http://dx.doi.org/10.5392/JKCA.2015.15.01.475

주성분회귀분석을 활용한 다항회귀분석 성능개선: PGF 수치역변환 사례를 중심으로

Improving Polynomial Regression Using Principal Components Regression With the Example of the Numerical Inversion of Probability Generating Function

양원석*, 박현민**

한남대학교 경영학과*, 배재대학교 경영학과**

Won Seok Yang(wonsyang@hnu.kr)*, Hyun-Min Park(hmpark12@pcu.ac.kr)**

요약

종속변수와 설명변수 사이의 관계가 선형이 아닌 경우에는 비선형 관계를 반영할 수 있는 다항회귀분석을 이용하여 회귀분석을 수행한다. 한편, 다항회귀분석에는 설명변수의 거듭제곱항들이 설명변수에 추가되므로 설명변수들 사이에 상관관계가 발생하여 다항회귀모형의 성능 저하 문제가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 PGF 수치역변환 문제를 사례로 하여 주성분회귀분석을 통해 다항회귀분석의 성능을 극적으로 향상시킬 수 있음을 보인다. 본 논문에서는 PGF의 정의를 이용하여 PGF를 다항회귀분석으로 모형화한다. 다항회귀분석을 이용하여 PGF 전개식의 회귀계수를 추정하면 회귀계수의 추정 자체가 불가능하거나 계수 추정의 정확성이 저하되는 문제가 발생한다. 이 경우 다항회귀분석에 주성분회귀분석을 적용하면 계수 추정의 정확도가 극적으로 향상되어 다항회귀분석의 계수 추정 시 발생하는 문제를 해결할 수 있음을 밝힌다.

■ 중심어 : | PGF | 다항회귀분석 | 주성분회귀분석 | 다중공선성 |

Abstract

We use polynomial regression instead of linear regression if there is a nonlinear relation between a dependent variable and independent variables in a regression analysis. The performance of polynomial regression, however, may deteriorate because of the correlation caused by the power terms of independent variables. We present a polynomial regression model for the numerical inversion of PGF and show that polynomial regression results in the deterioration of the estimation of the coefficients. We apply principal components regression to the polynomial regression model and show that principal components regression dramatically improves the performance of the parameter estimation.

■ keyword : | PGF | Polynomial Regression | Principal Components Regression | Multicollinearity |

I. 서 론

회귀분석을 이용하여 데이터를 분석하는 경우 종속변수와 설명변수 간에 비선형관계가 예상되는 경우에는 선형회귀분석 대신 비선형관계를 반영할 수 있는 다항회귀분석(polynomial regression)을 적용하여 데이터

* 이 논문은 2014년도 한남대학교 교비학술연구조성비 지원에 의하여 연구되었음.
접수일자 : 2014년 10월 08일
수정일자 : 2014년 11월 13일
심사완료일 : 2014년 11월 17일
교신저자 : 박현민, e-mail : hmpark12@pcu.ac.kr

를 분석한다[1]. 기존 연구문헌을 조사하면 관광[2], 정보통신[3], 건설[4], 탐사[5], 소프트웨어[6] 등의 다양한 분야에 다항회귀분석이 적용되고 있다.

다항회귀분석에서는 설명변수 X와 더불어 X^k $(k=2,3,\cdots)$ 항들이 설명변수에 추가된다. X와 X^k의 공분산이 0이 아니기 때문에 다항회귀분석에서는 설명변수들 사이에 상관관계가 발생하게 된다. 회귀분석에서는 설명변수들 사이에 상관관계가 발생하는 현상을 다중공선성이라 부른다. 회귀분석에서 다중공선성이 발생하면 회귀계수 추정의 정확도가 감소하는 등의 모형의 성능 저하 문제가 발생한다[7-10].

본 논문에서는 PGF(probability generating function)에서 확률 값을 추출하는 PGF 수치역변환 문제를 사례로 하여 다항회귀분석의 문제점을 밝히고 주성분회귀분석(principal components regression)을 통해 다항회귀분석의 성능을 향상시킬 수 있음을 보인다. 본 논문에서는 PGF의 정의를 이용하여 PGF를 다항회귀분석으로 모형화한다. 다항회귀분석을 이용하여 PGF 전개식의 회귀계수를 추정하면 다중공선성, 회귀계수 추정의 정확성 감소, 추정 불가능 등의 문제가 발생한다. 본 논문에서는 이 경우 다항회귀분석에 주성분회귀분석을 적용하면 다항회귀분석의 계수추정 시 발생하는 문제를 해결하고 계수추정의 정확도가 극적으로 향상됨을 보인다.

확률분포 $p_0, p_1, \cdots$의 PGF $G(z)$는 다음과 같이 정의된다: $G(z)=p_0+p_1z+p_2z^2+\cdots$. 보통 확률분포 $p_0, p_1, \cdots$가 알려져 있고 이를 이용하여 PGF를 구한다. 대기행렬모형 분석에서는 $G(z)$를 구할 수 있으나 p_k를 닫힌형태(closed-form)로 구할 수 없는 경우가 있다. 이때 $G(z)$를 이용하여 확률분포 p_k를 역으로 계산하는 문제를 PGF 수치역변환이라 부른다. PGF 수치역변환 방법은 DFT(discrete Fourier transform)와 TSE(Taylor series expansion)로 구분된다. DFT와 TSE 모두 상당히 정확하게 확률값을 역변환한다고 알려져 있다[11]. DFT는 푸리에급수(Fourier series)를 이용하여 PGF를 근사적으로 역변환한다[12-14]. TSE는 PGF를 매클로린 급수로 전개하여 각항의 계수 값을 취하는 방법이다[11].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 이론적인 내용을 다룬다. 3장에서는 M/M/1 대기행렬모형의 고객수 PGF를 사례로 다룬다. 마지막으로 4장에서는 본 논문의 내용 및 의의를 간략하게 정리한다.

II. 본 론

0과 자연수에서 정의된 임의 확률분포 $p_0, p_1, \cdots$에 대해 PGF $G(z)$는 식 (1)과 같이 정의된다[15]. 이때 $0 \le z \le 1$이다.

$$G(z)=\sum_{k=0}^{\infty} p_k z^k = p_0+p_1z+p_2z^2+\cdots. \qquad (1)$$

임의의 자연수 K에 대해 식 (1)을 식 (2)와 같이 변형할 수 있다. K는 PGF 수치역변환 문제를 다항회귀식으로 표현한 경우 다항회귀식의 최고차항수를 의미한다.

$$y(z)=p_1z+p_2z^2+\cdots p_Kz^K+\alpha. \qquad (2)$$

식 (1)과 (2)를 비교하면 $y(z)$와 α는 식 (3)과 (4)와 같다. 식 (1) 양변에 0을 대입하면 식 (5)과 같이 p_0를 얻는다.

$$y(z)=G(z)-p_0, \qquad (3)$$

$$\alpha=\sum_{k=K+1}^{\infty} p_k z^k. \qquad (4)$$

$$p_0=G(0). \qquad (5)$$

다음의 식 (6)과 같이 최고차항이 X^K인 일반적인 다항회귀식을 고려하자.

$$Y=\beta_0+\beta_1X+\beta_2X^2+\cdots \beta_KX^K. \qquad (6)$$

이제 N개 훈련자료를 이용하여 다항회귀식 (6)의 모수를 추정한다고 하자. 이때 $N \gg K$이다. 식 (1)에서 PGF는 $0 \le z \le 1$에서 정의되므로 0과 1 사이의 임의 실수를 X의 훈련자료로 이용할 수 있다. 이때 X값을 무작위로 추출하기 보다는 0과 1 사이에서 균등하게 추출하는 것이 PGF 적합에 적당하다. 아울러, X값의 크기가 작기 때문에 N이 큰 경우에는 X값을 무작위로 추출하는 것에 큰 의미가 없다. 따라서 본 논문에서는 식 (7)과 같이 균등하게 X값 추출하여 식 (8)과 같이 N개의 훈련자료를 이용하여 식 (6)의 다항회귀식의 계수를 추정한다.

$$z_i = i/N,\ i = 1,2,\cdots,N. \tag{7}$$

$$\left(y(z_i), z_i, z_i^2, \cdots, z_i^K\right),\ i = 1,\cdots,N. \tag{8}$$

식 (2)와 (6)을 비교하면, p_k는 β_k와 α는 β_0에 해당한다. 식 (2) p_k의 추정치를 $\hat{p_k}$, 식 (6) β_k의 추정치를 $\hat{\beta_k}$로 표기하자. K가 충분히 커서 $\alpha \approx 0$인 경우, 식 (9)와 같이 근사적으로 p_k를 추정할 수 있다. 이때 $\hat{\beta_0} \approx 0$이다.

$$\hat{p_k} \approx \hat{\beta_k},\ k = 1,2,\cdots,K. \tag{9}$$

식 (6)의 다항회귀식에서 설명변수 X의 확률밀도함수를 $f(x)$라고 하자. $i,j = 1,2,\cdots,K$에 대해 X^i와 X^j의 공분산 $Cov(X^i, X^j)$는 다음과 같이 표현된다[16].

$$\begin{aligned} Cov(X^i, X^j) &= E[X^{i+j}] - E[X^i]E[X^j] \\ &= \int x^{i+j} f(x)dx \\ &\quad - \int x^i f(x)dx \int x^j f(x)dx \end{aligned} \tag{10}$$

확률밀도함수 $f(x)$의 형태에 상관없이 식 (10)의 $Cov(X^i, X^j) \neq 0$이므로 식 (6)의 다항회귀식의 설명변수 $X, \cdots, X^K$ 간에는 항상 상관관계가 발생한다. 즉, 다항회귀분석에서는 근본적으로 다중공선성이 발생한다. 결과적으로 식 (6)에 X^k 항을 아무리 많이 추가한다고 해도 식 (9)의 확률 추정치의 정확도가 높아진다고 장담할 수 없다.

주성분분석은 차원축소기법의 하나로 원래의 변수들을 선형변환하여 주성분이라 불리는 서로 직교하도록 선택된 새로운 변수들을 생성하는 다변량 기법이다. 원변수가 K 차원이라면 이보다 작은 M 차원의 서로 상관관계가 없는 저차원으로 차원축소를 하는 방법이다 [17]. 주성분회귀분석은 주성분분석을 이용하여 K의 설명변수를 M개의 새로운 변수로 변환한 후, M개의 변수를 새로운 설명변수로 하여 회귀분석을 수행하는 방법론이다. 이때 $M < K$이다[1]. 주성분회귀분석은 다중공선성의 문제를 극복하기 위한 방법론 중 하나로 알려져 있다[10].

식(6)에서 K개의 설명변수 $X, X^2, \cdots, X^K$를 M개의 주성분으로 나눈다고 하자. j번째 주성분을 T_j로 표기하자. T_j는 다음과 같이 표현된다.

$$T_j = \theta_{1j}X + \theta_{2j}X^2 + \cdots + \theta_{Kj}X^K. \tag{11}$$

여기에서 $j = 1,\cdots,M$ 이다. θ_{ij}의 추정치를 $\hat{\theta_{ij}}$ 로 표기한다. T_j의 로딩(loading)인 θ_{ij} 의 추정 방법은 James et. al.[1]에 상세히 소개되어 있다.

주성분회귀분석의 회귀식을 다음과 같이 표현한다.

$$Y = \delta_0 + \delta_1 T_1 + \cdots + \delta_M T_M\ . \tag{12}$$

식 (11)을 (12)에 대입하면 다음을 얻는다.

$$\begin{aligned} Y &= \delta_0 + \delta_1(\theta_{11}X + \theta_{K1}X^K) \\ &\quad + \cdots + \delta_M(\theta_{1M}X + \theta_{KM}X^K) \\ &= \delta_0 + (\delta_1\theta_{11} + \cdots + \delta_M\theta_{1M})X \\ &\quad + \cdots + (\delta_1\theta_{K1} + \cdots + \delta_M\theta_{KM})X^K \end{aligned} \quad . \tag{13}$$

식 (6)과 (13)을 비교하면, 주성분회귀분석을 통해 식 (14)와 같이 $\hat{p_k}$를 추정할 수 있다.

$$\hat{p_k} = (\hat{\delta_1}\hat{\theta_{k1}} + \cdots + \hat{\delta_M}\hat{\theta_{kM}}). \tag{14}$$

Ⅲ. 사례: M/M/1 대기행렬모형의 고객수 PGF

M/M/1 대기행렬모형은 고객이 포아송과정에 따라 도착하고 서비스시간이 지수분포를 따른다. (M/M/1 대기행렬모형의 자세한 내용은 이호우[18] 참고). M/M/1 대기행렬모형에서 서버가 바쁠 확률을 ρ라 표기한다. 시스템에 k명 있을 확률을 p_k라 하자. p_k를 고객수 분포라 부른다. M/M/1 대기행렬모형의 p_k와 $G(z)$는 다음과 같다[18].

$$p_k = (1-\rho)\rho^k, \; k = 0,1,2,\cdots.$$

$$G(z) = \frac{1-\rho}{1-\rho z}.$$

본 논문에서는 통계분석 소프트웨어 R을 이용하여 다항회귀분석과 주성분회귀분석을 실시한다.

$K=5$인 경우 다항회귀분석의 설명변수간의 상관계수는 [표 1]과 같다. 식 (10)의 예상과 같이 상관계수가 0이 아니다. 모든 상관계수가 0.8 이상으로 상당히 크다.

표 1. 다항회귀분석 설명변수 간의 상관관계

	X	X^2	X^3	X^4	X^5
X	1.00	0.97	0.92	0.87	0.82
X^2	0.97	1.00	0.99	0.96	0.93
X^3	0.92	0.99	1.00	0.99	0.98
X^4	0.87	0.96	0.99	1.00	0.99
X^5	0.82	0.82	0.93	0.98	1.00

M/M/1 대기행렬모형에서 $\rho=0.3$인 경우를 살펴보자. 다항회귀분석과 주성분회귀분석을 이용한 확률값 추정 결과는 [표 2]와 같다. $K=20$과 $M=15$를 적용하였다. 아울러, 식 (8)의 형태로 1000개의 훈련자료를 이용하여 계수를 추정하였다.

[표 2]를 보면 다항회귀분석에서 X^{13}, X^{15}, X^{17}, X^{19}의 계수를 추정할 수 없다. 즉, $\widehat{\beta_{13}}$, $\widehat{\beta_{15}}$, $\widehat{\beta_{17}}$, $\widehat{\beta_{19}}$를 추정할 수 없다. R의 분석결과를 보면, “4 not defined because of singularities”라는 메시지가 나타난다. 즉, 설명변수 간에 상관관계가 강하게 존재하는 경우 다항회귀분석을 수행하면 회귀계수를 추정할 수 없는 상황이 발생하게 된다. 반면, 주성분회귀분석의 경우에는 회귀 계수 추정에 문제가 발생하지 않는다. 특히, [표 3]을 보면, 다항회귀분석에서는 계수 추정에 오차가 발생하나 주성분회귀분석에서는 소수점 8자리에서도 확률값을 정확히 추정한다. ([표 3]은 [표 2] 추정치의 오차이다. 오차는 참값에서 추정치를 뺀 값이다.) [표 2]와 [표 3]의 결과를 종합하면, 다항회귀분석을 수행하면 회귀 계수 추정이 불가능한 경우도 있고 계수 추정에 오차가 발생한다. 반면, 다항회귀분석에 주성분회귀분석을 적용하면 계수 추정의 정확도가 크게 증가한다.

표 2. $\rho=0.3$인 경우, 계수 추정 결과

K	참값	다항회귀	주성분회귀
1	0.21000000	0.21000000	0.21000000
2	0.06300000	0.06300000	0.06300000
3	0.01890000	0.01890000	0.01890000
4	0.00567000	0.00567000	0.00567000
5	0.00170100	0.00170100	0.00170100
6	0.00051030	0.00051029	0.00051030
7	0.00015309	0.00015312	0.00015309
8	0.00004593	0.00004586	0.00004593
9	0.00001378	0.00001389	0.00001378
10	0.00000413	0.00000403	0.00000413
11	0.00000124	0.00000127	0.00000124
12	0.00000037	0.00000045	0.00000037
13	0.00000011	NA	0.00000011
14	0.00000003	0.00000010	0.00000003
15	0.00000001	NA	0.00000001
16	0.00000000	0.00000000	0.00000000
17	0.00000000	NA	0.00000000
18	0.00000000	0.00000000	0.00000000
19	0.00000000	NA	0.00000000
20	0.00000000	0.00000000	0.00000000

표 3. $\rho=0.3$인 경우, 계수 추정 오차

K	다항회귀	주성분회귀
1	0.0e+00	0
2	0.0e+00	0
3	0.0e+00	0
4	0.0e+00	0
5	0.0e+00	0
6	1.0e-08	0
7	-3.0e-08	0
8	6.0e-08	0
9	-1.1e-07	0
10	1.1e-07	0
11	-3.0e-08	0
12	-7.0e-08	0
13	NA	0
14	-6.0e-08	0
15	NA	0
16	0.0e+00	0
17	NA	0
18	0.0e+00	0
19	NA	0
20	0.0e+00	0

이번에는 $\rho=0.5$인 경우를 살펴보자. 다항회귀분석과 주성분회귀분석을 이용한 확률값 추정 결과는 [표 4]와 [표 5]와 같다. $K=20$과 $M=10$을 적용하였고 1000개의 훈련자료를 이용하였다. [표 4]를 보면, 다항회귀분석의 경우에는 계수 추정이 불가능한 경우가 발생한다. [표 5]를 보면 주성분회귀분석을 적용한 경우 계수 추정의 정확도가 크게 증가한다.

표 4. $\rho=0.5$인 경우, 계수 추정 결과

K	참값	다항회귀	주성분회귀
1	0.25000000	0.25000000	0.25000000
2	0.12500000	0.12500000	0.12500005
3	0.06250000	0.06249995	0.06249964
4	0.03125000	0.03125074	0.03125131
5	0.01562500	0.01561757	0.01562282
6	0.00781250	0.00786152	0.00781331
7	0.00390625	0.00368442	0.00390765
8	0.00195312	0.00265643	0.00195300
9	0.00097656	-0.00059055	0.00097543
10	0.00048828	0.00289687	0.00048743
11	0.00024414	-0.00216262	0.00024422
12	0.00012207	0.00142486	0.00012288
13	0.00006104	NA	0.00006194
14	0.00003052	-0.00024989	0.00003095
15	0.00001526	NA	0.00001500
16	0.00000763	0.00013814	0.00000687
17	0.00000381	NA	0.00000299
18	0.00000191	-0.00003580	0.00000153
19	0.00000095	NA	0.00000135
20	0.00000048	0.00000837	0.00000162

표 5. $\rho=0.5$인 경우, 계수 추정 오차

K	다항회귀	주성분회귀
1	0.00000000	0.00e+00
2	0.00000000	-5.00e-08
3	0.00000005	3.60e-07
4	-0.00000074	-1.31e-06
5	0.00000743	2.18e-06
6	-0.00004902	-8.10e-07
7	0.00022183	-1.40e-06
8	-0.00070331	1.20e-07
9	0.00156711	1.14e-06
10	-0.00240859	8.50e-07
11	0.00240676	-8.00e-08
12	-0.00130279	-8.10e-07
13	NA	-9.10e-07
14	0.00028041	-4.30e-07
15	NA	2.50e-07
16	-0.00013051	7.60e-07
17	NA	8.20e-07
18	0.00003771	3.80e-07
19	NA	-4.00e-07
20	-0.00000789	-1.14e-06

Ⅳ. 결론

본 논문에서는 PGF 수치역변환 문제를 다항회귀분석으로 모형화하여, 다항회귀분석 이용 시 다중공선성이 발생하고, 이에 따라 회귀계수 추정의 정확성 감소 및 추정 불가능의 문제가 발생함을 보였다. 아울러, 수치 예를 통해 다항회귀분석에 주성분회귀분석을 적용하면 계수추정의 정확도가 극적으로 향상됨을 보였다. 다항회귀분석에서 설명변수 X^k를 추가할수록 훈련자료에 대한 적합능력은 향상되나 설명변수 간에 상관관계가 발생하기 때문에 과적합 문제로 인해 모형의 성능이 저하된다.

다항회귀분석은 관광, 정보통신, 건설, 탐사, 소프트웨어 등의 다양한 분야에서 활용되고 있다[2-6]. 따라서 다항회귀분석을 이용하여 비선형회귀분석을 수행하는 경우에는 주성분회귀분석을 적용하면 회귀모형의 성능을 개선할 수 있을 것으로 기대된다.

Kim et. al.[11]에 따르면 기존의 PGF 수치역변환 방법인 DFT와 TSE를 통해 상당히 정확하게 확률값을 얻을 수 있다고 한다. 3장의 [표 2]와 [표 3]을 보면, ρ가 작은 경우에는 본 논문에서 제안한 PGF 수치역변환 방법을 적용하면 소수 8째 자리까지 정확한 확률값을 얻

을 수 있다. 따라서 기존의 DFT와 TSE 방법론에 익숙하지 않은 연구자는 본 논문에서 제안한 방법을 PGF 수치역변환 방법의 대안으로 적용할 수 있으리라 기대한다.

참 고 문 헌

[1] G. James, D. Witten, T. Hastie, and R. Tibshirani, *An Introduction to Statistical Learning, Springer,* New York, 2013.

[2] 백주아, 윤설민, 서원석, “호텔 산업의 자아이미지 일치성 측정 방법의 타당성에 관한 연구 - 간접 측정과 다항 회귀식을 중심으로”, 관광학연구, 제34권, 제9호, pp.299-311, 2010.

[3] 황동교, 박혁, 박준호, 성동욱, 유재수, “저밀도 센서 네트워크 환경에서 다항 회귀 예측 기반 이동 객체 추적 기법”, 한국콘텐츠학회논문지, 제12권, 제3호, pp.44-54, 2012.

[4] 임병권, 김윤태, “다항회귀분석을 활용한 혼합경량토의 강도산정 모델 개발”, 한국해양공학회지, 제26권, 제2호, pp.39-47, 2012.

[5] 이권호, 장은숙, “화산재입자의 고유 광학특성이 원격탐사 복사량에 미치는 민감도 분석”, 대한원격탐사학회지, 제30권, 제1호, pp.47-59, 2014.

[6] 박주석, 양해술, “회귀분석을 이용한 UCP 기반 소프트웨어 개발 노력 추정 모델”, 한국콘텐츠학회논문지, 제9권, 제8호, pp.147-157, 2009.

[7] J. Johnston, *Econometric Methods,* 3rd edition, McGRAW-HILL, 1984.

[8] D. N. Gujarati, *Basic Econometrics*, 2nd edition, McGRAW-HILL, 1988.

[9] R. S. Pinkdyck and D. L. Rubinfeld, *Economic Models and Economic Forecasts*, 3rd edition, McGRAW-HILL, New York, 1991.

[10] 신재경, 장덕준, ″주성분회귀와 고유값회귀에 대한 감도분석의 성질에 대한 연구″, 한국데이터정보과학회지, 제20권, 제2호, pp.321-328, 2009.

[11] N. K. Kim, M. L. Chaudhry, B. K. Yoon, and K. Kim, ″Inverting Generating Functions with Increased Numerical Precision - Computational Experience″, Journal of Systems Science and Systems Engineering, Vol.20, No.4, pp.475-494, 2011.

[12] J. Abate and W. Whitt, ″The Fourier-series method for inverting transforms of probability distributions,″ Queueing Systems, Vol.10, pp.5-88, 1992a.

[13] J. Abate and W. Whitt, ″Numerical inversion of probability generating functions,″ Operations Research Letters, Vol.12, pp.245-251, 1992b.

[14] J. Abate, G. L. Choudhury, and W. Whitt, ″An Introduction to Numerical Transform Inversion and Its Application to Probability Models,″ Computational Probability, International Series in Operations Research & Management Science, Vol.24, pp.257-323, 2000.

[15] W. C. Giffin, *Transform techniques for probability modeling,* Academic Press, London, 1975.

[16] W. Mendenhall, R. Scheaffer, and D. D. Wackerly, *Mathematical Statistics with Applications,* 3rd edition, Duxbury Press, Boston, 1986.

[17] 박창이, 김용대, 김진석, 송종우, 최호식, *R을 이용한 데이터마이닝*, 교우사, 2011.

[18] 이호우, *대기행렬이론*, 제3판, 시그마프레스, 2006.

저 자 소 개

양 원 석(Won Seok Yang) 정회원

- 1993년 2월 : KAIST 경영과학과 학사
- 1995년 2월 : KAIST 경영과학과 석사
- 2000년 2월 : KAIST 산업공학과 박사

▪ 2000년 2월 ~ 2007년 1월 : LG U+ 차장
▪ 2007년 2월 ~ 2010년 2월 : ETRI 선임연구원
▪ 2010년 3월 ~ 현재 : 한남대학교 경영학과 교수
<관심분야> : 확률모형, 데이터마이닝, 생산운영관리, 통신경영, 통신정책, 기술경영, 보안경제성 분석

박 현 민(Hyun-Min Park) 정회원

▪ 1996년 2월 : 연세대학교 경영학과(경영학사)
▪ 1998년 8월 : 한국과학기술원 산업공학과(공학석사)
▪ 2009년 8월 : 한국과학기술원 산업및시스템공학과(공학박사)
▪ 2010년 8월 ~ 현재 : 배재대학교 경영학과 조교수
<관심분야> : 확률모형, 생산운영관리, 통신경영