論文2003-40CI-1-1

프레임간의 영상 변화 검출을 위한 CNN-UM의 아날로그 병렬연산처리 알고리즘

(Analog Parallel Processing Algorithm of CNN-UM for Interframe Change Detection)

金 炯 奭 *, 金 善 哲 *, 孫 弘 樂 *, 朴 英 秀 *, 韓 承 朝 **

(Hyong-Suk Kim, Sun-Chul Kim, Hong-Rak Son, Young-Su Park, and Seung-Jo Han)

요 약

CNN-UM의 아날로그 연산기능을 활용할 수 있는 영상 변화 검출 알고리즘을 개발하였으며 이를 이동물체 검출에 활용하였다. CNN UM은 영상의 아날로그 병렬처리가 가능한 구조이므로 고속의 실시간 처리가 필요한 분야에는 매우 높은 응용성을 가진 새로운 구조의 아날로그 및 로직처리(아나로직) 프로세서이다. 이 CNN-UM은 동일 영상 프레임 내에서의 처리에는 능률적인 구조이지만 영상 프레임 간의 계산에는 아날로그 병렬처리 기능을 활용하기 어려운 연산구조라는 단점이 있었다. 본 연구에서는 셀의 상태 저장 커패시터에 인접 프레임의 영상들을 상호 역 부호를 통하여 중첩함으로써 영상 프레임 간의 변화 검출을 병렬로 수행할 수 있는 알고리즘을 개발하였으며 이 원리를 전기적 등가회로를 통해 해석하였다. 또한, 개발한 알고리즘을 이동물체 검출을 위한 프레임간의 영상 변화 검출에 적용하여 타당성을 확인하였다.

Abstract

The CNN-UM algorithm which performs the analog parallel subtraction of images has been developed and its application study to the moving target detection has been done. The CNN-UM is the state of the art computation architecture with high computational potential of analog parallel processing. It is one of the strong candidates for the next generation of computing system which fulfills requirement of the real-time image processing. One weakness of the CNN-UM is that its analog parallel processing function is not fully utilized for the inter-frame processing. If two subsequent image frames are superimposed with opposite signs on identical capacitors for short time period, the analog subtraction between them is achieved. The principle of such temporal inter-frame processing algorithm has been described and its mathematical analysis has been done. Practical usefulness of the proposed algorithm has also been verified through the application for moving target detection.

Keywords : CNN-UM, 아날로그병렬 연산처리, 이동물체 검출

* 正會員, 全北大學校 電子情報工學部
(School of Information and Electronic Engineering, Chonbuk National Univ.)
* 正會員, 朝鮮大學校 電子情報通信工學部
(Div. of Electronic, Information & Communication Eng., Chosun Univ.)
接受日字:2001年10月23日, 수정완료일:2002年12月5日

1. 서 론

영상에는 정보량이 매우 많기 때문에 인간 시각의 처리에서는 망막의 전 처리를 통해 변화가 있는 영상 부분을 추출한 후, 뇌에 전달하여 변화 부분에 대해서만 집중 처리하는 선택적 처리 구조를 사용하고 있다[1]. 인간 뇌의 병렬처리 구조와는 달리 순차적 처리에 의존하는 기존의 디지털 영상처리 시스템에서도 선택적 처리를 통해 계산량을 감소시킬 필요성이 크지만, 변화 부분 선택을 위한 처리자체에도 계산 부하가 크기 때문에 실시간 처리를 어렵게 하고 있다. 대량의 영상정보를 실시간으로 처리해야 하는 환경 하에서 인간의 뇌를 모방한 실시간 처리형 영상처리 시스템을 구현하기 위한 조건은 1) 전 처리를 통해 필요한 정보만 선택할 수 있는 기능이 필요하며 2) 영상 정보 처리 속도를 향상시키기 위해서 각 단계에 병렬처리 구조를 채택하는 것이 바람직하다.

병렬처리 구조에서 아날로그 병렬처리 방식을 VLSI로 구현하면 집적도가 높고 연산속도가 빠르며 전력 소모가 적다는 장점이 있지만 처리의 정밀도가 높지 않고, 여러 단계를 처리할 경우에 에러가 누적된다는 문제가 있다. 디지털 처리 방식은 아날로그처럼 단일 칩 내에 많은 연산 셀 구현은 어렵지만 에러의 누적이 없고 논리적 추론이 가능하다는 장점이 있다. 이와 같이 아날로그와 디지털 처리 방식의 특성이 다르기 때문에 이들의 장점을 종합적으로 이용하려는 영상처리 시스템이 범용처리 셀룰라 신경회로망 장치(Cellular Neural Networks-Universal Machine, CNN-UM)이다[2]. 셀룰라 신경회로망(Cellular Neural Networks, CNN)[3]은 Chua등이 발표한 아날로그 병렬처리 모델에 의한 신경회로망으로서 입력 및 이웃하는 셀 간의 정보를 시냅틱 가중치를 사용하여 처리함으로써 영상처리를 고속으로 수행할 수 있는 신경회로망이다. 그러나, 이 구조는 시냅틱 가중치를 회로적으로 구현해야 하는 경직성이 있으며 여러 단계의 다양한 처리를 요구하는 영상처리에는 논리적 추론 및 단계적 절차가 필요하기 때문에 Roska등은 범용의 영상처리가 가능한 CNN-UM[4]을 개발하였다. 이 CNN-UM은 Rodriguez등에 의해 칩으로 구현되고[5] Roska등에 의해 아나로직 시스템으로 구현되어 실용화에 근접해 있는 기술이다[6,7].

CNN-UM은 아날로그 연산 셀들을 중심으로 아날로그 및 로직연산 회로로 구성된 CNN 코어, 아날로그 및 디지털 메모리, 각종 스위치 및 A/D, D/A 등을 포함하는 구조로서 아날로그나 로직 연산을 위한 병렬처리는 CNN 코어에서 담당하고 단계적 처리는 디지털 논리회로와 스위치에 의해 처리하게 하는 효율적 구조로 된 영상처리 칩이다. 이 칩은 아날로그 병렬처리에 의한 고속화와 디지털 논리적 회로에 의한 단계적 처리를 병행할 수 있기 때문에 다양한 영상처리를 가능하게 하고 있다[8-10]. 이 CNN-UM에서의 영상처리는 2차원 영상 평면상의 이웃 셀들 간을 연결하는 시냅틱 가중치(2차원 템플릿)에 의해 이뤄지고 있기 때문에 동일 영상화면 내에서의 처리(spatial processing)에는 강하지만 프레임간의 영상 관계가 처리되는 시간 축 상의 처리(temporal processing)기능이 없다는 취약점이 있었다. 시간 축 상의 영상 처리에서 중요시되는 정보는 프레임 간의 영상 변화인데 이 정보의 깊이 값을 알면 다양한 후속 처리가 가능하지만, 현재의 CNN-UM 칩 구조에서는 이를 위한 직접적인 기능이 고려되어 있지 않기 때문에 지금까지의 응용연구에서는 프레임간의 영상 변화 추출을 위한 시뮬레이션에 그치거나 두 영상간의 비교 결과를 2진수로 표현하는 방법에 의존하고 있다[10].

본 연구는 시간 축 상의 인접 프레임 영상들을 상호 역 방향 템플릿을 사용하여 시간적으로 중첩함으로써 영상 변화계산을 고속으로 수행 할 수 있는 기술이다. 이 기술은 임의의 RC회로에 부호가 반대인 두 전원을 짧은 시간동안 교대로 인가할 경우 두 전원 값들이 서로 역 방향으로 중첩되어 그 차에 비례하는 전압이 커패시터에 축적된다는 원리를 응용한 것이다. 본 연구에서는 전기적 등가회로를 이용하여 제안한 원리를 해석하였으며 실제 영상에서의 이동물체 검출에 활용하여 검증하였다.

2절은 CNN과 CNN-UM의 구조 및 원리를 기술하였으며 3절은 영상의 역 방향 중첩에 의한 영상 변화 값 계산 원리 4절은 제안한 알고리즘의 응용 실험 및 5절은 이에 대한 결론이다.

Ⅱ. CNN 및 CNN-UM

1. CNN (Cellular Neural Networks)

셀룰라 신경 회로망은 <그림 1(a)>와 같이 2차원 배열을 갖는 아날로그 병렬처리 회로로서 각 격자점에는

영상의 화소점을 담당하는 아날로그 연산처리 셀들이 배치되어 있다. 이 셀들은 주위의 8개 셀들과의 회로적 연결을 가지며 이 주변 셀들과 긴밀하게 정보 교환을 통하여 처리하는 구조이다. <그림 1(b)>는 CNN 셀의 구조 및 주변 셀들과의 연결을 자세히 보이기 위한 1 차원 CNN의 구조인데 x는 각 셀의 상태이며 y는 셀의 출력이고 $f(\ )$는 셀의 상태값을 출력으로 변환하는 비선형 출력함수로서 비선형 함수인 시그모이드 함수를 주로 사용한다. 또한 u는 입력을 표시한다. <그림 1(b)>에서 각 연산 셀들의 입력으로는 자신의 위치에 해당하는 화소값 뿐 아니라 인접 화소값들을 시냅틱 가중치들과의 컨볼류션에 의하여 입력하는데 시냅틱 가중치 값들에 따라 다양한 종류의 연산이 가능하게 된다. 이 시냅틱 가중치 벡터를 B 템플릿이라고 부른다. 또, 회로의 입력에는 인접한 셀들의 출력들도 궤환시켜 입력하는데 이 때 사용된 시냅틱 가중치 벡터를

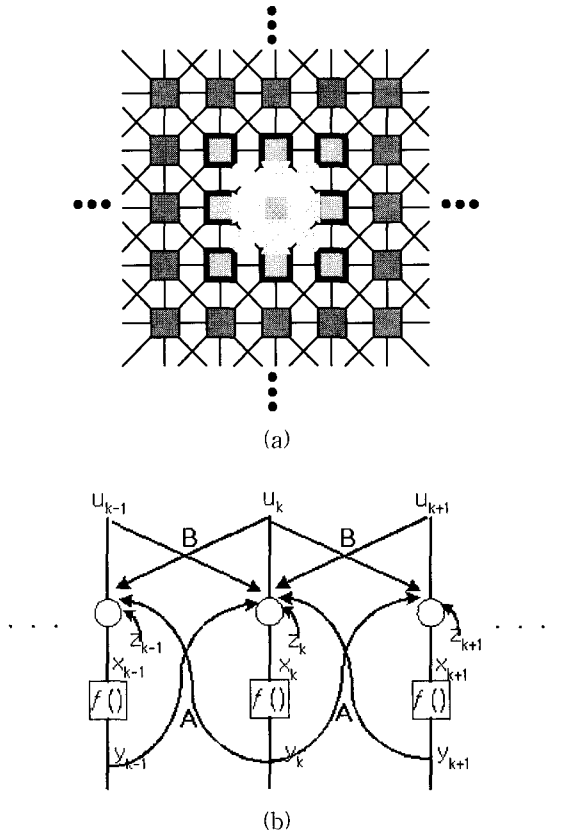


그림 1. CNN 셀의 배열 (a) 2 차원 연결 (b) 1 차원 CNN 셀들의 연결
Fig. 1. CNN Array (a) connections of 2-D CNN (b) connections of 1-D CNN.

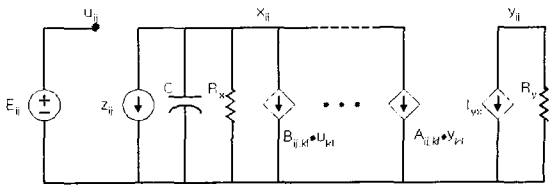


그림 2. CNN 셀의 전기적 등가회로
Fig. 2. Electrical equivalent circuit of the CNN cell.

A 템플릿이라고 한다. <그림 1(a)>의 2차원 구조에서는 시냅틱 가중치들이 8방향의 연결을 담당해야 하므로 3×3의 메트릭스로 표현된다. 각 셀에는 또한 제작시의 불균일을 고려하여 z로 표현된 바이어스 값을 인가할 수 있게 되어있다. 각 셀의 출력은 입력된 모든 정보들을 합산하여 출력함수 $f(\ )$에 의해 연산한 결과이다.

이 연산 구조가 간단한 회로에 의해 구현되기 위해서는 입력정보를 전류로 변환하여 커패시터에 합산하는 구조가 효과적이다. 이와 같은 동작을 하는 CNN셀의 전기적 등가 회로는 <그림 2>와 같다.

이 등가회로에서와 같이 CNN 셀은 전형적인 RC회로 구조로 표현되므로 템플릿 A 및 B에 의한 입력 값과 내부 bias 값 z를 고려한 회로의 동 특성식(dynamic)은 (1)처럼 1차 미분방정식으로 표현된다.

$$\frac{dx(i,j)}{dt} = -x(i,j) + \sum_{kl\in N_r} A(ij,kl)\, y_{kl} + \sum_{kl\in N_r} B(ij,kl)u(k,l) + z_{ij} \qquad (1)$$

$$y = f(x) \qquad (2)$$

2. CNN Universal Machine (CNN-UM)

CNN은 회로에 의한 아날로그 연산을 기본으로 하고 있으므로, 다양한 연산처리를 위해서는 여러 종류의 템플릿을 하드웨어로 구현해야만 하는 문제가 있다. CNN-UM은 Roska등이 CNN의 아날로그 연산만으로 해결할 수 없는 논리적 연산과 단계적 처리를 가능하게 하기 위해서 CNN에 논리회로를 결합하여 개발한 아날로그 및 로직 (아나로직) 회로 칩이다. CNN-UM의 기본 구조는 <그림 3(a)>와 같이 아날로그 셀들의 배열로 구성되며 각 셀은 <그림 3(b)>와 같이 아날로그 회로로 구성된 CNN 코어를 중심으로 커패시터로 구성된 지역 아날로그 메모리(LAM)과 바이너리 정보를 저장하는 지역 논리 메모리(LLM), 지역 통신과 제어를 담당하는 지역 통신 제어 유니트(LCCU), 셀의 출

력 값을 계산하는 지역 아날로그 출력 유니트(LAOU), 및 지역 논리 유니트(LLU)등으로 구성되어 있다. CNN의 템플릿과 입력은 아날로그 혹은 바이너리 형태로 셀에 인가되며 연산은 CNN 코어에 의해 아날로그 연산이 되거나 혹은 LLU에 의해 논리 계산을 한 후에 출력된다. 연산 결과는 아날로그 값으로 출력되거나 바이너리 값으로 변환되어 출력된다.

한편, LCCU는 중앙 통제 유니트인 GAPU로부터 받은 아날로그 템플릿이나 로직 함수를 받아 해당 셀에 인가하며 이를 위해 적절한 스위치를 동작시키는 역할을 한다.

CNN에서는 모든 셀마다 동일한 템플릿에 의해 동일한 동작을 하는 것이 특징이다. 이를 위해서 CNN 칩에는 셀들의 전체 동작을 제어하는 GAPU에 의해 관리된다. GAPU에는 아날로그 프로그램 레지스터(APR), 로직 프로그램 레지스터(LPR), 스위치 설정 레지스터(SCR) 및 전역 아날로그 제어 유니트(GACU)가 있다. CNN-UM의 동작은 운용자에 의해 작성된 프로그램 명령어에 의해 수행되며 이를 위해서 각 명령어들은 해당 템플릿들과 로직 및 필요한 스위치 조합방법으로 분해되고 해석된다. 그 프로그램에서 사용되는 모든 템플릿과 로직연산 방법 및 스위치 조합 방법은 각각 APR, LPR 및 SCR에 저장되어 GACU에 의해 임의로 선택되게 되어 있다. 이들의 선택 순서는 GACU에 저장되어 있다.

이 CNN-UM은 아날로그 병렬처리와 논리적 제어 능력이 있기 때문에 영상의 실시간 처리문제 해결에 높은 가능성이 있지만 템플릿 구조가 2차원이므로 동일 프레임 내에서의 처리에 한정되기 때문에 프레임간의 영상처리는 어려운 구조이다. 본 연구는 CNN-UM의 활용성을 증진시키기 위해서 기존에는 처리가 어려웠던 프레임간의 영상 변화 검출을 가능하게 하는 알고리즘에 관한 것이다.

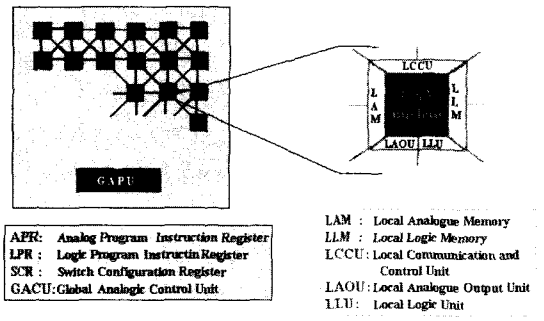


그림 3. CNN-UM 칩의 구조 (a) 칩 전체 구조 (b) 개별 셀의 구조

Fig. 3. Structure of the CNN-UM (a) overall structure (b) individual cell.

Ⅲ. 영상의 역 방향 중첩에 의한 영상 차이 계산

영상 프레임 간의 차이 값 계산은 영상을 이용한 이동 물체 검출에 빈번히 이용되는 중요한 처리이다. CNN에는 아날로그 병렬처리 능력이 있기 때문에 처리의 고속화가 가능하지만 영상처리에 시냅틱 가중치로 사용되는 템플릿들이 2차원 구조이므로 시간 축상에서의 영상처리에 사용되기 어렵다. 따라서, 두 개의 영상에 대한 관계를 처리해야 하는 경우에는 한 영상을 CNN의 입력단자에 인가하고 다른 영상은 상태로 인가하여 두 영상간의 처리를 수행하는 편법을 사용하고 있지만 두 영상간의 논리적 비교에 그치고 있다. 본 연구는 아날로그 입력 프레임간의 차를 아날로그 값으로 출력하는 알고리즘으로서 두 영상을 RC회로에 짧은 시간동안 순차적으로 중첩 인가하여 두 프레임간의 차를 얻는 방법이다.

전압 V_1과 V_2를 두 프레임의 동일 위치의 화소 값에 해당하는 전압이라고 하자. 또, <그림 2>의 등가회로에서 템플릿 A=0, 바이어스 z=0, 이고 템플릿 B가 <그림 4>와 같다고 하자. 이 템플릿의 중앙을 중심으로 각 방향의 값은 해당 방향의 셀과 연결 시에 적용하는 시냅틱 가중치이다.

여기서 $b_0 = \frac{1}{R_x}$ 라하고 u를 화소 값에 해당하는 입력 전압 값이라면 u에 의해 <그림 2>의 상태 x에 인

0	0	0
0	b_0	0
0	0	0

(a)

0	0	0
0	$-b_0$	0
0	0	0

(b)

그림 4. 영상 차 계산을 위한 B 템플릿 (a) 정 방향 중첩용 템플릿 (b) 부 방향 중첩용 템플릿

Fig. 4. B templates for analog subtraction with CNN-UM. (a) template for positive superimposition (b) template for negative superimposition

가되는 전류는 $\frac{u}{R_x}$ 가된다. 또한, 커패시터에 저장되어 초기 상태를 V_i라고 하면 <그림 2>에서의 상태 x부분의 등가회로는 <그림 5>와 같다. 여기서 스위치는 셀의 처리가 시작되는 시점을 표현하기 위한 것이다. <그림 5>의 등가회로에서 입력 u에 첫 번째 프레임의 화소에 해당하는 전압 V_1을 인가하고 <그림 4(a)>와 같은 정 방향 중첩용 템플릿을 사용하여 시간 t=0에서 스위치를 닫는다면 상태 x에서의 전압 $v_x(t)$는

$$v_x(t) = V_1 + (V_i - V_1)\, e^{-t/R_xC} \tag{3}$$

와 같이 지수함수가 된다. 이 회로에서 초기 전압이 0이라면 시간 T_1에서의 상태 전압 V_f는

$$V_f = V_1(1 - e^{-T_1/R_xC}) \tag{4}$$

가 된다. 여기서 $\frac{T}{R_xC}$를 ΔT_1로 간단히 표현하면 식 (4)는

$$V_f = V_1(1 - e^{-\Delta T_1}) \tag{5}$$

이다. 이 식을 Taylor 시리즈로 전개하면 지수함수 항은

$$e^{-\Delta T_1} = (1 - \Delta T_1 + \Delta T_1^{\,2} - \Delta T_1^{\,3} \ldots) \tag{6}$$

이므로 식 (6)은

$$V_f = V_1(\Delta T_1 - \Delta T_1^{\,2} + \Delta T_1^{\,3} \ldots) \tag{7}$$

이다. 만약 축적 시간 ΔT_1가 매우 작다면 식 (7)은

$$V_f \cong V_1 \Delta T_1 \tag{8}$$

로 간략화 된다. 이 값은 CNN 셀에 V_1 입력을 ΔT_1동안 인가했을 때, 커패시터 축적되는 전압이다. 두 번째 화소 값은 V_1에 의해 축적된 V_f를 초기 전압으로 하고 두 번째 화소 값에 해당하는 전압 V_2를 부의 방향으로 중첩함으로써 구한다. 즉, 커패시터의 초기 값이 V_f일 때, <그림 4(b)>와 같이 부 방향 템플릿을 사용하여 전압 V_2를 ΔT_2동안 인가한다면, 커패시터 전압은

$$V_s = -V_2 + (V_f + V_2)\, e^{\Delta T_2} \tag{9}$$

가 된다. 만약, $\Delta T_2 << 1$ 라면 앞에서와 같은 Taylor series전개에 의해 식 (9)는

$$\begin{aligned} V_s &\cong -V_2 + (V_f + V_2)(1 - \Delta T_2) \\ &= V_f - (V_f + V_2)\, \Delta T_2 \end{aligned} \tag{10}$$

가 될 것이다. 식 (8)을 (10)에 대입하면, 식 (10)은

$$\begin{aligned} V_s &= V_1 \Delta T_1 - (V_1 \Delta T_1 + V_2)\, \Delta T_2 \\ &= (\Delta T_1 - \Delta T_1 \Delta T_2)\, V_1 - \Delta T_2\, V_2 \end{aligned} \tag{11}$$

가 된다. 이 식이 두 개의 전압에 대한 뺄셈을 수행한다면, $V_1 = V_2$ 일 때, V_s값이 0이 되는 조건을 만족해야 한다. 따라서 식 (11)은

$$\Delta T_1 - \Delta T_1 \Delta T_2 = \Delta T_2 \tag{12}$$

이다. 이 때의 ΔT_1과 ΔT_2의 관계는

$$\Delta T_2 = \frac{\Delta T_1}{1 + \Delta T_1} \tag{13}$$

가 된다. 식 (13)의 관계식을 (11)에 대입하면,

$$\begin{aligned} V_s &= (1 - \frac{\Delta T_1}{1 + \Delta T_1})\, V_1 \Delta T_1 - \frac{\Delta T_1}{1 + \Delta T_1}\, V_2 \\ &= \frac{\Delta T_1}{1 + \Delta T_1}\, V_1 - \frac{\Delta T_1}{1 + \Delta T_1}\, V_2 \\ &= \frac{\Delta T_1}{1 + \Delta T_1}(V_1 - V_2) \end{aligned} \tag{14}$$

와 같이 V_1과 V_2의 차에 비례하는 전압을 셀의 상태 값으로 얻을 수 있다. 이 전압 값의 차는 크기가 $\frac{\Delta T_1}{1 + \Delta T_1}$ 배만큼 축소되어 나타나기 때문에 이 값이 출력함수를 거치더라도 선형영역을 통과하게 되어 최종 출력도 (14)와 동일한 식으로 표현된다. 이 값으로부터 실제의 영상 차이 값을 구하기 위해서는 이 계수의 역수를 차이 영상에 곱해주면 된다. 이 계산도 <그

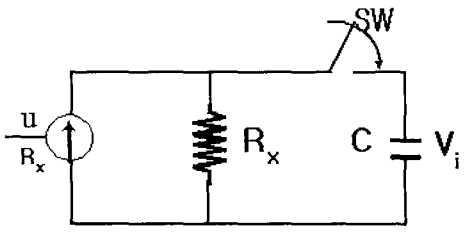


그림 5. 단순한된 등가회로
Fig. 5. Simplified equivalent circuit.

림 4(b)>와 같은 CNN 템플릿에 의해서 아날로그 병렬 계산을 통해 수행할 수 있다.

Ⅳ. 실험 및 검토

1. CNN-UM 셀에서의 출력 전압의 천이 특성

제안한 영상 변화 검출 알고리즘은 CNN 셀이 단일 입력, 무 궤환 구조인 경우 상태 값 천이 특성이 CNN 작동시간(running time)의 함수가 된다는 점을 이용한 것이다. 여기서 CNN 작동시간이란 <그림 6>과 같이 CNN 셀에 입력과 템플릿을 인가한 후 해당 스위치를 on하여 CNN을 가동시킨 시점으로부터 셀의 출력을 인출(read out)하는 시점까지의 시간을 의미한다. 이 CNN 작동시간은 CNN-UM의 프로그램을 통해 명령어로 입력시킬 수 있다.

CNN 출력의 시간에 대한 천이특성을 확인하기 위해 임의의 한 CNN 셀의 초기 상태가 0일 때 입력 +1을 가하여 출력 값이 시간에 따라 변화하는 값을 측정하였다. 이 CNN-UM의 출력 전압의 범위는 [−1, 1]이며 출력이 −1 일 때 영상에서는 밝게 표현되고 +1에 가까울수록 어두운 영상으로 표현된다. <그림 7>의 굵은 실 선은 작동시간의 길이에 따른 출력 전압의 측정 값 변화를 보여준다. <그림 7>에서 측정 전압 그래프 외에 두개의 지수 함수그래프와 직선의 식을 함께 그린 것은 다른 함수들과의 유사성을 비교하려는 것이다.

여기서 두 개의 지수 함수 그래프는 e^{-kt}에서의 k =0.07과 k=0.095에 해당하는 그래프이고, 직선 (0, 0)와 (15τ_{cell}, 0.075)를 통과하는 선이다. 여기서 τ_{cell}는 셀 내부의 시정수로서 200n sec이다. 그림에서 측정 출력 값은 예상했던 것처럼 작동 시간이 길수록 전압이 증가한다는 것을 보여준다. 그러나, 이 값은 RC회로 출력의 천이곡선에서 볼 수 있는 지수함수와는 다르며 <그림 7>의 구간 L에서처럼 긴 시간동안 직선성에 가까운 근사적 선형성이 있음을 알 수 있다. 제안한 알고리즘은 출력 전압 천이 특성의 부분 선형성(piecewise linear)을 이용한 것인데 실제의 측정 전압에서는 긴 구간동안 선형성이 있으므로 큰 값끼리의 차를 구하여 이용할 수 있게 되어 출력 값의 축소현상이 예상보다 완화될 수 있음을 의미한다.

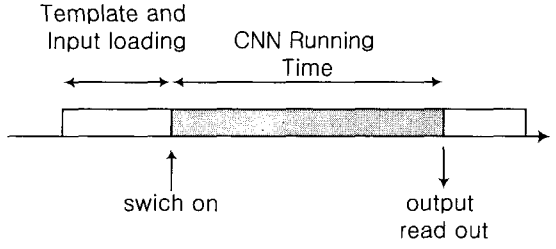


그림 6. CNN 작동시간
Fig. 6. CNN running time.

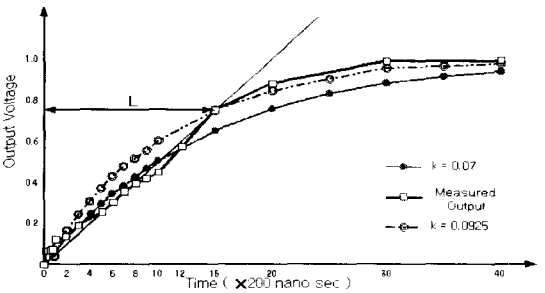


그림 7. CNN 작동시간에 대한 출력 전압의 천이 특성
Fig. 7. Transient characteristics of the output voltage for the CNN running time.

표 1. 이동 물체 검출실험에 사용된 템플릿
Table 1. Templates used for the moving object detection.

처리 종류	증폭 템플릿	문턱치 처리 템플릿 (+ 방향)	문턱치 처리 템플릿 (- 방향)
A	0 0 0 0 0 0 0 0 0	0 0 0 0 2 0 0 0 0	0 0 0 0 1.5 0 0 0 0
B	0 0 0 0 2.5 0 0 0 0	0 0 0 0 2 0 0 0 0	0 0 0 0 -2 0 0 0 0
Bias (z)	0	-0.1	-0.7

처리 종류	잡음 제거 템플릿	검은 영역 확장 템플릿	검은 영역의 에지검출 템플릿
A	0 0 0 0 -2 0 0 0 0	1 1 1 1 -1 1 1 1 1	0 0 0 0 3 0 0 0 0
B	0.5 0.5 0.5 0.5 3 0.5 0.5 0.5 0.5	0 0 0 0 1 0 0 0 0	-0.37 -0.38 -0.37 -0.38 2.4 -0.38 -0.37 -0.38 -0.37
Bias (z)	0.5	4	-0.2

2. 연속된 영상에서의 영상 변화 검출

제안한 영상 변화 검출 알고리즘을 <그림 8>과 같은 연속된 영상에서 비행물체 검출하는 실험에 이용하였다. 이 영상은 어둡고 불명확하여 다른 특징검출이 어렵다는 특성이 있기 때문에 이동물체 검출을 위해서는 영상 변화 검출에 의한 방법이 효과적이다. 이 실험에서 CNN 작동시간 ΔT_1과 ΔT_2는 각각 $2\tau_{cell}$및 $1\tau_{cell}$이었다.

<그림 9>는 제안한 알고리즘을 사용하여 얻은 영상들 간의 차이 영상으로서 <그림 9>의 첫 번째 영상은 <그림 8>의 첫 번째와 두 번째 영상간의 차이고 <그림 9>의 다른 영상들도 각각 <그림 8>의 나머지 영상들 간의 차이 영상이다. 이 영상들에서의 회색인 곳은 영상간의 차이가 0이고 회색 보다 어두운 부분과 밝은 부분은 영상차이가 각각 (+) 및 (−) 값임을 의미한다. 원래의 <그림 8> 영상에서의 산 부분의 검은 색들이 <그림 9>에서는 거의 회색으로 바뀐 반면 비행 물체의 영상은 상대적으로 뚜렷해 졌음은 프레임간의 영상의 차이가 잘 계산되어 이동물체만 두드러지게 나타나고 있음을 의미한다. 이 영상 차이가 전체적으로 희미한 것은 식 (14)에서 설명된 바와 같이 영상의 차이가 축소되어 표현되었기 때문인데 이 값은 증폭함으로써 강조 표현 할 수 있다. 이 증폭은 <그림 4(a)>에서의 템플릿 b_0 값에 1보다 큰 증폭 값을 인가하여 CNN-UN을 수행시킴으로써 얻을 수 있다. 이 실험에서 사용한 증폭율은 2.5였으며 <그림 10>은 <그림 9>의 차이 영상이 증폭된 영상이다. 이 증폭된 차이 영상(그림 9)에 문턱치 템플릿(표 1)을 적용하면 이동물체가 검출된다. 검출된 물체의 위치를 배경에 중첩하면 <그림 12>와

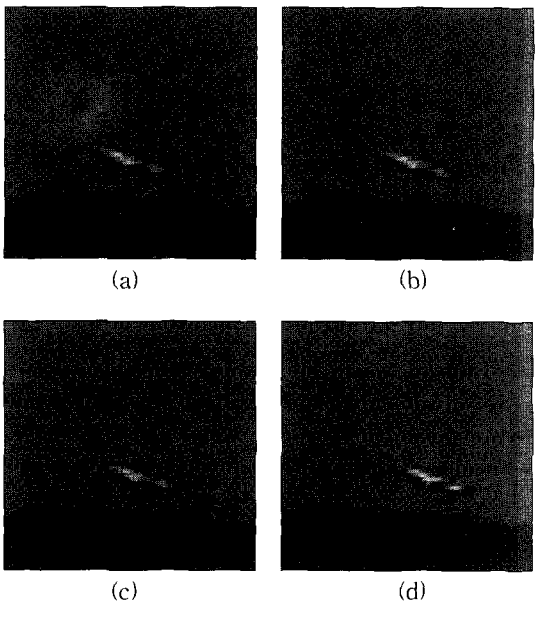


그림 8. 실험에 사용된 연속된 원 영상 (a)는 현재의 영상이면 다른 영상들은 순서적으로 1 프레임씩 이전의 영상임

Fig. 8. Consecutive original image frames used for the experiment. (a) is the current image and others are the previous frames.

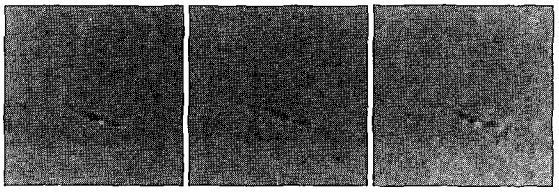


그림 9. 제안한 알고리즘에 의해 계산된 <그림 7> 영상간의 변화 영상

Fig. 9. Difference of the image frames in Fig.7, which are computed with the proposed algorithm.

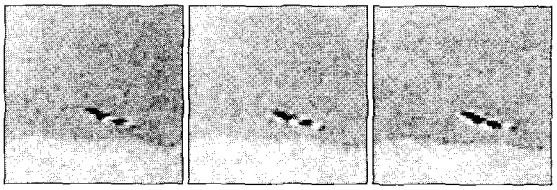


그림 10. <그림 9>의 영상이 증폭된 영상

Fig. 10. Amplified image difference in Fig.9.

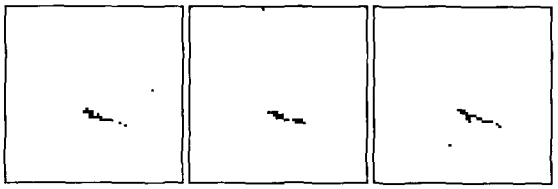


그림 11. <그림 10>에 문턱치를 적용한 결과

Fig. 11. Results of the thresholding operation about the Fig.10.

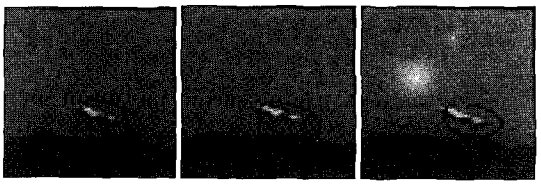


그림 12. 검출된 비행 물체

Fig. 12. Detected flying object.

같은데 이는 <그림 11>에 대해서 축소템플릿에 의한 잡음을 제거, 검출 물체의 확장 및 윤곽 추출 등을 위한 템플릿들(표 1 참조)을 사용함으로서 얻을 수 있었다. 이 실험은 <그림 8> 영상의 이전 및 이후에 연속되어 있는 총 32 프레임의 영상에 대해서 실시하였는데 모든 프레임에서 비행물체가 잘 검출되었다.

V. 결 론

CNN-UM의 아날로그 연산기능을 활용할 수 있는 영상 변화 검출 알고리즘을 개발하였다. CNN-UM에는 아날로그 병렬처리 기능을 보유하고 있지만 연산 구조상 영상 프레임 간의 계산에는 병렬처리의 기능을 활용하기 어려웠다. 본 연구에서는 상태를 저장하는 커패시터에 영상들을 상호 역 방향으로 중첩함으로써 영상의 차 계산을 가능하게 하였으며 이동물체 추출을 위해서 프레임간의 영상 차 계산에 활용하였다.

제안한 알고리즘을 적용한 이동 물체 추출 실험에서는 이동물체와 배경간의 구별성이 뚜렷해졌으며 이것을 증폭한 후, 문턱치 템플릿을 적용한 결과 물체부분이 쉽게 검출되었다. 또한, 이동물체 검출에 필요한 잡음 제거나 포착물체의 둘레 추출 등의 부수 기능들도 CNN-UM의 템플릿을 사용함으로써 고속화하였다. CNN-UM을 이동물체 검출에 실제 적용함으로써 아날로그 병렬처리 기술의 실용화 가능성이 높다는 것을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] D. K. Lee, C. Koch, and J. Braun, "Spatial vision thresholds in the near absence of attention," Vision Research, vol.37, no.17, pp. 2409~2418, Sept. 1997.

[2] T. Roska and L. O. Chua, "The CNN universal machine:an analogic array computer," IEEE Tr. on Circuits Systems II, CAS-40, pp. 163~173, 1988.

[3] L. O. Chua and L. Yang, "Cellular neural networks : theory," IEEE Tr. on Circuits Systems, Vol 35, pp. 1257~1272, 1988.

[4] G. Linan, S. Espejo, R. Dominguez-Castro,E. Roca, and A. Rodriguez-Vazquez, "A Mixed signal 4×4 CNN Universal Machine chip," Proceedings of MicroNeuro, pp. 61~69, IEEE Granada, Spain, 1999.

[5] R. Dominguez-Castro, S. Espejo, A. Rodriguez-Vazquez, R. Carmona, P. Foldesy, A. Zarandy, P. Szolgay, T. Sziranyi, T. Roska, "A 0.8 um CMOS two-dimensional programmable mixed-signal focal-plane array processor with on-chip binary imaging and instructions storage," IEEE Journal of Solid-State Circuits, vol. 32, no.7. pp. 1013~1026.

[6] T. Roska, A. Zarandy, S. Zold, P. Foldesy, and P. Szolgay, "The computational infrastructure of analogic CNN computing. I. The CNN-UM chip prototyping system," IEEE Transactions on Circuits and Systems I : Fundamental Theory and Applications, vol.46, no.2, pp.261~8, Feb. 1999.

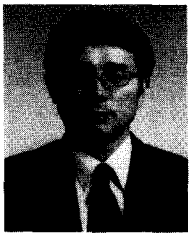
[7] I. Szatmari, A. Zarandy, P. Foldesy, P.; L. Kek, L. "An analogic CNN engine board with the 64*64 analog I/O CNN-UM chip," 2000 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Lausanne, Switzerland, May 2000. vol.2 pp. 124~7.

[8] A.G. Radvanyi, L. Gaspar, G. Toth, "CNN-UM stereo architecture and 3D template design techniques," International Journal of Circuit Theory and Applications, vol.27,no.1, pp.25~41 Jan.-Feb. 1999.

[9] T. Sziranyi, K. Laszlo, L. Czuni, F. Ziliani, "Object oriented motion-segmentation for video-compression in the CNN-UM," Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image, and Video Technology, vol.23, (no.2-3), pp. 479~96Nov.-Dec. 1999.

[10] O. Moeira-Tamayo and J. P. Gyvez, "Subband coding and image compression using CNN," International Journal of Circuit Theory and Applications, vol.27, no.1, pp.135~151, Jan.-Feb. 1999.

저 자 소 개

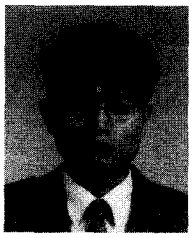


金 炯 奭(正會員)

1980년 : 한양대학교 전자공학과 졸업. 1982년 : 전북대학교 전자공학과 졸업(석사). 1992년 : Univ. of Missouri, Columbia 졸업(박사). 1993년~현재 : 전북대학교 전자정보공학부 부교수. <주관심분야 : 셀룰라 신경회로망, 영상처리, analog VLSI>

金 善 哲(正會員)

2000년 : 원광대 전자공학과 졸업. 2002년 : 전북대 메카트로닉스공학과 졸업(석사). 2002년 3월~현재 : 이노시스 <주관심분야 : 셀룰라 신경회로망, 물체 추적>



孫 弘 樂(正會員)

1996년 : 전북대 제어계측과 졸업. 1998년 : 전북대 전기공학과 졸업(석사). 2000년 : 전북대 전자공학과 박사과정 수료. 2000년 3월~현재 : 전북대 메카트로닉스 연구원. <주관심분야 : 셀룰라 신경회로망, analog VLSI>

朴 英 秀(正會員)

2000년 : 전북대 제어계측공학과 졸업. 2002년 : 전북대 제어계측공학과 졸업(석사). 2002년 3월~현재 : KFT. <주관심분야 : 비터비 디코더, 셀룰라 신경회로망>

韓 承 朝(正會員)

1980년 : 조선대학교 전자공학과 졸업. 1982년 : 조선대학교 전자공학과 졸업(석사). 1994년 : 충북대학교 전자계산학과 졸업(박사). 1986년 6월~1987년 3월 : 뉴올리언스대학 객원교수. 1995년 2월~1996년 1월 : 텍사스대학 객원교수. 2000년 12월~2002년 2월 : 버클리대학 방문학자. 1998년 3월~현재 : 조선대학교 전자정보통신공학부 정교수. <주관심분야 : 정보보안, 컴퓨터네트워크, 워터마킹, S/W 불법복지방지시스템>