

# SVR을 이용한 AC/DC/AC PWM 컨버터의 직류링크 커패시턴스 추정

論文

56-1-12

## DC-Link Capacitance Estimation using Support Vector Regression in AC/DC/AC PWM Converters

아보칼릴 아메드\*·張正翼\*\*·李東椿†

(Ahmed. G. Abo-Khalil · Jeong-Ik Jang · Dong-Choon Lee)

**Abstract** – This paper proposes a new capacitance estimation scheme for a DC-link capacitor in a three-phase AC/DC/AC PWM converter. A controlled AC voltage with a lower frequency than the line frequency is injected into the DC-link voltage, which then causes AC power ripples at the DC side. By extracting the AC voltage and power components on the DC output side using digital filters, the capacitance can then be calculated using the Support Vector Regression (SVR). By training of SVR, a function which relates a given input (capacitor's power) and its corresponding output (capacitance value) can be derived. This function is used to predict outputs for given inputs that are not included in the training set. The proposed method does not require the information of DC-link current and can be simply implemented with only software and no additional hardware. Experimental results confirm that the estimation error is less than 0.16%.

**Key Words** : Electrolytic capacitor, PWM converters, capacitance estimation, SVR.

### 1. 서 론

철강 압연 공정, 엘리베이터 구동, UPS 등 많은 전력전자 시스템에서 3상 AC/DC/AC PWM 컨버터를 사용한다. 이러한 컨버터는 직류링크 부분을 가지며 대부분 전해 커패시터를 사용한다. 전해 커패시터는 저가격에 비해 큰 용량을 가지므로 필터나 에너지 버퍼로서 널리 사용된다[1].

전형적인 전해 커패시터의 구조가 그림 1에 나타나 있다. 커패시터는 리플전류에 의해 내부 등가직렬저항(Equivalent Series Resistance - ESR)에서 주울(joule) 열이 발생하는데 이로 인해 전해질이 증발하고 내부 압력 때문에 플라스틱 캔을 통해 누출하게 된다. 전해질 양이 감소하면 전극 작용을 하는 표면이 감소하고 커패시턴스도 감소한다. 따라서 높은 주위 온도에 지나친 내부 발열은 커패시터의 수명을 급속히 단축시키게 된다.

일반적으로 전해 커패시터는 전력회로용 부품 중에서 수명이 가장 짧기 때문에 시스템 전체의 수명에 영향을 미치게 된다. 알루미늄 전해 커패시터는 코어의 최대 허용온도에서의 수명은 1,000~10,000시간이다[3]. PWM 컨버터에 사용되는 전해 커패시터의 내부 동작 상태를 외관으로는 알 수 없으므로 내부 상태를 진단할 필요가 있다[4].

전해커패시터의 상태 진단에 관한 연구가 발표된 바 있다. [5]에서는 전해질의 감소로 인해 커패시터 무게의 감소

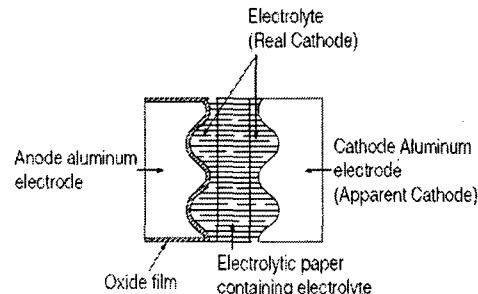


그림 1 전해 커패시터의 내부 구조

Fig. 1 Structure of electrolytic capacitor

된다는 것을 이용하였는데 이는 정밀도가 떨어지고 무게를 측정하기 위해 시스템으로부터 탈착해야 한다는 불편함이 따른다. 또 다른 방법은 커패시턴스의 감소가 내부 ESR의 증가로 나타난다는 것을 이용하였다[6], [7]. 이 방법은 탈착해야 할 뿐만 아니라 주파수응답을 해석하거나 고가의 RLC 미터를 필요로 한다. 이러한 단점에도 불구하고 내부 ESR의 변동을 이용하는 것이 전해커패시터의 수명을 평가하는 대표적인 방법인 것으로 인식되고 있다[8]. 그러나 높은 타워나 앞바다에 위치하는 풍력터빈용 AC/DC/AC PWM 컨버터에서 커패시터를 분리하는 방법은 실질적으로 적용하기가 곤란하다. 따라서 커패시터를 시스템에서 분리하지 않고 용량을 추정하는 방법이 요구된다. [9]에서 저자에 의해 컨버터에서 커패시터를 분리하지 않고 커패시턴스를 온라인으로 추정하는 방법이 제시되었다. 이는 전원주파수보다 낮은 저주파수의 교류 전류를 컨버터 입력측에 주입하고 이로 인해 직류링크단에 나타나는 교류 성분의 전압과 전류 신호로부터 RLS(recursive least square)를 이용하여 용량을 추정

\* 교신저자, 正會員 : 嶺南大學校 電氣工學科 教授 · 工博  
E-mail : dclee@yu.ac.kr

\* 正會員 : 嶺南大學校 電氣工學科 博士課程

\*\* 學生會員 : 嶺南大學校 電氣工學科 碩士課程

接受日字 : 2006年 8月 14日

最終完了 : 2006年 11月 16日

하는 방법이다. 이 방법은 직류링크단 전류의 직접적인 측정이나 추정을 필요로 한다.

본 논문은 SVR(Support Vector Regression)을 이용하여 AC/DC/AC PWM 컨버터 시스템의 직류링크 커페시턴스를 추정하는 새로운 알고리즘을 제안한다. 직류링크 전압지령에 전원 주파수보다 낮은 주파수의 교류전압 성분을 추가하면 직류단에 교류 리플전압이 나타나는데 이 주파수 성분을 대역통과필터를 통해 추출한다. 그리고 전원측 컨버터의 입력전력과 부하측 인버터의 출력전력의 차로부터 커페시티의 순시전력을 계산한다. 이러한 시스템의 두 입력과 출력 사이의 관계를 SVR의 오프라인 훈련을 통해 구한다. 이 함수가 구해지면 임의의 입력 값에 대해 출력을 계산할 수 있어 용량 추정이 가능하다. 3상 IGBT AC/DC/AC PWM 컨버터에 적용한 실험을 통해 추정오차 0.16[%] 이하의 우수한 결과를 얻을 수 있음을 보인다.

## 2. 전압 주입과 제어

### 2.1 교류전압 주입

3상 AC/DC/AC PWM 컨버터의 직류링크 전압은 스위칭 주파수와 관련된 고조파 리플을 제외하면 일정한 값을 갖는다. 시스템 파라미터 추정의 목적을 위해서 일정한 직류 값의 신호로부터 시스템의 정보를 추출하는 것은 어렵다. 따라서 특정한 신호로 시스템을 여기(excitation)할 필요가 있다. [9]에서는 컨버터 입력측에 특정한 주파수의 교류전류를 주입하였는데 이는 무부하에서는 잘 동작하지만 부하시에는 전류제어가 잘 이루어지지 않아 부하시에는 적용이 곤란하였다. 따라서 본 시스템에서는 저주파의 교류전압 성분을 직류링크 전압에 주입하여 이 신호를 추정에 이용하고자 한다. 주입되는 전압 신호는 다음과 같다.

$$v_{dc,ripple}^* = V_{ac} \sin \omega_{in} t \quad (1)$$

여기서  $V_{ac} = 10[V]$  and  $\omega_{in} = 2\pi f_{in} = 2\pi 30[rad/sec]$ . 주입되는 전압의 크기가 너무 크면 직류링크 전압이 크게 흔들리게 되고 너무 작으면 추출되는 신호가 작으므로 10[V] 정도로 설정하는 것이 적당하다. 또한 주파수가 너무 높으면 주입전압에 대응되는 전류성분이 커지고 직류링크 전압 제어의 대역폭이 커져야 하는 문제가 생기며 너무 낮으면 신호의 변화가 미약하므로 주입전압의 주파수는 30[Hz] 정도가 적당하다.

### 2.1 전압 제어기

커페시턴스 추정의 정확도는 주입하는 교류전압의 제어성능에 의해 결정되기 때문에 직류단 전압을 정밀하게 제어하여야 한다. 직류단 전압은 커페시터의 입력전력이 출력전력보다 크면 증가하고 반대로 출력전력이 크면 감소한다. 따라서 직류단 전압제어는 직류단 커페시터의 입·출력 전력을 제어하는 방식으로 이루어지며 제어성능을 높이기 위해서 쾌환제어와 더불어 주입 성분에 대한 전향 보상제어를 포함하여야 한다. 이때 유효전력과 무효전력을 분리하여 제어하므로 그림 2에서처럼 전원전압을 기준으로 하는 회전좌표계 상에서 전류를 제어한다[10].

컨버터의 손실을 무시하면 직류단 양단의 평형 전력은 아래와 같이 표현할 수 있다.

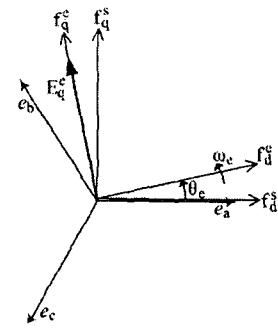


그림 2 PWM 컨버터의 기준 좌표계

Fig. 2 Reference frame in PWM converter

$$\frac{C}{2} \frac{dv_{dc}^2}{dt} = p_{in} - p_{out} \quad (2)$$

$$p_{in} = \frac{3}{2} (e_d^e i_d^e + e_q^e i_q^e) \quad (3)$$

$$p_{out} = \frac{3}{2} (v_{ds}^e i_{ds}^e + v_{qs}^e i_{qs}^e) \quad (4)$$

여기서  $C$ 는 직류링크의 커페시턴스,  $v_{dc}$ 는 직류링크 전압,  $p_{in}$ 은 전원측 컨버터의 입력 전력,  $p_{out}$ 는 부하측 인버터의 출력전력이다. 또  $e_d^e, e_q^e$ 는 컨버터 d-q 축 입력전압,  $v_{ds}^e, v_{qs}^e$ 는 인버터 d-q 출력전압이다.

단위역률제어를 위해서 컨버터 d-축 전류의 지령치를  $i_d^* = 0$ 로 하며 전류제어가 만족스럽게 이루어지면 실제 전류도  $i_d^e = 0$ 이 된다. 그리고 입력측의 전압강하를 무시하면

$$p_{in} = \frac{3}{2} e_q^e i_q^e \quad (5)$$

$$= \frac{3}{2} E i_q^e$$

식(2)와 (5)로부터 전향보상에 필요한 q-축 전류 지령을 아래와 같이 구할 수 있다.

$$i_{q,ff}^* = \frac{2}{3E} \left( \frac{C}{2} \frac{dv_{dc}^{*2}}{dt} + p_{out} \right) \quad (6)$$

주입 항을 포함하는 직류단 전압지령은

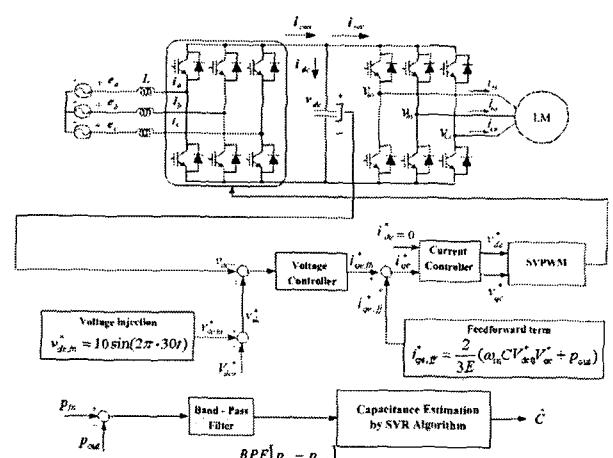


그림 3 PWM 컨버터의 제어 블록도

Fig. 3 Control block diagram of PWM converter

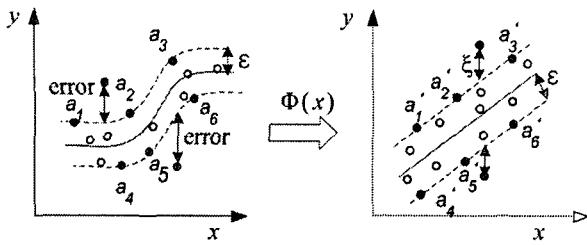


그림 4 고차원의 공간으로의 매핑

Fig. 4 Mapping from input to higher dimensional feature space

$$v_{dc}^* = V_{dc0}^* + v_{dc, ripple}^* = V_{dc0}^* + V_{ac} \sin \omega_{in} t \quad (7)$$

식(7)의 제곱을 미분하고  $V_{dc0}^* \gg V_{ac}$ 임을 고려하면 식(7)은 다음과 같이 된다.

$$\frac{dv_{dc}^{*2}}{dt} = 2\omega_{in} V_{dc0}^* V_{ac} \cos \omega_{in} t \quad (8)$$

그리고 식(6)으로부터 전향보상항을 다시 표현하면 아래와 같다.

$$i_{q\_ff}^{e^*} = \frac{2}{3E} (\omega_{in} C V_{dc0}^* V_{ac} \cos \omega_{in} t + p_{out}) \quad (9)$$

컨버터 q-축 전류는 직류전압 제어기의 출력이므로 직류링크에 주입한 전압 때문에 부하전류에 해당하는 직류값에 교류리를 성분을 포함하게 된다. 직류단 커패시터에서 순시전력은 전원측 컨버터의 입력전력과 부하측 컨버터의 출력전력의 차로 계산된다. 직류단 전압의 교류성분과 커패시터전력의 맥동 성분은 각각 대역통과필터를 이용하여 추출할 수 있다. 이 두 맥동 성분은 후술하는 SVR을 기반으로 한 커패시턴스 추정방법에 사용된다. 그림 3은 전원측 컨버터의 전체 제어블럭도를 나타낸다.

### 3. Support Vector Regression

본 절에서는 SVR의 기본 이론을 서술한다. SVR은 사용 가능한 데이터 혹은 훈련 데이터로부터 시스템의 입력과 출력사이의 미지의 맵핑을 찾아내는 추정 알고리즘이다. 추정을 위한 일반적인 식은 아래와 같이 표현된다[10].

$$f(x) = \langle w, \Phi(x) \rangle + b \quad (10)$$

여기서  $x$ 는 입력,  $w$ 는 가중치,  $b$ 는 바이어스 항이다. 그리고  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 는 벡터의 내적을 나타내며,  $w \subset R^n$ ,  $b \subset R$ ,  $\Phi$ 는  $R^n$ 의 공간으로부터 더 높은 차원의 공간으로의 비선형 사상을 의미한다. 그림 4는 저차원 공간의 비선형 함수를 고차원의 공간의 선형 함수로 매핑하는 것을 나타낸다. 식(11)로 주어지는 회귀의 위험(regression risk)  $R_{reg}$ 을 최소화하는  $x$ 값을 찾기 위해  $w$ 와  $b$ 를 구해야 한다.

$$R_{reg}(f) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^n \Gamma(f(x_i) - y_i) \quad (11)$$

위 식은 다음의 제한 조건을 갖는다.

$$|y_i - \langle w, \Phi(x_i) \rangle - b| \leq \varepsilon + \zeta_i^* \quad (12)$$

$$\zeta_i, \zeta_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$$

여기서  $\Gamma(\cdot)$ 는 비용함수,  $\varepsilon$ 는 허용오차,  $\gamma$ 는 훈련오차를

최소화하기 위한 것과 모델의  $\|w\|^2$ 항을 최소화하기 위한 것의 양자를 결합하는 상수,  $y$ 는 출력이다.  $\gamma$ 가 커질수록 SVR의 허용오차는 작아지고 모델은 복잡하게 되며,  $\gamma$ 가 작아질수록 허용오차의 폭은 증가하고 모델은 간단해진다.  $\varepsilon$  외부의 데이터는 훈련 집합의 오차를 허용하기 위해 도입된 슬랙변수(slack variable)  $\zeta_i, \zeta_i^*$ 에 포함된다.

식(12)의 제한조건을 가지며 식(11)을 풀기 위해 다음과 같은 라그랑제 합수를 도입한다 [11].

$$L = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) + \sum_{i=1}^n \alpha_i (w \cdot \Phi(x_i) + b - y_i - \varepsilon - \xi_i) \quad (13)$$

$$+ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* (y_i - w \cdot \Phi(x_i) - b - \varepsilon - \xi_i^*)$$

여기서  $\alpha_i, \alpha_i^*$ 는 라그랑제 승수(Lagrange multiplier)이다.

식(13)의 최적화 문제는 두 개의 변수  $\alpha_i, \alpha_i^*$ 를 가지며 이의 해는 아래와 같다.

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle \Phi(x_i), \Phi(x) \rangle + b \quad (14)$$

식(14)의 제한조건은  $0 \leq \alpha_i \leq \gamma, 0 \leq \alpha_i^* \leq \gamma$ 이다.

모델 함수 부근의  $\varepsilon$ -튜브 상이나 외부에 위치하는 데이터  $(y_i, x_i)$ 는  $0$ 이 아닌 상관계수  $(\alpha_i - \alpha_i^*)$ 를 갖는데 이러한 점을 지원벡터(support vector)라고 부른다. 경계 내부의 모든 다른 점들은 모델을 결정하는데 아무런 관련이 없다. 식(14)에서 내적은 커널(kernel) 함수  $K(x_i, x)$ 로 표현할 수 있다. 커널 함수를 사용하여 식(14)을 표현하면 아래와 같다.

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (15)$$

실제로 많이 사용되는 커널 함수는 아래와 같이 세 종류가 있다[12].

(1) Polynomial function

$$K(x_i, x) = [(x_i, x) + 1]^d \quad d = 1, \dots$$

(2) Radial base function (RBF)

$$K(x_i, x) = \exp \left\{ -\frac{|x_i, x|^2}{\sigma^2} \right\}$$

(3) Sigmoid function

$$K(x_i, x) = \tan(v(x_i, x) + c)$$

### 4. SVR 기반의 커패시턴스 추정

커패시턴스 추정에 SVR을 적용하기 위해서 먼저 입력과 출력에 대한 훈련 데이터와 커널 함수를 정해야 한다. 본 모델에서 SVR의 입력은 대역통과필터(BPF)를 통과한 커패시터 전력  $BPF(p_{in} - p_{out})$ 이고, 출력은 커패시턴스 추정 값이 된다. 그리고 가장 널리 사용되고 있는 RBF를 커널 함수로 선택하고 입력력 데이터의 훈련을 통해 입력력 관계를 찾아낸다.

그림 5는 SVR 추정 알고리즘의 흐름도를 보이는데 이를 아래에 설명한다.

① 충분한 개수의 훈련 데이터  $(y_i, x_i)$ , 그리고  $\varepsilon, \gamma$  와 커널 함수를 정한다.

② 훈련 데이터를 위한 커널 함수  $K(x_i, x)$ 를 계산한다.

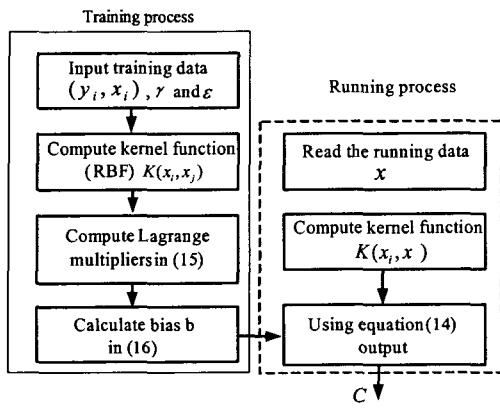


그림 5 SVR 추정 알고리즘의 흐름도

Fig. 5 Flowchart of SVR estimation algorithm

③ 라그랑제 승수, 바이어스  $\alpha_i$ 와  $b$ 를 오프라인으로 조절한다.

식(11)과 (13)으로부터  $w$ 는 다음과 같다.

$$w = (\alpha_i - \alpha_i^*)\Phi(x_i) \quad (16)$$

식(10)에 식(15)을 대입하고 라그랑제 승수를 도입하면 식(17)과 같은 라그랑제 함수를 얻을 수 있다[13].

$$\begin{aligned} W(\alpha_i, \alpha_i^*) &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)K(x_i, x_j) \quad (17) \\ &\quad - \sum_{i=1}^n y_i(\alpha_i - \alpha_i^*) + \frac{1}{2\gamma} \sum_{i=1}^n (\alpha_i^2 - \alpha_i^{*2}) \end{aligned}$$

여기서 제한조건은 다음과 같다.

$$\sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, \gamma]$$

식(17)이 2차 함수이므로 2차식 최적화(quadratic optimization) 기법을 이용하여 최소화 문제를 풀 수 있다. 이는 Matlab에서 Karush-Kuhn-Tucker 조건을 이용하여 구할 수 있다[13], [14]. 식(17)은 n개의 훈련데이터에 대한 2개의 루프로써 풀릴 수 있는데 외부루프에서 라그랑제 승수는  $(\alpha_i - \alpha_i^*)$ 이고 내부루프에서는  $(\alpha_j - \alpha_j^*)$ 이다.  $\alpha_i$ 는 그림 4(b)에서 튜브의 위 쪽 경계의 지원벡터  $a_1, a_2, a_3$ 에 대한 승수이고,  $\alpha_i^*$ 는 아래 쪽 지원벡터  $a_4, a_5, a_6$ 에 대한 승수이다.

라그랑제 승수가 구해지면 식(14)에서 바이어스  $b$ 는 식(16)과 커널함수를 사용하여 다음과 같이 오프라인으로 계산된다.

$$b = \text{mean} \left( \sum_{i=1}^n y_i - (\alpha_i - \alpha_i^*)K(x_i, x_j) \right) \quad (18)$$

④ 식(14)를 사용하여 입력  $BPF[p_{in} - p_{out}]$ 에 대해 출력인 추정 커패시턴스  $\hat{C}$ 를 계산한다.

라그랑제 승수  $(\alpha_i - \alpha_i^*)$ 의 0이 아닌 값만이 회귀선(regression line)을 예측하는데 유용하다. 파라미터  $\gamma$ 와  $\varepsilon$ 은 사전지식이나 사용자의 경험에 의해 결정되는데 본 알고리즘의 경우 RBF 커널 함수에  $\gamma = 400$ ,  $\varepsilon = 0.0001$ 로 설정하였다.

표 1은 커패시턴스 추정을 위한 훈련데이터이고 그림 6은 이 훈련데이터를 이용한 SVR 훈련 결과를 보인다. 그림에

서 굵은 선은 학습모델, 점선은  $\varepsilon$ -튜브이다. A, B, C, E는 지원벡터로 사용되는 훈련데이터이고 D는 사용하지 않는 훈련 데이터이다. 학습모델은 지원벡터로부터 결정되며 모든 훈련데이터는  $\varepsilon$ -튜브 내부에 놓인다. 그리고 라그랑제 승수의 계산 후에 식(15)을 이용하여  $w$ 를 결정하며,  $b$ 는 식(17)로부터 구한다.  $n$ 은 훈련데이터의 개수로 표 1에서 5가 되며 RBF의  $\sigma$ 는 200을 사용하였다.

표 1 훈련데이터

Table 1 Training data

	공칭 커패시턴스 [μF]	실측 커패시턴스 (y <sub>i</sub> ) [μF]	커패시터 전력 (x <sub>i</sub> ) [W]	라그랑제 승수 (α <sub>i</sub> - α <sub>i</sub> <sup>*</sup> )
A	1,950	1,928	562	2.370
B	2,450	2,394	655	4.298
C	2,950	2,857	1,105	4.298
D	3,450	3,323	1,340	0
E	3,950	3,789	1,835	6.709

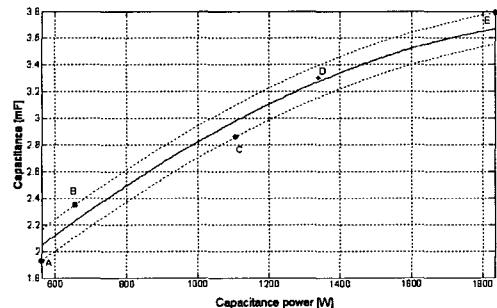


그림 6 SVR을 이용한 커패시턴스 추정 함수

Fig. 6 Estimated function of capacitance using SVR

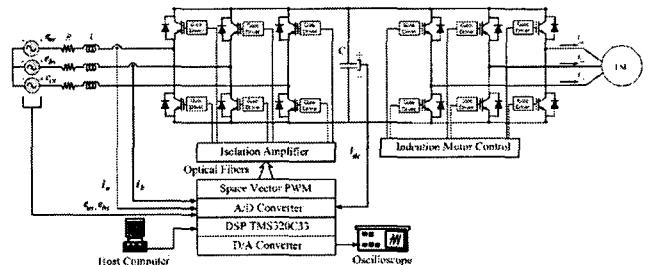


그림 7 시스템의 하드웨어 구성도

Fig. 7 System hardware configuration

표 2 시스템 파라미터

Table 2 System parameters

파라미터	파라미터 값
정격용량	3 kVA
입력전압	220 V
승압 인덕터	3.5mH
인덕터 저항	0.5Ω
스위칭 주파수	5kHz
주입 교류 전압	10Vpeak, 30Hz
직류링크 전압	340 V

## 5. 실험 결과

제안한 커패시턴스 추정 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해 실험을 실시하였다. 그림 7은 시스템의 구성도를 나타낸다. 시스템 사양은 표 2에 나타낸다. 본 논문에 사용된 대역통과 필터의 전달함수는 아래와 같고

$$G(s) = \frac{\frac{\omega_n}{Q}s}{s^2 + \frac{\omega_n}{Q}s + \omega_n^2} \quad (19)$$

여기서 절점 각주파수  $\omega_n = 2\pi \cdot 30[\text{rad/s}]$ , 선택도  $Q=4$ 로 선정하였으며 대역폭은  $47.12[\text{rad/s}]$ 이다.

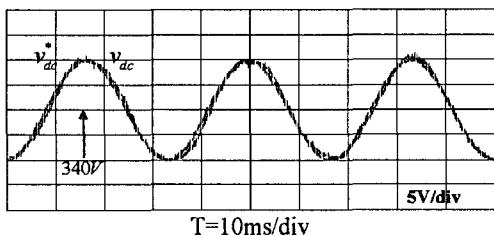


그림 8 주입된 교류전압 성분을 포함한 직류 전압  
Fig. 8 DC-link voltage including injected ac component

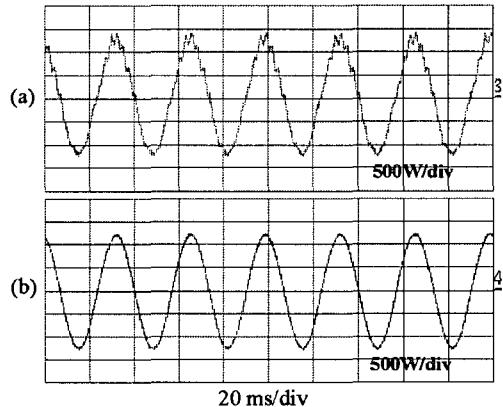


그림 9 커패시턴스 추정을 위한 순시 전력 신호  
(a)  $p_{in} - p_{out}$  (b)  $BPF[p_{in} - p_{out}]$   
Fig. 9 Power signal for capacitance estimation  
(a)  $p_{in} - p_{out}$  (b)  $BPF[p_{in} - p_{out}]$

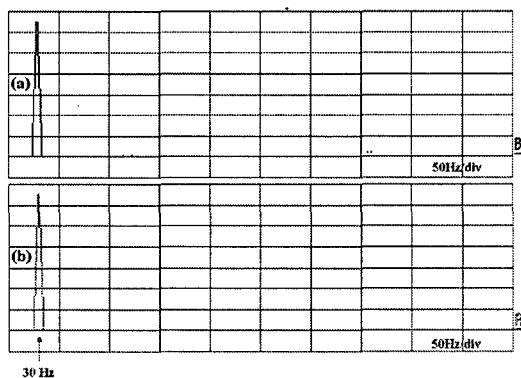


그림 10 그림 9의 파형에 대한 고조파 스펙트럼  
Fig. 10 Harmonic spectrum of wave-forms in Fig. 9

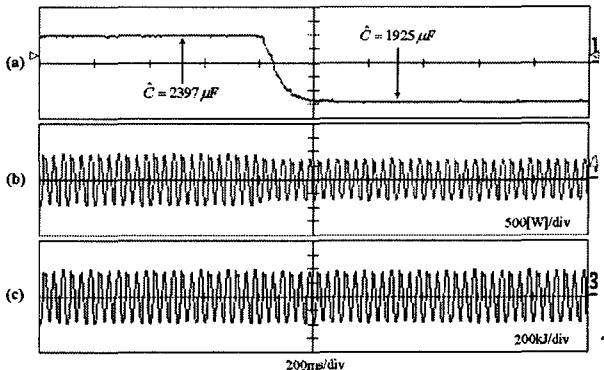


그림 11 커패시턴스 급변시의 추정

- (a) 추정 커패시턴스  $\hat{C}$
- (b)  $BPF[p_{in} - p_{out}]$
- (c)  $BPF[0.5 dv_{dc}^2/dt]$

Fig. 11 Estimation at abrupt change of capacitance

- (a) Estimated capacitance  $\hat{C}$
- (b)  $BPF[p_{in} - p_{out}]$
- (c)  $BPF[0.5 dv_{dc}^2/dt]$

표 3 커패시턴스 추정 오차

Table 3 Estimation error of capacitance

추정 값 [ $\mu\text{F}$ ]	추정 값 [ $\mu\text{F}$ ]	추정 오차 [%]
1,928	1,925	+0.125
2,394	2,397	-0.155

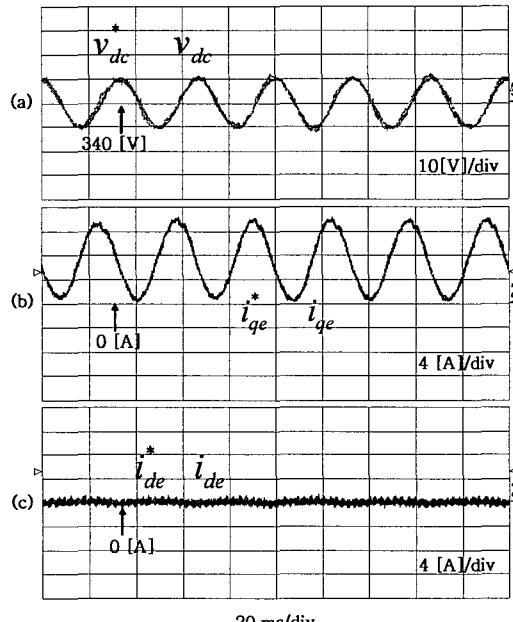


그림 12 컨버터 부하시의 전압과 전류 (a) 직류링크 전압  
(b) q-축 전류 (c) d-축 전류

Fig. 12 Voltage and current at load condition (a) dc-link voltage (b) q-axis current (c) d-axis current

그림 8은 주입된 교류전압을 포함하는 직류링크 전압을 나타낸다. 여기서 직류링크 평균전압은  $340[\text{V}]$ 이고 주입된 교류전압은  $v_{dc,ripple}^* = 10\sin(2\pi \cdot 30t)[\text{V}]$ 이다. 직류링크 전

압이 잘 제어됨을 확인할 수 있다.

그림 9는 SVR 추정 알고리즘에 필요한 전력 성분을 보인다. 그림 9(a)는 커패시터의 순시 전력이고 그림 9(b)는 대역통과필터를 사용하여 추출한 성분  $BPF[p_{in} - p_{out}]$ 이다. 그림 10은 그림 9의 파형의 고조파 스펙트럼을 보인다. 필터링 전에는 고조파 성분이 포함되어 있으나 후에는 30[Hz]의 기본파 성분만 보인다.

그림 11은 커패시턴스의 갑작스런 변화에도 추정 알고리즘이 효과적으로 동작하고 있음을 보인다. 그림 11(a)는 추정 커패시턴스, (b)는  $BPF[p_{in} - p_{out}]$ , (c)는  $BPF[0.5dv_{dc}^2/dt]$ 를 나타낸다. 식(2)를 살펴보면 그림의 관계가 잘 설명된다. 초기에 두 개의 커패시터(공칭 값 1950[ $\mu F$ ]) - 실제로는 3900[ $\mu F$ ] 커패시터 두 개를 직렬로 연결, 500[ $\mu F$ ])가 병렬로 연결되어 있다가 갑자기 500[ $\mu F$ ]를 분리하였을 때의 추정 과정을 나타낸다. 커패시터의 실제 측정값은 각각 1928[ $\mu F$ ]과 466[ $\mu F$ ]이다. 분리 전의 추정 커패시턴스 값은 2397[ $\mu F$ ]이며 이는 +0.125[%]의 추정오차이다. 466[ $\mu F$ ]의 커패시터를 분리할 때 1928[ $\mu F$ ] 커패시터의 추정 값은 1925[ $\mu F$ ]으로 추정오차가 -0.156[%]이다. 표 3은 이를 정리하여 보인 것이다.

그림 12는 부하시에도 교류 전압을 주입한 경우, 직류링크 전압제어와 d-q축의 전류 제어가 잘 이루어짐을 보인다. 따라서 직류링크 전압주입을 이용한 본 알고리즘은 무부하시 뿐만 아니라 부하시에도 적용할 수 있음을 확인할 수 있다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 3상 AC/DC/AC PWM 컨버터에서 직류링크 전해커판터 뱅크의 커패시턴스를 추정하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 본 방법은 직류링크 전류를 측정하거나 추정하지 않아도 되기 때문에 전류 측정이나 추정에 기인한 커패시턴스의 추정오차를 줄일 수 있다는 장점이 있다. 그리고 컨버터의 입력측의 전류주입 대신 직류링크에 교류 전압 성분을 주입을 사용함으로써 무부하시 뿐만 아니라 부하시에도 안정적인 추정이 가능하다. 또한 제안한 방법은 하드웨어를 추가하지 않고 소프트웨어만으로 커패시턴스 추정이 가능하다. 요약하면 직류링크에 교류 전압을 주입하고 필터를 통해 필요한 전압 신호를 추출하여 SVR 알고리즘을 이용하여 커패시턴스를 추정한다. SVR 알고리즘은 오프라인의 훈련데이터를 바탕으로 온라인으로 추정 값을 계산해 낸다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 추정 오차는 0.16[%] 이하로 추정 정확도가 매우 높다. 본 방법을 이용하여 AC/DC/AC PWM 컨버터 시스템에서 직류링크 커패시턴스를 주기적으로 추정함으로써 전해커판터의 열화 정도를 진단하여 교체 시기를 예측할 수 있다.

## 감사의 글

이 논문은 2005년도 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRF-2005-041-D00305)

## 참 고 문 헌

- [1] Y. Yang, M. Kazerani and V. H. Quintana, "Realization of a smart electrolytic capacitor circuit", IEEE Trans. Power Electron., vol. 18, no. 3, pp. 857-864, May. 2003.
- [2] 이동준, 김형진, "인버터용 전해 커패시터의 수명 추정", 전기학회 논문지, 50B권, 7호, pp. 338-346, 2001.
- [3] G. S. Parler, "Selecting and applying aluminum electrolytic capacitors for inverter applications", Cornell-Dubilier Electric Corp. www.cornell-dubilier.com
- [4] D. Rendusara, E. Cengelci, P. Enjeti and D. C. Lee, "An evaluation of the DC-link capacitor heating in adjustable speed drive systems with different utility interface options", IEEE APEC Proc., vol. 2, pp. 781-787, March 1999.
- [5] M. Gasperi, "A method for predicting the expected life of bus capacitors", IEEE IAS Conf. Proc., vol. 2, pp. 1042-1047, 1997.
- [6] K. Harada, A. Katuski and M. Fujiw, "Use of ESR for deterioration diagnosis of electrolytic capacitors", IEEE Trans. on Power Electron., vol. 8, no. 4, pp. 1199-1207, Oct. 1993.
- [7] E. Aeloiza, Jang-Hwan Kim, P. Enjeti and P. Ruminot, "A real time method to estimate electrolytic capacitor condition in PWM adjustable speed drives and uninterruptible power supplies", IEEE PESC Conf., pp. 2867-2872, 2005.
- [8] V. A. Sankaran, F. L. Rees, and C. S. Avant, "Electrolytic capacitor life testing and prediction", IEEE IAS Conf. Proc., vol. 2, pp. 1058-1065, Oct. 1997.
- [9] D. C. Lee, K. J. Lee, J. K. Seok and J. W Choi, "Online capacitance estimation of DC-link electrolytic capacitors of three-phase AC/DC/DC PWM converters using recursive least square method", IEE Proc. Electric Power Applications, vol. 152, no. 6, pp. 1503-1508, Nov. 2005.
- [10] 기초전력공학동동연구소, 전동기 구동시스템의 설계 및 실습, 제 10회 하계 교육 강좌, 2000.
- [11] V. Cherkassky and F. Miller, Learning from data concepts, theory and methods, Wiley, 1998.
- [12] S. R. Gun "Support vector machine for classification and regression", Technical Report, University of Southampton, 1998.
- [13] A. J. Smola and B. Scholkopf, "A tutorial on support vector regression," Statistics Comput., vol. 14, no. 3, pp. 199-222, Aug. 2004.
- [14] V. Vapnik, S. Golowich and A. Smola, "Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing", Cambridge, MA, 1997. MIT Press.

## 저 자 소 개



### 아보 칼릴 아메드

1969년 10월 12일 생. 1992년 이집트  
Assuit Univ. 전기공학과 졸업(학사).  
1996년 동대학원 졸업(석사). 현재 영남  
대 대학원 전기공학과 박사과정.

Tel : 053-810-3933

E-mail : a\_galal@ieee.org



### 장정익 (張正翼)

1979년 3월 18일 생. 2004년 영남대 전기  
공학과 졸업(학사). 현재 영남대 대학원  
전기공학과 석사과정.

Tel : 053-810-3933

E-mail : knight0318@gmail.com



### 이동춘 (李東椿)

1985년 서울대 전기공학과 졸업. 1993년  
동 대학원 전기공학과 졸업(공박). 1987  
년 ~ 1988년 대우중공업 중앙연구소 주임  
연구원. 1998년 미국 텍사스 A&M Univ.  
방문연구교수. 2004년 미국 Univ. of  
Wisconsin 방문연구교수. 현재 영남대  
전기공학과 교수. 당 학회 편집위원.

Tel : 053-810-2582

E-mail : dclee@yu.ac.kr