aa} : 전기자 인덕턴스, L_{ff} : 계자 인덕턴스
 a : 내부 병렬 회로수, T_e : 토크
 T_L : 부하, B : 마찰계수

ω_r : 회전자 각속도, J : 관성모멘트
 i : 입력층 노드수, j : 은닉층 노드수
 k : 출력층 노드수, X_i : 입력성분
 F_j : 은닉층 활성화함수, B_j : 은닉층 바이어스
 B_k : 출력층 바이어스
 w_{ij} : 입력층과 은닉층 사이의 연결강도
 w_{jk} : 은닉층과 출력층 사이의 연결강도
 net : 연결가중치에 대한 입력의 가중치 합
 y : 신경회로망 출력 ($= f(net + b)$)
 $f(net)$: 활성화함수

† 교신저자(한국해양대학교 선박전자기계공학부), E-mail:jongskim@hhu.ac.kr, Tel:051)410-4831

* 한국해양대학교 선박전자기계공학부

b : 처리기의 고유바이어스

y_i, y_j, y_k : 입력층, 은닉층, 출력층의 뉴런

I. 서 론

직류전동기는 토크가 단순한 수식으로 주어지기 때문에 서보 시스템의 설계가 계통적이면서 간단해진다. 또한, 회전자의 구조가 견고하며 관성을 작게 할 수 있으므로 응답성이 높아서 큰 각가속도를 얻을 수 있다.

빈번하게 변화하는 위치나 속도의 명령에 대해서 충실하게 추종할 수 있도록 큰 순시 토크를 얻을 수 있는 장점도 가지고 있다.

하지만 직류전동기가 가지는 문제점에는 정류자와 브러쉬를 갖는 구조적인 단점 이외에 권선에 발생하는 열이다. 주요 원인은 부하인가시 전기자 전류의 증가에 따른 줄열과 정류자편과 브러쉬의 마찰에 의해 열이 발생되기 때문이다. 그로 인해 권선의 저항값이 변하게 된다. 직류전동기는 교류전동기에 비해 구조 및 시스템의 특성상 전기자 저항값의 변화에 대한 영향이 크므로 속도센서를 사용하지 않는 센서리스 제어방식에서 정확한 속도 및 토크제어가 어려워진다^{(1),(7)}. 본 연구에서는 위에서 언급한 직류전동기의 센서리스 속도제어의 어려움을 극복하고자 전기자 저항값 추정에 신경회로망을 이용한 방식을 사용하였다⁽²⁾⁻⁽⁷⁾.

본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 직류전동기의 저항값을 추정하고 속도응답 특성을 통해 유효성을 평가하였다⁽⁷⁾.

신경회로망은 인간의 두뇌 구조를 모방한 것이기 때문에 방대하고 복잡한 비선형 시스템을 규명할 수 있는 능력이 있다⁽²⁾⁻⁽⁶⁾. 신경회로망 학습을 위한 입·출력데이터로 직류전동기의 전기자 저항값의 변화에 영향을 주는 성분들을 사용하였다.

부하인가시 그 값이 증가하는 단자전압, 전기자 전류값과 냉각팬에 의해 전기자 저항값을 감소시키는 회전자 속도 및 전기자 저항의 지연값을 사용하였으며 학습 완료 후 얻은 최적의 연결강도를 이용하여 전기자 저항값을 추정한다.

II. 직류전동기의 수학적 모델링

직류전동기의 회전력은 자속과 전기자 전류의 곱에 비례하므로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$T = k_1 \Phi i_a \tag{1}$$

$$k_1 = \frac{z}{2\pi a} P \tag{2}$$

또한, 전동기의 역기전력은 다음과 같다.

$$u_b = k_2 \Phi n \tag{3}$$

전기자 전류는 단자전압과 역기전력을 이용하여 식(4)와 같이 구할 수 있다.

$$i_a = \frac{u_a - u_b}{R_a} \tag{4}$$

직류전동기 회전속도는 식(3)에 식(4)를 대입하여 식(5)와 같이 구한다.

$$n = \frac{u_a - R_a i_a}{k_2 \Phi} \tag{5}$$

Fig. 1은 타여자 직류전동기의 모델이다.

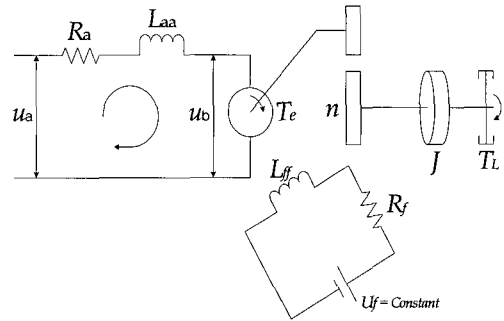


Fig. 1 Separate excitation field dc motor

과도상태시의 동특성을 얻기 위해 전기자 권선과 계자권선의 전압방정식 및 기계방정식을 정리하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$u_a = R_a i_a + L_{aa} \frac{di_a}{dt} + \omega_r L_{af} i_f \tag{6}$$

$$u_f = R_f i_f + L_{ff} \frac{di_f}{dt} \quad (7)$$

$$T_e = L_{af} i_f i_a \quad (8)$$

$$\frac{d\omega_r}{dt} = -\frac{B}{J} \omega_r + \frac{T_e - T_L}{J} \quad (9)$$

III. 센서리스 속도제어

산업용 가변속 구동장치의 속도제어를 위해서는 펄스 엔코더 및 레졸버 등과 같은 센서를 이용하여 정확한 속도를 검출해야 하는데 이 경우, 센서 이용에 따른 비용적인 부담은 물론 주변 환경에 따라 검출 값에 오차가 발생하고 설치도 어렵다. 이런 문제점을 개선하기 위해 속도센서 없이 속도정보를 추정하는 센서리스 속도제어 연구가 활발히 진행되고 있다.

다음 그림은 본 논문에서 제안하는 직류전동기 센서리스 속도제어 구동 시스템의 전체 블록도이며, 속도제어기는 PI 제어를 사용하였다.

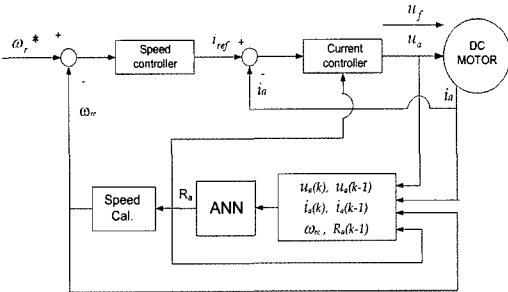


Fig. 2 Block diagram of speed control system by neural network

IV. 직류전동기의 전기자 저항 추정

직류전동기 전기자 저항 추정에 사용된 신경회로망은 6개의 입력, 1개의 은닉층 및 1개의 출력층으로 이루어진다. 신경회로망의 구성에 있어서 입력벡터의 성분으로는 직류전동기 전기자 저항값 변화에 영향을 미치는 단자 전압, 전기자 전류, 회전자 속도 및 전기자 저항 성분의 시간 지연항을 사용하며

출력벡터로는 부하인가시 권선에 발생하는 열에 의해 그 값이 변하는 전기자 저항값을 사용한다.

다음 그림은 전기자 저항 추정에 사용된 신경회로망의 시스템이다.

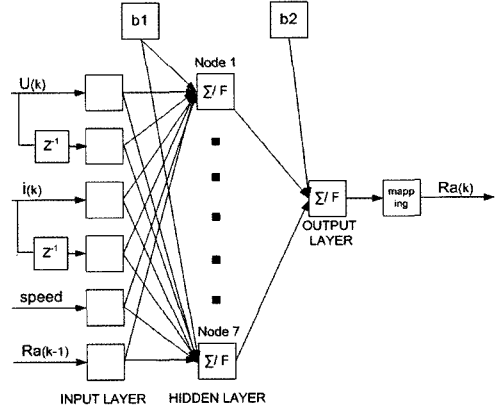


Fig. 3 Topology of the ANN

신경회로망의 입력층, 은닉층 및 출력층 사이의 연결강도 조정을 위한 오류 역전파 알고리즘에 의한 학습을 수식적으로 표현하면 다음 식(10)~식(15)과 같다.

$$net_i = x_i \quad (10)$$

$$y_i = f(net_i) \quad (11)$$

$$net_j = \sum_j (\omega_{ij} y_i + b_j) \quad (12)$$

$$y_j = f(net_j) \quad (13)$$

$$net_k = \sum_k (\omega_{jk} y_j + b_k) \quad (14)$$

$$y_k = f(net_k) \quad (15)$$

학습을 통하여 구하여진 최적의 연결강도를 이용하여 추정한 직류전동기 전기자 저항값은 다음과 같다.

$$R_{a(k)} = [F_j (X_i w_{ij} + B_j)] w_{jk} + B_k \quad (16)$$

다음 그림은 최적연결강도를 구하기 위한 학습 시스템 블록도이다.

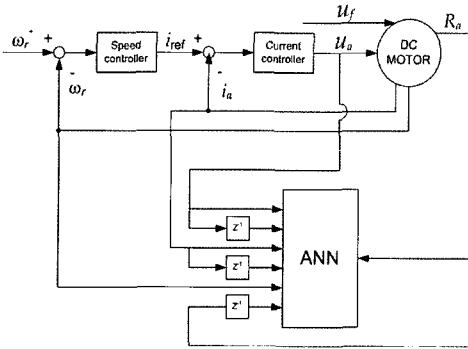
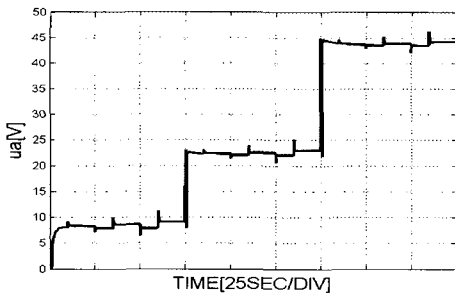
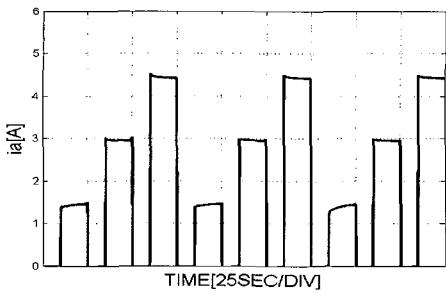


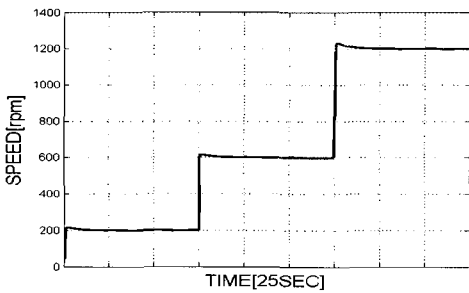
Fig. 4 Block diagram for training of ANN



(a) Terminal voltage



(b) Armature current



(c) Rotor Speed

Fig. 5 Input signals of ANN

신경회로망 학습을 위한 입·출력 데이터 수집을 위해 전동기를 200[rpm], 600[rpm], 1200[rpm]의 저속, 중속 및 고속 영역에서 운전하고 정격 부하의 25%, 50%, 75%의 부하를 인가하였다. 각 영역에서의 운전 시간은 직류전동기의 회전자 권선의 온도가 충분히 상승할 수 있도록 1시간 30분으로 하였다.

Fig. 5는 신경회로망의 학습을 위해 사용된 입력성분으로서 각 속도에 대한 부하인가시의 단자전압, 전기자전류 및 회전자 속도파형이다. 또한, Fig. 6은 출력성분으로 사용된 측정된 전기자 저항값을 도시하며, Fig. 7은 학습을 통하여 구하여진 최적의 연결강도에 의해 추정된 저항값의 파형을 나타낸다. 신경회로망에 의해 추정된 출력파형이 측정값을 잘 추종함을 볼 수 있다. 신경회로망의 학습을 위한 데이터의 샘플링 시간은 시뮬레이션시 프로그램 실행시간의 제한으로 각각의 속도영역에서 75초로 조정 하였다.

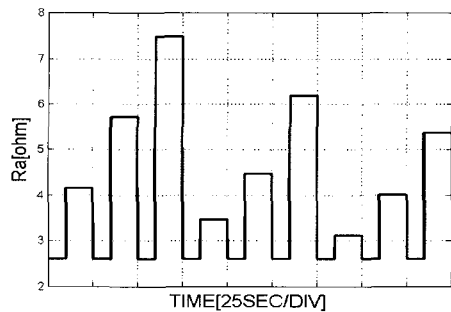


Fig. 6 Actual armature resistance of dc motor for ANN training

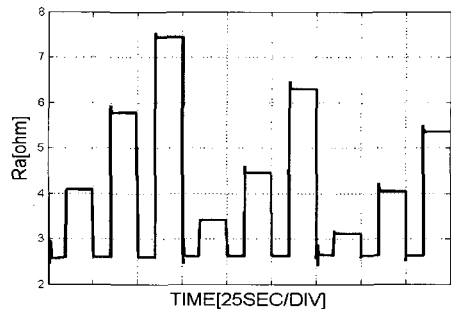


Fig. 7 ANN output resistance of dc motor

V. 시뮬레이션 결과

제안한 신경회로망을 이용한 직류전동기의 전기자 저항값 보상 방식의 유효성을 고찰하기 위해 시뮬레이션을 행하였다. 먼저 전기자 저항값을 보상하지 않은 경우와 보상한 경우의 속도응답 특성을 비교 분석하였다. Fig. 8은 부하인가시 변화하는 전기자 저항값을 보상하지 않은 경우의 속도응답 특성으로서 오차가 10% 이상 발생함을 알 수 있다. 그러나 본 논문에서 제안한 방식에 의해 전기자 저항값을 추정하여 보상한 경우인 Fig. 9의 속도응답 결과에서는 부하특성이 양호함을 볼 수 있다.

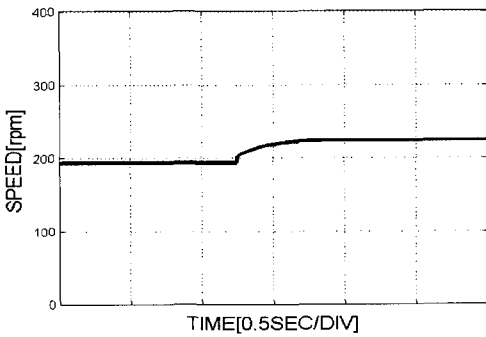


Fig. 8 Responses for step change of load torque (1.5[N · m], armature resistance no estimation)

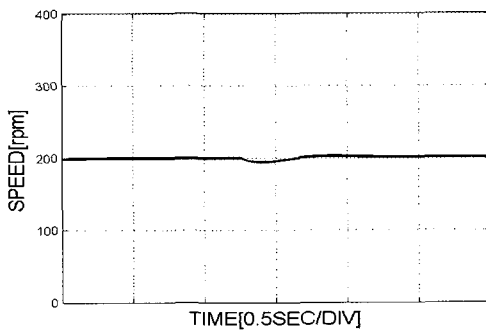


Fig. 9 Responses for step change of load torque (1.5[N · m], armature resistance estimation)

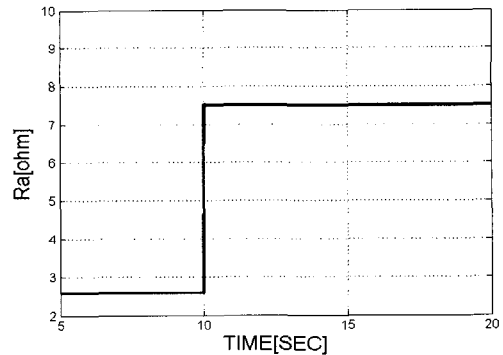
또한, 각 지령속도에 대한 속도응답 특성을 알아 보았다. 저속 영역에서의 결과는 Fig. 10의 50

[rpm]과 Fig. 11의 100[rpm]이며, 중속 영역은 Fig. 12의 500[rpm], 고속 영역은 Fig. 13의 1000[rpm]이다. 각각의 속도영역에서의 부하인가시 추정된 전기자 저항값을 도시하였다. 부하토크는 2[N · m]를 인가하였으며, 부하인가시 전기자 저항 추정 및 속도응답 특성이 우수함을 볼 수 있다.

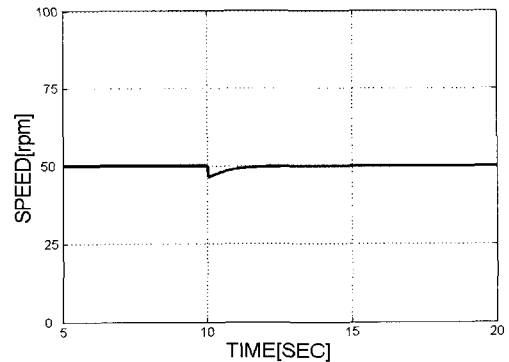
시뮬레이션에 사용한 직류전동기의 파라미터 및 시스템 정수는 Table 1과 같다.

Table 1 Parameters of dc motor used for simulation

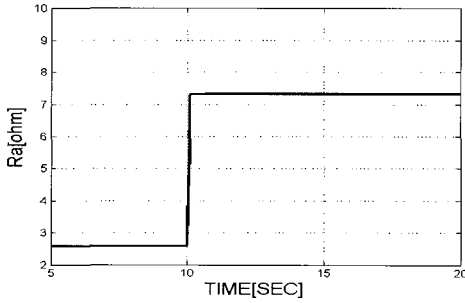
정격출력	2 [N · m]	R_f	360 [Ω]
정격속도	2000 [rpm]	L_{ff}	120 [H]
극 수	2	L_{aa}	0.02 [H]
J	0.01 [$kg \cdot m^2$]	L_{af}	2.3 [H]



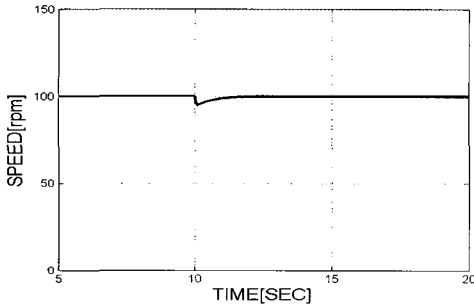
(a) Estimated resistance of armature



(b) Responses for step change of load torque
Fig. 10 Simulation response for 50[rpm]

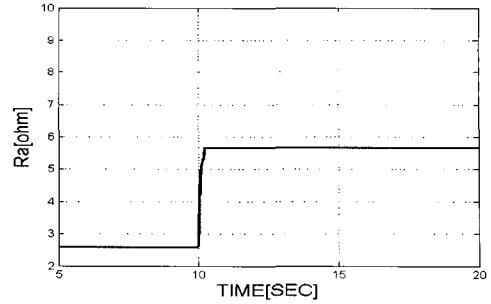


(a) Estimated resistance of armature

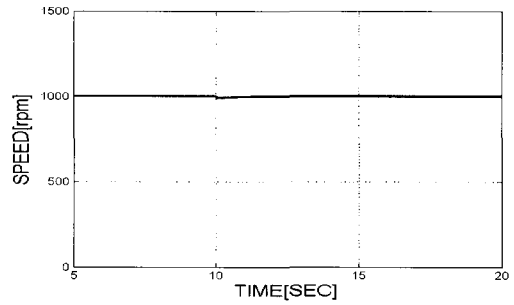


(b) Responses for step change of load torque

Fig. 11 Simulation response for 100[rpm]



(a) Estimated resistance of armature



(b) Responses for step change of load torque

Fig. 13 Simulation response for 1000[rpm]

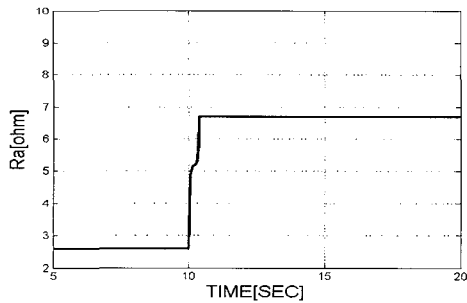
VI. 결 론

부하변화에 따라 그 값이 변화하는 직류전동기의 전기자 저항값을 신경회로망을 이용하여 추정함으로써, 센서리스 속도제어 방식에서 갖는 부하인가시의 저항값 변화에 의한 토크 및 속도제어의 어려움을 개선하였다.

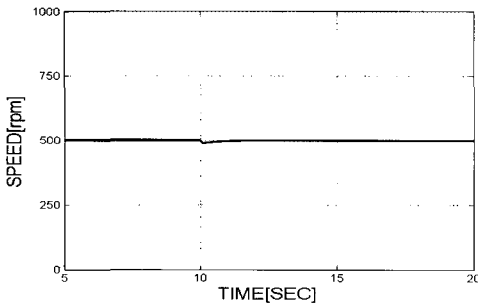
신경회로망 학습을 위한 입·출력데이터에는 직류전동기의 전기자 저항값의 변화에 크게 영향을 주는 성분인 단자전압, 전기자 전류값과 냉각팬에 의해 전기자 저항값을 감소시키는 회전자 속도 및 전기자 저항의 지연값을 사용하였으며, 학습 완료 후 얻은 최적의 연결강도를 이용하여 전기자 저항값을 추정하였다. 또한, 그 결과를 시뮬레이션을 통하여 분석하였으며, 본 논문에서 제안한 방식에 의해 부하인가시 변화하는 전기자 저항값을 추정 보상함으로써 우수한 속도제어 성능을 얻을 수 있었다.

후 기

본 연구는 한국해양대학교 신진교수연구비 지원



(a) Estimated resistance of armature



(b) Responses for step change of load torque

Fig. 12 Simulation response for 500[rpm]

으로 이루어졌으며 이에 감사드립니다.

참고 문헌

- [1] Nobuyuki Matsui and Masakane Shigyo, "Brushless dc motor control without position and speed sensors", *IEEE Trans. On Ind. Appl.*, Vol. 28, No. 1, Jan/Feb. 1992.
- [2] M. G. Simoes and B. K. Bose, "Neural Network Based Estimation of Feedback Signals for a Vector-Controlled Induction Motor Drive", *IEEE Trans. Indus. Appli.*, Vol. 31, No. 3, pp. 620-629, 1993.
- [3] M. T. Wishart and R. G. Harley, "Identification and Control of Induction Machines Using Artificial Neural Networks", *IEEE Trans. on Ind. Appl.*, vol. 31, No. 3, pp.612~619, 1995.
- [4] G. A. Rovithakis and M. A. Christodoulou, "Direct adaptive regulation using dynamic neural networks: Application to dc motors speed control", *ELSEVIER Trans. on Math. and Comp. in Simul.* 41, pp.53-62., 1996.
- [5] C. M. Lim, "Implementation and experimental study of a fuzzy logic controller for dc motors", *ELSEVIER Trans. on com. in ind.* 26, pp.93-96, 1995.
- [6] J. -S. R. Jang, C. -T. Sun, E. Mizutani, "*Neuro-Fuzzy and Soft Computing*", Prentice Hall, 1997.
- [7] J. A. Campbell, M. Sumner and M. Curtis, "An improved sensorless vector controlled induction motor drive employing artificial neural networks for stator resistance estimation", *IEE Conf. Pub. No. 475, Power Electronics*

and Variable Speed Drives. pp. 274-279. 2000.

저 자 소 개



김종수(金宗洙)

1970년 6월생, 1994년 한국해양대학교 기관공학과 졸업, 1998년 동 대학원 졸업(석사), 2002년 동 대학원 졸업(박사), 현재 한국해양대학교 해사대학 선박전자기계공학부 교수.

※ 관심분야 : 전동기속도제어, 인버터 및 컨버터



김성환(金成煥)

1954년 11월생, 1979년 한국해양대학교 기관공학과 졸업, 1990년 부경대학교 대학원 졸업(석사), 1998년 부산대학교 대학원 졸업(박사), 현재 한국해양대학교 선박전자기계공학부 교수.

※ 관심분야 : 전동기속도제어, 인버터 및 컨버터