DBpia

논문 14-39C-07-13

The Journal of Korea Information and Communications Society '14-07 Vol.39C No.07
http://dx.doi.org/10.7840/kics.2014.39C.7.608

비간섭 전력 부하 감시용 고차 적률 특징을 갖는 전력 신호 인식

민 황 기•, 안 태 훈*, 이 승 원*, 이 성 로**, 송 익 호°

Power Signal Recognition with High Order Moment Features for Non-Intrusive Load Monitoring

Hwang-Ki Min•, Taehun An*, Seungwon Lee*, Seong Ro Lee**, Iickho Song°

요 약

이 논문에서는 비간섭 전력 부하 감시에 알맞은 패턴 인식 시스템을 다룬다. 전력 신호의 고차 적률 정보를 써서 전기기구를 효과적으로 분별하여 인식할 수 있는 새로운 특징 추출 방법을 제안한다. 동작 특성이 비슷한 두 전기기구를 제안한 고차 적률 특징과 커널 판별 분석을 쓰는 패턴 인식 시스템이 효과적으로 분별하여 인식할 수 있다는 것을 모의실험으로 보인다.

Key Words : feature extraction, high order moment, non-intrusive load monitoring

ABSTRACT

A pattern recognition (PR) system is addressed for non-intrusive load monitoring. To effectively recognize two appliances (for example, an electric iron and a cook top), we propose a novel feature extraction method based on high order moments of power signals. Simulation results confirm that the PR system with the proposed high order moment features and kernel discriminant analysis can effectively separate two appliances.

Ⅰ. 서 론

가전 제품들의 동작 상태는 전기회사에서 전력 수요를 예측하고 전력 설비를 효율적으로 운영하는 데 매우 소중한 정보이다. 또한 이 정보는 가정의 전기 소비자가 자발적으로 전기 절약 전략을 세워 에너지를 절약하는 활동에 참여하도록 유도하는 바탕이 되기도 한다. 미국 전력 연구원의 연구 결과에서는 각 가전 제품의 전력 소비 정보를 실시간으로 쓰는 이에게 알려줄 경우 12% 정도의 에너지 절감 효과를 얻을 수 있다고 보고한 바 있다[1,2]. 가전 제품들의 동작 상태를 감시하고자 제안된 방법들 가운데, 가전 제품마다 전력 소비 감지 장치를 설치하여 수집한 정보를 중앙 화면 장치에 모아 보여주는 방법이 대표적이다[3].

※ 이 논문은 미래창조과학부의 재원으로 한국연구재단이 선정하여 지원하는 중견연구자지원사업 2010-0015175와 미래창조과학부의 재원으로 정보통신산업진흥원이 지원하는 IT융합 고급인력과정 지원사업 NIPA-2014-H0401-14-1009를 수행하여 얻은 결과 가운데 하나입니다.

• First Author : Statistical Signal Processing Laboratory, Department of Electrical Engineering, Korea Advanced Insitute of Sclence and Technology, hkmin@Sejong.kaist.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : Statistical Signal Processing Laboratory, Department of Electrical Engineering, Korea Advanced Insitute of Sclence and Technology, isong@Sejong.kaist.ac.kr, 종신회원

* 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 통계학적 신호처리 연구실, tahn@Sejong.kaist.ac.kr, slee@Sejong.kaist.ac.kr

** 목포대학교 정보전자공학과, srlee@mokpo.ac.kr, 정회원

논문번호 : KICS2014-05-182, Received May 8, 2014; Revised July 9, 2014; Accepted July 9, 2014

www.dbpia.co.kr

하지만 이 방법은 초기 설치와 유지 관리에 드는 비용이 커서 실제로 쓰기에 어려움이 있다. 이러한 비용을 줄이고자 비간섭 부하 감시 (non-intrusive load monitoring: 줄여서, 비부감)[4] 시스템이 제안되었다. 비부감 시스템에서는 한 집 안에 있는 가전 제품들의 총 부하에 대한 전류와 전압 파형을 하나의 전력선에서 관찰하여 각각의 가전 제품들에 대한 에너지 소모를 추정한다.

비부감 시스템에는 몇 가지 공통 원리들이 있다는 것이 알려져 있다[5]. 첫째, 가전 제품에 알맞도록 특징들을 선택하여 수식화해야 한다. 둘째, 그 특징들을 수집할 수 있는 (센서나 자료 수집 시스템과 같은) 장비들을 설치해야 한다. 마지막으로, 그 특징들을 바탕으로 전체 신호에서 특정 가전 제품을 가려내는 수학 알고리즘을 써야 한다. 위 셋 가운데에서 첫째와 마지막 원리에 초점을 두어, 비부감 시스템에서 가전 제품들을 효과적으로 분별할 수 있는 특징들과 알고리즘에 대해 많이 연구해 왔다[3]. 구체적으로, 유효 전력과 무효 전력을 쓰는 방법[4], 고조파를 (harmonics) 쓰는 방법[6], 푸리에 (Fourier) 계수와 전력의 변화량을 쓰는 방법[7], 그리고 스위치 전환 때 생기는 광대역 잡음을 쓰는 방법[8] 등이 제안된 바 있다. 최근에는 켜져 있는 상태와 꺼져 있는 상태 사이를 오가는 빈도 등에 바탕을 두어 가전 제품을 식별하는 방법과[2], 더하기 원리를 (additivity) 만족시키는 특징들을 써서 혼합 전력 신호를 분석하는 방법이[3] 제안되었다. 기존의 방법들은 전력 신호를 시간 또는 주파수 영역에서 분석하여 찾아낸 분별 특징을 쓴다. 한편, 이 논문에서는 새로운 관점에서 신호의 확률 분포의 정보들을 분별 특징으로 쓰는 인식 방법의 가능성을 살펴보고자 한다.

이 논문에서는 비부감에 알맞은 패턴 인식 시스템을 제안한다. 특히, 가전 제품을 효율적으로 인식할 수 있도록 전력 신호의 확률 분포 정보인 고차 적률을 (moments) 바탕으로 새로운 특징 추출 방법을 제안한다. 또한, 제안한 시스템의 이차적인 특징 추출에 커널 판별 분석을 (kernel discriminant analysis: 줄여서, 커판분) 써서 인식 성능을 더욱 높인다.

Ⅱ. 전력 신호 인식

2.1 문제 설명

이 논문에서는 전기다리미와 조리대를 (cook top) 인식하는 문제를 통해 제안한 시스템의 성능을 검증한다. 전기다리미와 조리대가 동작하고 있을 때의 일반적인 전력 신호를 그림 1에 보였는데, 이 그림에서 전기다리미와 조리대가 매우 비슷한 방식으로 동작한다는 것을 알 수 있다. 또한 제조사와 동작 유형에 따라 전력 신호가 조금씩 바뀐다는 점을 고려한다면, 이 두 가전 제품을 구별하는 일은 더욱 어려운 일이라는 것을 잘 알 수 있다.

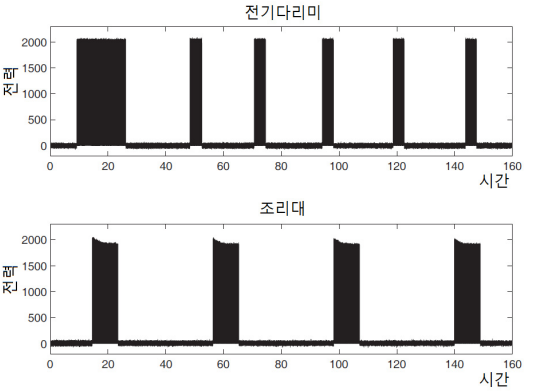

그림 1. 전기다리미와 조리대가 동작하고 있을 때의 일반적인 전력 신호
Fig. 1. Typical power signals of an electron iron and a cook top in operation

2.2 제안한 인식 시스템

가전 제품들의 이산 시간 전력 신호를 관찰하고 있다고 두자. 먼저 이 신호를 일정한 시간 사이를 두고, 그리고 얼마쯤 서로 겹치도록 작은 신호 조각들로 나눈다. 각각의 신호 조각들에 대해, 그 신호 조각에서 추출한 분별 정보를 바탕으로 어떤 가전 제품이 (이 논문에서는, 전기다리미와 조리대 가운데 하나가) 켜진 것인지를 결정하는 방법을 얻는 것이 논문의 목적이다.

제안한 시스템은 일반적인 패턴 인식 시스템과 비슷하게 작은 시스템들로 이루어진다: 첫째는 특징 추출 (feature extraction) 시스템이고, 둘째는 분류 (classification) 시스템이다. 특징 추출은 주어진 인식 작업에 알맞도록 자료에서 중요한 정보를 추출하는 과정인데, 보통 그 결과로 자료의 차원이 줄어들게 된다. 특징 추출기를 효율적으로 만들고 나면, 그 특징을 써서 뒤에 이어지는 분류 시스템의 효율과 처리 속도를 높일 수 있다. 이 논문에서는 특징 추출에 대하여 주로 다룬다.

제안한 시스템의 개념도를 그림 2에 보였다.

www.dbpia.co.kr

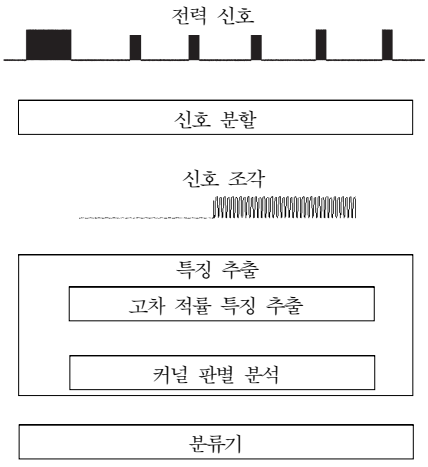

그림 2. 제안한 시스템의 개념도
Fig. 2. Conceptual diagram of the proposed system

Ⅲ. 특징 추출

3.1 고차 적률 정보를 쓰는 특징 추출

제안한 인식 시스템에서는 신호 조각의 고차 적률 정보를 분별 특징으로 쓴다. 신호 조각을 벡터 $\boldsymbol{x}=[x_1, x_2, \cdots, x_N]^T$로 나타내자. 여기서, N은 신호 조각의 길이이다. 그러면, $\boldsymbol{x}$의 특징 벡터는

$$\boldsymbol{F}_1(\boldsymbol{x}) = \left[v_1(\boldsymbol{x}), v_2(\boldsymbol{x}), \cdots, v_5(\boldsymbol{x})\right]^T \tag{1}$$

처럼 나타낼 수 있다. 여기서,

$$v_1(\boldsymbol{x}) = \frac{\sigma}{m} \tag{2}$$

이고, i=2, 3, 4, 5일 때

$$v_i(\boldsymbol{x}) = \frac{\mu_{i+1}}{\sigma^{i+1}} \tag{3}$$

이다. 위 (2)와 (3)에서, m과 σ는 각각 $\boldsymbol{x}$의 표본 평균과 표준 편차이고,

$$\mu_i = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x_n - m)^i \tag{4}$$

는 $\boldsymbol{x}$의 i째 표본 중심 적률이다. 여기서, $v_1(\boldsymbol{x})$, $v_2(\boldsymbol{x})$, $v_3(\boldsymbol{x})$가 각각 $\boldsymbol{x}$의 변동 계수 (coefficient of variation), 비틀림 (skewness), 뾰족함임을 (kurtosis)[9] 새겨두자: 비틀림 $v_2(\boldsymbol{x})$는 $\boldsymbol{x}$의 확률 밀도 함수가 얼마나 비대칭인지를 나타내는 잣대이고, 뾰족함 $v_3(\boldsymbol{x})$는 정규 분포와 견주어볼 때 $\boldsymbol{x}$의 확률 밀도 함수가 얼마나 뾰족한지를 나타내는 잣대이다. 이와 비슷하게, 특징 벡터의 나머지 원소들 $v_4(\boldsymbol{x})$와 $v_5(\boldsymbol{x})$도 신호의 확률 분포와 관련된 정보이다. 결국, 제안한 특징 추출 방법은 신호의 확률 분포의 정보를 바탕으로 하는 것으로, 시간 영역에서 구분하기 힘든 신호를 효과적으로 구분할 수 있게 한다.

3.2 이차적인 특징 추출: 커널 판별 분석

커판분은 특징 추출 방법들 가운데 가장 기본적이고 확실한 방법 가운데 하나인 선형 판별 분석을 (linear discriminant analysis)[10,11] 커널 공간으로 확장한 것으로서, 대부분의 패턴 인식 문제에서, 특히, 선형적으로 분리할 수 없는 문제에서 인식 성능이 뛰어나다[12]. 이 논문에서 다루는 전력 신호 인식 문제는 선형적으로 분리할 수 없는 문제이며, 뒤에서 잠깐 보이겠지만, Ⅲ-1의 특징 추출 과정을 거친 뒤에도 그 비선형성이 조금은 남게 된다. 따라서 (1)의 특징 추출 뒤에 커판분을 더함으로써 제안한 시스템의 성능을 더욱 높일 수 있다.

식 (1)의 특징 추출에 뒤이어서 제안한 시스템의 이차적인 특징 추출에 커판분을 쓰면, $\boldsymbol{x}$의 특징은

$$F_2(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{w}^T\boldsymbol{\phi}\left(\boldsymbol{F}_1(\boldsymbol{x})\right) + b \tag{5}$$

처럼 쓸 수 있다. 여기서, $\boldsymbol{\phi}$: $R^d \rightarrow R^{d'}$는 커널 공간으로의 대응 함수이고, d=5이며, d' 차원인 행벡터 $\boldsymbol{w}$는 커널 판별 벡터라고 (kernel discriminant vector) 부르고, 스칼라 b는 바이어스이다.

학습 단계에서 대응 함수 $\boldsymbol{\phi}(\cdot)$와 각각 어느 부류에 (class: 이 논문에서는 가전 제품의 종류) 속하는지를 알고 있는 학습 자료들의 집합 $D=\{\boldsymbol{x}_j\}_{j=1}^{M}$을 바탕으로, 커판분의 목적 (기준) 함수에 따라 $\boldsymbol{w}$와 b를 얻을 수 있다.

커널 판별 벡터 $\boldsymbol{w}$를 얻을 때, 목적 함수와 그에 따른 최적해를 구하는 방법에 따라 여러 가지 관련 기법들이 있다. 이 논문에는 이들 커판분 관련 기법들 가운데, 섭동법을 바탕으로 근사화한 커판분 (approximated kernel discriminative analysis based

www.dbpia.co.kr

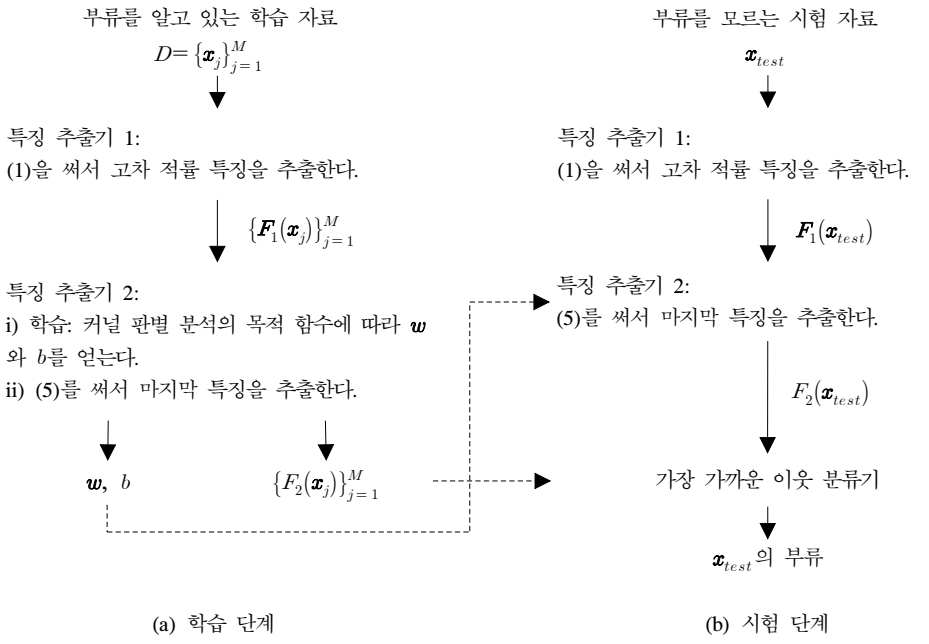

그림 3. 제안한 시스템의 학습 및 시험 단계에서의 블록선도
Fig. 3. Block diagrams of the training and testing stages of the proposed system

on perturbation method: 줄여서, 섭커판분)[12], 일반화된 판별 분석 (generalized discriminative analysis: 줄여서, 일판분)[13], 영 공간 기반 커널 피셔 판별 분석을 (null space-based kernel Fisher discriminant analysis: 줄여서, 영커판분)[14] 써서 제안한 시스템의 성능을 살펴본다.

Ⅳ. 분 류

제안한 시스템에서는 가장 가까운 이웃 (nearest neighbor) 분류기를 쓴다. 이는, 가장 가까운 이웃 분류기가 이해하기 쉽고 간단하면서도 많은 경우에 성능이 매우 좋기 때문이다[15]. 어느 부류에 속하는지 모르는 신호 조각 $\boldsymbol{x}_{test}$가 주어졌을 때, 제안한 시스템은 가장 가까운 이웃 분류기를 써서 다음과 같이 그 부류를 결정한다: 먼저, (1)을 써서 $\boldsymbol{x}_{test}$에서 고차 적률 특징 벡터 $\boldsymbol{F}_1(\boldsymbol{x}_{test})$를 추출하고 그 다음에 (5)를 써서 마지막 특징 $F_2(\boldsymbol{x}_{test})$를 얻는다. 이때, 앞에서 말한 대로 (5)의 커널 판별 벡터 $\boldsymbol{w}$와 b는 학습 단계에서 학습 자료 집합 D를 써서 미리 얻어 둔 것을 쓴다. 다음으로, $F_2(\boldsymbol{x}_{test})$와 (학습 단계에서 얻어 저장해 둔) 학습 자료들의 마지막 특징들 $\{F_2(\boldsymbol{x}_j)\}_{j=1}^{M}$ 사이의 유클리드 거리

$$\| F_2(\boldsymbol{x}_{test}) - F_2(\boldsymbol{x}_j) \| \tag{6}$$

을 재어 이 값을 가장 작게 하는 학습 자료의 부류를 $\boldsymbol{x}_{test}$의 부류로 결정하게 된다. 가장 가까운 이웃 분류기의 본연의 특징 때문에, 학습 자료에 대한 인식률은 100%이다.

제안한 시스템의 학습 및 시험 단계의 블록선도를 그림 3에 보였다.

Ⅴ. 모의실험 결과

전기다리미와 조리대를 각각 일정 시간 켜두고 끄고를 되풀이하여 얻은 실제 전력 신호 11개를 써서 제안한 시스템의 성능을 살펴보았다. 이때, 같은 가전제품이라도 동작 환경에 따라 전력 신호의 형태가 조금씩 바뀐다는 점을 고려하여, 전기다리미는 나일론, 솜옷, 털옷 등 다리는 옷감의 재질을 다르게 하여, 조리대는 온도를 다르게 하여 동작시켜 전력 신호를 얻었다. 다음에, 이 신호들을 쪼개어 전기다리미에 대해 53개, 조리대에 대해 106개, 곧 신호 조각을 159개 얻은 다음, 이 신호 조각들 각각에서 (1)에서 제안한 5차원의 고차 적률 특징 벡터를 추출하였다.

제안한 고차 적률 특징 벡터가 어느 정도의 분별 능력이 있는지를 살펴보고자, 159개 특징 벡터들 각

www.dbpia.co.kr

각의 첫 세 원소들을 그림 4에 나타내었다. 제안한 고차 적률 특징을 씀으로써, 시간 영역에서 구분하기 힘들었던 두 가전 제품이 특징 공간에서는 꽤나 간단히 구분될 수 있음을 그림 4에서 볼 수 있다. 또한, 제안한 고차 적률 특징 벡터의 분별 성능이 뛰어나기는 하지만, 두 가전 제품을 선형적으로 구분할 수 있게 하는 정도까지는 아니라는 점도 함께 볼 수 있다. (이때, 그림 4에서 보이지 않은 넷째, 다섯째 원소까지 고려한다고 해도 선형적으로 구분할 수 있음을 보장할 수는 없다.) 이를 보완하고자, III-2에서 말한 대로, 선형적으로 구분할 수 없는 패턴 인식 문제에서 성능이 뛰어난 커판분을 이차적인 특징 추출로 뒤이어 씀으로써 제안한 시스템을 성능을 더욱 높인다.

159개의 특징 벡터들 가운데 각 가전 제품에 대해 k개씩 모두 $2k$개를 커판분의 커널 판별 벡터와 가장 가까운 이웃 분류기를 학습시키는 데 쓰고, 나머지를 시험하는 데 썼다. 이때, k=10, 20, 30, 40으로 바꾸면서 k마다 250번 거듭 실험하여 얻은 평균 인식률을 표 1에 보였다. 제안한 고차 적률 특징과 커판분을 쓰는 인식 시스템이 다양한 환경에서 동작한 두 가전 제품의 전력 신호를 높은 인식률로 분별할 수 있음을 모의실험 결과에서 볼 수 있다. 구체적으로, 모의실험에서 쓴 세 가지 커판분 관련 기법들 모두 90%가 넘는 패턴 인식률을 대부분 보인다. 일판분의 경우에는, 최고 인식률이 94%쯤에 달한다.

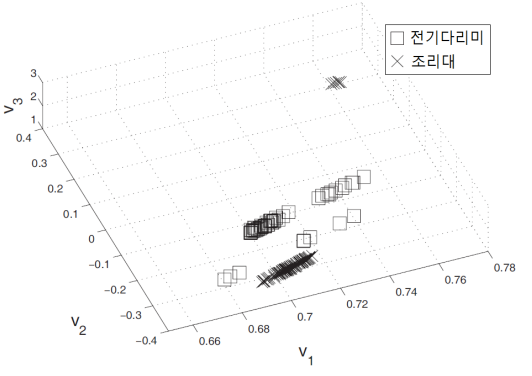

그림 4. 다양한 유형으로 동작한 전기다리미와 조리대의 전력 신호들에서 얻은 각각의 특징 벡터의 첫 세 원소들
Fig. 4. First three elements of each feature vector (1) obtained from power signals of electron irons and cook tops in operation on various modes

표 1. 제안한 시스템의 인식률 성능
Table 1. Pattern recognition accuracy performance

k	섭커판분[12]	일판분[13]	영커판분[14]
10	85.59%	87.85%	86.16%
20	91.44%	92.06%	90.64%
30	92.46%	93.63%	91.20%
40	93.35%	93.93%	91.35%

Ⅵ. 맺음말

이 논문에서는 비간섭 전력 부하 감시에 알맞은 패턴 인식 시스템을 보였다. 비슷한 동작 특성을 가진 두 가전 제품을 효율적으로 인식할 수 있도록, 전력 신호의 고차 적률 정보를 쓰는 새로운 특징 추출 방법을 제안하였다. 제안한 특징 추출 방법은 신호의 확률 분포의 정보를 쓰는 것으로, 시간 영역에서 구분하기 힘든 신호를 특징 공간에서 효과적으로 구분할 수 있게 한다. 또한, 제안한 시스템의 인식 성능을 더욱 높이고자, 커널 판별 분석을 이차적인 특징 추출로 더하였다. 전기다리미와 조리대에서 얻은 전력 신호를 쓴 모의실험을 거쳐, 고차 적률 특징과 커널 판별 분석을 쓰는 제안한 시스템이 두 가전 제품을 효과적으로 잘 분별할 수 있음을 보였다. 이때, 인식률은 대부분 90%가 넘었으며, 최고 인식률은 94%쯤에 달했다.

References

[1] B. Neenan and J. Robinson, Residential Electricity Use Feedback: A Research Synthesis and Economic Framework, Electric Power Research Institute, Technical Report, 2009.

[2] S.-W. Park, J. S. Seo, and B.-H. Wang, "Development of home electrical power monitoring system and device identification algorithm," *J. Korean Inst. Intell. Syst.*, vol. 21, no. 4, pp. 407-413, Aug. 2011.

[3] S.-W. Park and B.-H. Wang, "Algorithm of analysing electric power signal for home electric power monitoring in non-intrusive way," *J. Korean Inst. Intell. Syst.*, vol. 21, no. 6, pp. 679-685, Dec. 2011.

[4] G. W. Hart, "Nonintrusive appliance load monitoring," in *Proc. IEEE*, vol. 80, no. 12, pp. 1870-1891, Dec. 1992.

[5] M. Zeifman and K. Roth, "Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 57, no. 1, pp. 76-84, Feb. 2011.

www.dbpia.co.kr

[6] C. Laughman, K. Lee, R. Cox, S. Shaw, S. Leeb, L. Norford, and P. Armstrong, “Power signature analysis,” *IEEE Power, Energy Mag.*, vol. 1, no. 2, pp. 56-63, Mar./Apr. 2003.

[7] M. Berges, E. Goldman, H. S. Matthews, and L. Soibelman, “Learning systems for electric consumption of buildings,” in *Proc. ASCE Int. Workshop Computing Civil Eng.*, pp. 1-10, Austin, USA, Jun. 2009.

[8] S. N. Patel, T. Robertson, J. A. Kientz, M. S. Reynolds, and G. D. Abowd, “At the flick of a switch: Detecting and classifying unique electrical events on the residential power line,” in *Proc. Int. Conf. Ubiquitous Computing*, pp. 271-288, Innsbruck, Austria, Sept. 2007.

[9] I. Song, C. H. Park, K. S. Kim, and S. R. Park, *Random Variables and Random Processes*, Paju, Korea: Free Academy, 2014.

[10] D.-U. Cho, U.-D. Chang, Y.-G. Kim, Y.-J. Song, J.-H. Ahn, and B.-H. Kim, “2D direct LDA algorithm for face recognition,” *J. KICS*, vol. 30, no. 12C, pp. 1162-1166, Dec. 2005.

[11] Y. Hou, H.-K. Min, I. Song, M. S. Choi, S. Park, and S. R. Lee, “Transformation technique for null space-based linear discriminant analysis with Lagrange method,” *J. KICS*, vol. 38C, no. 2, pp. 208-212, Feb. 2013.

[12] S. Mika, G. Rätsch, J. Weston, B. Schölkopf, and K.-R. Müller, “Fisher discriminant analysis with kernels,” in *Proc. IEEE Workshop Neural Netw. Signal Process.*, pp. 41-48, Madison, USA, Aug. 1999.

[13] G. Baudat and F. Anouar, “Generalized discriminant analysis using a kernel approach,” *J. Neural Computation*, vol. 12, no. 10, pp. 2385-2404, Oct. 2000.

[14] W. Liu, Y. Wang, S. Z. Li, and T. Tan, “Null space-based kernel Fisher discriminant analysis for face recognition,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Automatic Face, Gesture Recogn.*, pp. 369-374, Seoul, Korea, May 2004.

[15] Y. Hou, I. Song, H.-K. Min, and C. H. Park, “Complexity-reduced scheme for feature extraction with linear discriminant analysis,” *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 23, no. 6, pp. 1003-1009, Jun. 2012.

민 황 기 (Hwang-Ki Min)

2004년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학사
2006년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
2006년 3월~현재 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정
<관심분야> 신경회로망, 패턴 인식, 기계 학습 이론

안 태 훈 (Taehun An)

2006년 2월 : 성균관대학교 정보통신공학부 공학사
2008년 8월 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 공학석사
2008년 9월~현재 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 박사과정
<관심분야> 이동통신, 검파와 추정

이 승 원 (Seungwon Lee)

2010년 2월 : 경희대학교 전자공학과 공학사
2012년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
2012년 3월~현재 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정
<관심분야> 이동통신, 통계학적 신호처리, 신호검파, 이동통신

www.dbpia.co.kr

이 성 로 (Seong Ro Lee)

1987년 2월 : 고려대학교 전자공학과 공학사
1990년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
1996년 8월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학박사
1997년 9월~현재 : 목포대학교 공과대학 정보전자공학과 교수
<관심분야> 디지털통신시스템, 이동 및 위성통신시스템, USN/텔레미틱스응용분야, 임베디드시스템

송 익 호 (Iickho Song)

1982년 2월 : 서울대학교 전자공학과 공학사 (준최우등)
1984년 2월 : 서울대학교 전자공학과 공학석사
1985년 8월 : 펜실베니아대학교 전기공학과 공학석사
1987년 5월 : 펜실베니아대학교 전기공학과 공학박사
1987년 3월~1988년 2월 : 벨 통신연구소 연구원
1988년 3월~현재 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 조교수, 부교수, 교수
1995년 1월~현재 : 한국통신학회 논문지 편집위원
대한전자공학회, 한국음향학회, 한국통신학회 평생회원, IET 석학회원, IEEE 석학회원
<관심분야> 통계학적 신호처리와 통신이론, 신호검파와 추정, 이동통신

www.dbpia.co.kr