

새로운 직접토크제어에 의한 유도전동기의 센서리스 속도제어 김종수¹ · 서동환² · 김성환[†]

(원고접수일 : 2011년 8월 2일, 원고수정일 : 2011년 9월 8일, 심사완료일 : 2011년 10월 10일)

A Study on the Sensorless Speed Control of Induction Motor by New Direct Torque Control

Jong-Su Kim¹ · Dong-Hoan Seo² · Seung-Hwan Kim[†]

요약: 본 논문은 신경회로망 기법을 이용하여 직접벡터제어 방식의 문제점을 개선하고자 하였다. 직접 벡터제어 방식은 히스테리시스 밴드 폭의 변화로 인해 유도전동기 속도제어 시 맥동이 큰 단점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 학습을 통해 오차를 감소시키는 신경회로망 기법을 사용하여 기존의 직접벡터제어 방식에서 발생하던 속도 맥동을 개선하였다.

주제어: 직접토크제어, 신경회로망, 토크(속도) 맥동, 히스테리시스 밴드

Abstract: This paper presents an improved direct torque control based on artificial neural networks technique. The major problem that is usually associated with DTC drive is the high torque(speed) ripple. To overcome this problem a torque hysteresis band with variable amplitude is proposed based on artificial neural networks. The artificial neural networks proposed controller is shown to be able to reducing the torque(speed) ripple and dependency on motor parameter and to improve performance DTC especially at high speed and reversal running.

Key words: Direct torque control, Artificial neural networks, Torque(speed) ripple, Hysteresis band

1. 서 론

유도전동기의 직접토크제어방식[1-4]은 고정자 자속과 토크를 동시에 제어하는 방법으로 토크 및 자속 지령치와 전동기의 전기자전압 및 전류 정보를 이용하여 추정된 실제 토크 및 자속을 비교하여 오차를 계산한 후 히스테리시스 밴드를 거쳐 매 연산 주기마다 그 오차를 가장 최소화하기 위한 전압을 선정하여 출력하는 방법이다. 제어구조가 디지털 형태로 아주 단순하고, 많은 제어기와 복잡한 연산을 요구하지 않으며 토크의 동적 특성이 전동기 정수 변화의 영향이 적으므로 센서리스 속도제어에 유리하다. 직접토크제어는 스위칭 테이블을

통해 인버터 스위칭 상태를 선택하므로 전류제어나 PWM 변조기가 필요 없어 빠른 토크응답을 기대할 수 있다. 그러나 이 스위칭 테이블에 의한 직접토크제어는 간과할 수 없는 몇 가지 단점이 있다. 토크와 자속의 오차를 일정범위내로 제한하여 양호한 추종성능을 얻기 위해서는 샘플링 주파수 및 인버터 스위칭 주파수가 증가되어야할 뿐 아니라 스위칭 주파수가 균일하지 않아 필터를 설계하는 것이 어렵다. 또한, 영벡터를 인가하지 않으므로 토크리플이 심하여 기동 및 과도특성이 양호하지 않다. 이러한 직접토크제어의 단점을 보완하기 위해 본 논문에서는 센서리스 속도제어 알고리즘

[†] 교신저자(한국해양대학교 기관시스템공학부, E-mail:kksh@hhu.ac.kr, Tel:051-410-4265)

1 한국해양대학교 기관시스템공학부

2 한국해양대학교 전기전자공학부

으로 신경회로망을 이용하였다[5]. 신경회로망을 이용한 센서리스 속도제어 방식[5]은 유도전동기 속도정보를 구하는데 사용되는 전압, 전류 및 속도 데이터를 전동기를 각각의 속도영역에서 미리 시뮬레이션 하여 획득하고 신경회로망의 입·출력 패턴으로 사용하여 학습함으로써 최적의 연결가중치를 도출하여 센서리스 속도추정기를 구성하는 기법이다. 이러한 신경회로망의 강인성으로 인해 여러 가지 운전 상황 변화에도 정확한 속도추정이 가능한 제어성능을 직접토크제어의 문제점 개선에 사용하고자 한다. 본 논문에서는 히스테리시스제어를 사용하는 기존의 직접토크제어 알고리즘이 가지고 있는 운전 환경 및 온도 상승에 의한 고정자 저항 상수 변동으로 속도 추종 및 부하변동 시 발생하는 리플을 신경회로망을 센서리스 속도제어 알고리즘으로 사용하는 새롭게 제안하는 방식[6-7]으로 제거하고자 하였으며 그 유효성을 시뮬레이션을 통해 입증해 본다.

2. 직접토크제어

2.1 직접토크제어알고리즘

직접토크제어(DTC) 방식은 전동기에서 전압(v_s)과 전류(i_s)값을 측정하여 고정자 자속(λ_s)과 토크(T_e)를 연산하고 매 주기마다 자속(λ_s^*)과 토크(T_e^*)의 지령치와 비교한 오차가 각각 자속과 토크의 제어 정밀도에 따라 폭이 결정되는 히스테리시스 제어기로 입력된다. 히스테리시스 제어기의 출력은 전압벡터의 룩업 테이블(Look-Up table)의 입력으로 사용되며, 여기서 원하는 전압벡터를 찾아 출력한다.

2.2 유도전동기의 직접토크제어 개념과 이론

유도전동기의 고정자 자속은 고정자 전압의 크기에 비례하고 방향은 같은 벡터로 생각할 수 있으며 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta \lambda_s \approx V_s \Delta t \quad (1)$$

여기서, λ_s 는 고정자 자속, V_s 는 고정자 전압, Δt 는 샘플링 주기이다.

즉, 고정자 자속은 고정자 전압벡터 \vec{V}_s 와 같은 방향으로 움직인다. \vec{V}_s 이 유효벡터일 때, λ_s 는 인버터의 출력전압 벡터와 일정한 비율의 속도로 움직이고, 무효벡터일 때는 매우 적은 속도로 움직인다. 따라서, 자속의 회전속도는 인버터 출력 전압 벡터의 유효벡터와 무효벡터의 비율에 의해 제어된다. 일단 자속이 결정되면 토크는 식 (2)에 의하여 결정되어진다.

$$T_e = \frac{3P}{2} \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \lambda_s \lambda_r \sin \theta_T \quad (2)$$

토크 값 T_e 가 토크 지령치 T_e^* 에 닿았을 때, T_e 는 인버터의 스위칭 주파수를 줄이기 위해서 최대한 천천히 감소하는 것이 좋다. 즉, 인버터의 스위칭 벡터 중에 무효벡터를 사용하는 것이 좋다. 토크는 회전방향에 따라 두 가지의 경우로 나뉘어진다.

$$T_e^* - \Delta T_e \leq T_e \leq T_e^* \quad \lambda_s \text{ 가 시계 방향 회전시}$$

$$T_e^* \leq T_e \leq T_e^* + \Delta T_e \quad \lambda_s \text{ 가 반시계 방향 회전시}$$

λ_s 가 시계방향으로 회전한다고 가정하면, T_e 가 T_e^* 에 닿으면 λ_s 를 정지시키고 T_e 를 줄이기 위해 무효벡터가 선택되어진다. 반대로 T_e 가 $T_e^* - \Delta T_e$ 에 닿으면 자속을 시계 방향으로 회전시키기 위한 유효벡터가 선정된다.

2.3 히스테리시스 제어기

Figure 1은 본 시스템에서 적용하고자 하는 히스테리시스 제어기를 나타내고 있다. 토크 지령에 대해 모두 추종이 가능하도록 출력 ΔT_e 는 3단계(-1, 0, 1)가 된다. 즉, 토크의 지령치와 실제 토크와의 오차인 ΔT_e 가 H_T 보다 클 경우($\Delta T_e > H_T$) 전압을 상승(+1)시키고, ΔT_e 가 $-H_T$ 보다 작을 경우($\Delta T_e < -H_T$) 전압을 감소(-1)시킨다.

$-H_T < \Delta T_e < H_T$ 인 경우 바로 이전 제어루틴에서의 출력전압값에 따라 전압상승(+1), 영전압(0) 및 전압감소(-1)를 다양하게 취함으로써 출력전압의 변동횟수를 감소시킨다. 이와 같은 방식으로

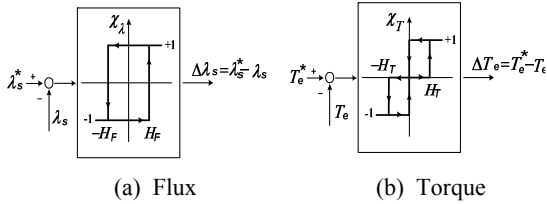


Figure 1: Characteristics of hysteresis

히스테리시스 루프를 통하여, ΔT_e 값에 따라 3가지 종류의 출력 전압을 취함으로써 보다 유연한 제어가 가능해진다. 식 (3)은 자속의 히스테리시스 밴드를 나타내고 있다.

$$(|\lambda_s| - \Delta|\lambda_s|/2) \leq |\lambda_s| \leq (|\lambda_s| + \Delta|\lambda_s|/2) \quad (3)$$

Table 2는 이러한 자속과 토크 히스테리시스 비교기 특성을 근거로 만들어지는 최적 스위칭 전압 벡터의 룩업 테이블을 나타낸 것이다.

Table 2: Optimum switching voltage vector look-up table

Comparat or Output		Sector					
x_λ	x_T	I	II	III	IV	V	VI
+1	+1	\bar{V}_2	\bar{V}_3	\bar{V}_4	\bar{V}_5	\bar{V}_6	\bar{V}_1
+1	0	\bar{V}_0	\bar{V}_0	\bar{V}_0	\bar{V}_0	\bar{V}_0	\bar{V}_0
+1	-1	\bar{V}_6	\bar{V}_1	\bar{V}_2	\bar{V}_3	\bar{V}_4	\bar{V}_5
-1	+1	\bar{V}_3	\bar{V}_4	\bar{V}_5	\bar{V}_6	\bar{V}_1	\bar{V}_2
-1	0	\bar{V}_0	\bar{V}_0	\bar{V}_0	\bar{V}_0	\bar{V}_0	\bar{V}_0
-1	-1	\bar{V}_5	\bar{V}_6	\bar{V}_1	\bar{V}_2	\bar{V}_3	\bar{V}_4

3. 신경회로망을 이용한 센서리스 속도추정기

신경회로망은 병렬정보처리, 학습능력, 패턴인식, 기억능력을 가진 인간의 두뇌 구조를 모방한 것이기 때문에 방대하고 복잡한 비선형 시스템을 규명 할 수 있는 능력이 있다. 그러므로 시스템의 동정을 위해서 기존 선형 수학기론에서는 특정한 구조의 모델을 필요로 하지만 신경회로망을 사용할 때는 특정 구조의 모델이 필요없이 시스템을 동정할 수 있다[5].

신경회로망은 입력벡터를 갖는 입력층과 출력벡

터를 갖는 출력층으로 이루어지며 입력층과 출력층 사이에는 은닉층이 있다. 또한 입력층, 은닉층 및 출력층 사이에는 연결강도가 존재하며, 모든 정보는 신경회로망의 연결강도에 저장되고 학습과정 동안 연결강도 성분은 계속적으로 새로운 정보로 바뀌어진다. 신경회로망의 학습에는 주로 역전파 학습 알고리즘이 사용되는데 이 방법은 입력패턴이 출력층으로 진행되고 출력패턴을 목표패턴과 비교한 후 발생된 오차의 제곱을 이용하여 오차가 가장 작아지는 방향으로 연결강도를 조정하는 것이다. 신경회로망의 구성에 있어서 입력벡터의 성분으로는 유도전동기의 고정자에 공급되는 전압, 전류 및 속도의 시간 지연항을 사용하며, 출력벡터로는 속도값을 사용한다. 또한 신경회로망을 이용한 추정기의 은닉층의 개수와 노드수는 15개의 노드를 갖는 1개의 은닉층으로 구성하고 은닉층의 활성화함수는 Sigmoid 함수를 사용하며 출력층에는 선형함수를 사용한다. Figure 2는 본 논문에서 제안한 신경회로망을 이용한 추정기의 구조이다.

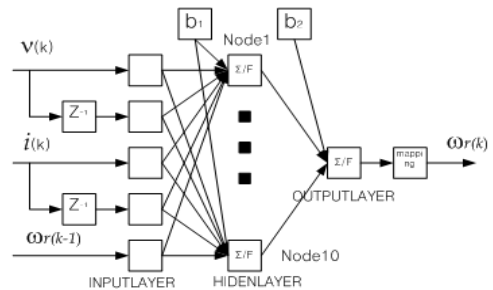


Figure 2: Layout of the neural network

신경회로망의 입력층, 은닉층 및 출력층 사이의 연결강도 조정을 위한 오류 역전파 알고리즘에 의한 학습을 수식적으로 표현하면 다음 식 (4)-식 (9)과 같다.

$$net_i = x_i \quad (4)$$

$$y_i = f(net_i) \quad (5)$$

$$net_j = \sum_j (\omega_{ij} y_i + b_j) \quad (6)$$

$$y_j = f(net_j) \tag{7}$$

$$net_k = \sum_k (w_{jk} y_j + b_k) \tag{8}$$

$$y_k = f(net_k) \tag{9}$$

학습을 통하여 구하여진 최적의 연결강도를 이용하여 추정한 유도전동기의 속도값은 다음과 같다.

$$w_{r(k)} = [F_j(X_i w_{ij} + B_j)] w_{jk} + B_k \tag{10}$$

- 여기서, i 는 입력층의 노드수, 5
- j 는 은닉층의 노드수, 15
- k 는 출력층의 노드수, 1
- F_j 는 활성화함수, Sigmoid
- X_i 는 입력데이터
- W_{ij}, W_{jk} 는 각 층 사이의 연결가중치
- B_j, B_k 는 은닉층 및 출력층 바이어스

Figure 3은 유도전동기 속도 추정을 위한 최적의 연결강도를 구하는 시스템 구조이다.

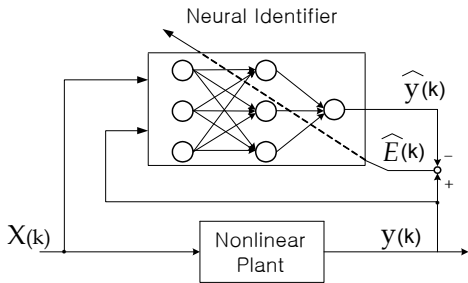


Figure 3: Identification model for the dynamic systems using the neural network.

신경회로망의 학습을 위해 3상 유도전동기를 각각 500[rpm], 1000[rpm], 1500[rpm]으로 운전하였으며 전부하를 인가하였다. Figure 4는 신경회로망 출력성분의 데이터로 사용된 속도와 학습을 통하여 구하여진 연결강도에 의해 출력된 추정 속도의 파형이다. 두 속도 파형이 일치함을 통해서 신경회로망의 학습이 잘 이루어졌음을 알 수 있다.

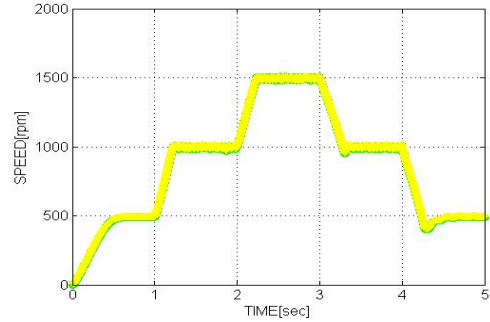


Figure 4: Actual & ANN output speed of induction motor

신경회로망을 이용하여 속도를 추정함으로써 유도전동기의 속도를 제어하는 제어시스템을 Figure 5에 나타내었다. 속도 추정의 성능은 오프라인에서 시스템을 얼마나 학습시켰는지에 따라 결정된다.

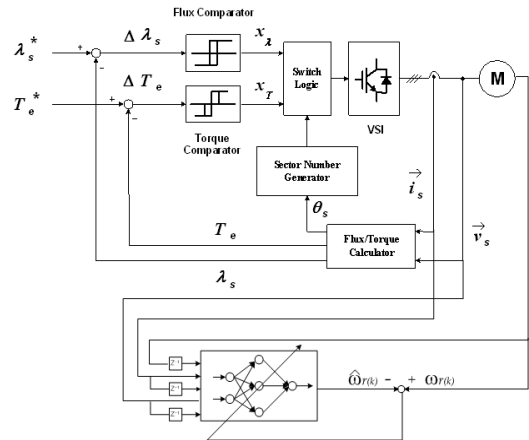


Figure 5: Block diagram of IM sensorless control using neural network

4. 시뮬레이션

4.1 시뮬레이션 시스템

직접토크제어 방식에서 히스테리시스제어의 사용으로 속도 리플 및 전동기 상수 변화에 의한 속도 추종성능 저하의 문제점 개선을 위해 제안한 신경회로망을 이용한 새로운 직접토크제어의 성능 향상을 입증하기 위해 기존의 직접토크제어 방식과 제안된 방식을 사용한 시뮬레이션을 행하였으며 속도추종 성능을 대상으로 비교 분석하였다. 시뮬레이션에 사용된 추진전동기인 유도전동기의 각

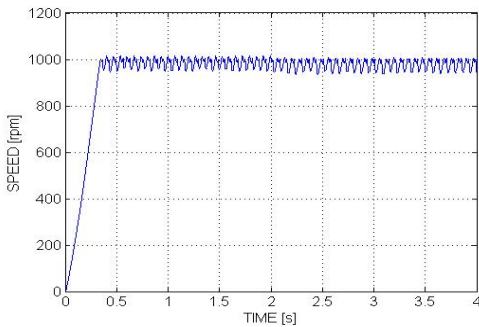
종 파라미터는 Table 3과 같다.

Table 3 Parameters and system constants of induction motor used for simulation

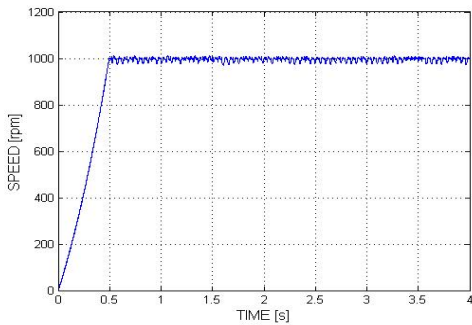
정격출력	2.24[kW]	R_r	1.56[Ω]
정격전압	220[V]	L_s	180[mH]
정격전류	9[A]	L_r	180[mH]
정격속도	1735[rpm]	L_m	176[mH]
극수	4	J	0.1[Kg·m ²]
R_s	2.0[Ω]	샘플링주기	100[μs]

4.2 시뮬레이션 결과

Figure 6 (a) 및 (b)는 속도지령이 1,000[rpm]이고 10[Nm]의 전부하 조건에서 기존의 직접토크제어 방식과 제안된 방식을 사용한 경우의 속도응답이며 기존의 직접토크제어 방식의 경우 보다 제안된 방식의 속도 추종성능이 우수함을 확인할 수 있다.



(a)



(b)

Figure 6: Simulation responses for step change of speed setting (0→1000[rpm])

(a) Conventional method (b) Proposed method

Figure 7은 제안된 방식에 의해 1500[rpm]으로 운전 중 역전 속도지령을 가했을 경우의 속도응답으로서 속도응 추종성능 및 속응성이 우수함을 확인할 수 있다.

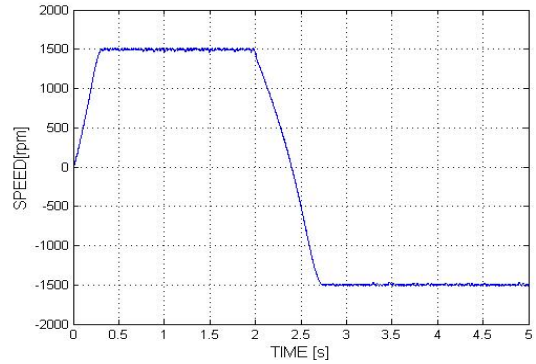
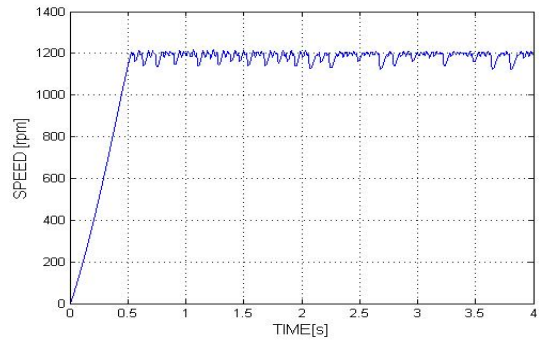
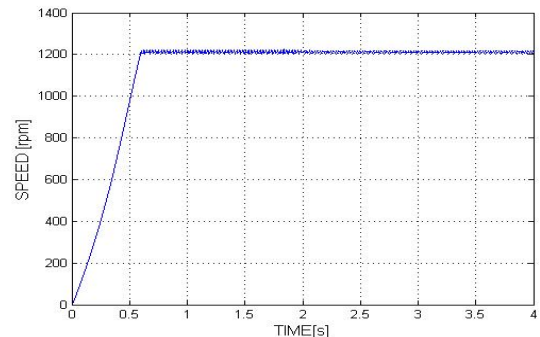


Figure 7: Simulation responses for step change of speed setting (15000→-1500[rpm])



(a)



(b)

Figure 8: Simulation responses for change of stator resistance (30[%])

(a) Conventional method (b) Proposed method

Figure 8 (a)와 (b)는 속도지령 1,200[rpm]에서 고정자 저항값을 30[%] 상승 시켰을 경우의 기존의 직접토크제어 방식과 제안된 방식을 사용한 경우의 속도응답 비교 분석 결과이며 기존의 직접토크제어 방식의 경우는 속도리플이 큼을 알 수 있으며, 제안된 방식의 속도응답 결과에서는 안정적인 속도추종 성능을 보임을 확인할 수 있다.

5. 결 론

자속과 토크를 독립적으로 제어하며 제어알고리즘에 사용되는 전동기 상수가 적어서 제어속도가 빠른 직접제어방식이 갖는 가장 큰 단점은 자속 및 토크의 비교기로 사용되는 히스테리시스 밴드에 의해 제어 출력에 리플이 발생하는 것이다. 본 논문에서는 이를 개선하기 위해서 센서리스 속도제어 알고리즘으로 신경회로망을 이용하였으며 외란에 영향이 적은 신경회로망의 특성에 의해 직접토크제어 사용시 발생하는 응답 속도의 리플이 크게 개선되었으며 전동기 파라미터인 고정자 저항값 변동시 발생되던 5[%] 이상의 속도변동도 현저히 감소되었다. 시뮬레이션을 통해 그 실효성을 입증하였다.

참고문헌

- [1] D. Casadei, F. Profumo, G.Serra and A. Tani, "FOC and DTC: Tox viable schemes for induction motors torque control", IEEE Trans. Power Electronics. On PE, vol. 17, no. 5, pp. 35-42, 2002.
- [2] D. Casadei and G.Serra, "Implementation of direct torque control algorithm for induction motors based on discrete space vector modulation", IEEE Trans. Power Electronics. vol. 15, no. 4, pp. 769-777, 2002.
- [3] A.A.Pujol, "Improvement in direct torque control of induction Motors", These de doctorat de L'PC, November 2000.
- [4] G. Buja, D. Casadei and G. Serra, "Direct stator flux and torque control of an induction motor; Theoretical Analysis and Experimental Results", pp. 50-64, IEEE' 98.

- [5] Miroslaw Wlas, Zbigniew Krzemin'ski, Jaroslaw Guzin'ski, Haithem Abu-Rub and Hamid A. Toliyat, "Artificial neural network based sensorless nonlinear control of induction Motors" IEEE Transactions On Energy Conversion, vol. 20, no. 3, 2005.
- [6] G. Cirrincione, M. Cirrincione, Lu Chuan and M. Pucci, "Direct torque control of induction motors by use of the GMR neural network" Neural Networks, 2003. Proceedings of the International Joint Conference on Vol. 3, Issue, 20-24 July 2003 Page(s): 2106 - 2111 vol. 3
- [7] Chengzhi Cao, Mu-Ping Lu and Xin Wang, "Speed estimation and stimulation of dtc system based on wavelet neural network" Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Xi", pp. 755-759, 2003.

저 자 소 개



김종수(金宗洙)

1970년 6월생, 1994년 한국해양대학교 기관공학과 졸업, 1998, 2002년 동 대학원 졸업(석사, 박사) 현재 한국해양대학교 해사대학 기관시스템공학부 부교수
※관심분야:전동기속도제어, 전력전자, 인버터



서동환(金潤植)

1996년 경북대학교 전자공학과 졸업, 1999년 동 대학원 졸업(석사), 2003년 동 대학원 졸업(박사), 2004년 3월-현재 한국해양대학교 전기전자공학부 교수



김성환(金成煥)

1979년 한국해양대학교 기관공학과 졸업, 1990년 부경대학교 대학원 졸업(석사), 1998년 부산대학교 대학원 졸업(박사), 현재 한국해양대학교 기관시스템공학부 교수