

퍼지 예측을 이용한 이동물체 추적

Tracking of Moving Object using Fuzzy Prediction

임용호*, 백중환*, 황수찬*

Yong-Ho Lim, Joong-Hwan Baek, and Soo-Chan Hwang

요 약

시 변환 영상에서 가장 중요한 문제 중의 하나는 자동 목표 추적이다. 본 논문에서는 퍼지 예측을 이용한 이동물체의 위치예측 및 추적 기법을 제안한다. 먼저, 누적 차영상을 이용하여 물체와 배경을 분리한 다음 이동물체를 추출한다. 그리고 추출된 물체에 무게 중심법을 이용하여 물체의 중심점을 추출하고 추출된 물체에 가변 크기 탐색창을 사용하여 추적 성능을 높일 수 있는 기법을 제안한다. 또한 효율적인 물체 추적을 위한 조건으로 비선형적인 예측이 필요한데 본 논문에서는 다음 프레임에서의 물체의 위치를 예측하기 위해 퍼지 예측 방법을 제안한다. 실험을 통해 제안된 퍼지 예측 시스템이 여러 상황하에서 이동물체를 안정적으로 추적함을 보인다.

Abstract

One of the most important problems in time-varying image sequences is the automatic target tracking. This paper proposes a position prediction and tracking technique of moving object using fuzzy prediction. First, the object is segmented from background of the image using accumulative difference image technique. Then centroid of the segmented object is extracted by using the centroid method, and we propose to apply variable size searching window to the object in order to increase the tracking performance. Also, non-linear prediction is required for efficient object tracking. Therefore, in this paper, fuzzy prediction method is proposed for predicting the location of the moving object at next frame. An experimental result shows that the proposed fuzzy prediction system tracks the moving object in stable under various conditions.

I. 서 론

최근 디지털 영상 처리 기술의 발달과 더불어 시 변환 영상에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 시 변환 영상에 대한 문제 중에서 가장 중요한 문제의 하나는 자동 목표 추적 문제이다[1],[2]. 자동 목표 추적이란 카메라로부터 입력된 시 변환 영상 내에 존재하는 목표물의 움직임을 추정하여 그 목표물을 추적하는 것이다. 자동 목표 추적기는 자동 감시 장

치, 사격통제, 자동 교통 관제 등 여러 분야에 응용될 수 있어 그 동안 많은 연구와 개발이 이루어져 왔다.

기존의 추적 알고리즘으로는 물체의 이동으로 인하여 생기는 밝기의 시간적 변화도와 공간적 변화도 사이의 상호관계로부터 이동변위를 추출하는 시공간 경사법(spatio-temporal gradient method)[3], 각 시변 영상을 표적과 배경으로 분리하여 이진화 한 후 표적의 중심을 추출하여 그 중심의 변화로부터 표적의 이동 정보를 검출하는 무게 중심법(centroid

* 한국항공대학교(Hankuk Aviation Univ.)

· 논문번호 : 2001-1-4

· 접수일자 : 2001년 5월 21일

method)[4], 그리고 틀 영상에서 화소 자체의 정보나 또는 물체의 특징을 추출하여 탐색 영역을 이동하면서 유사성이 최대인 정합점을 찾는 정합법(matching method)[5] 등으로 크게 나눌 수 있다.

시공간 경사법은 추적 물체가 회전운동을 하거나 물체의 움직임이 클 경우 추적의 어려움이 있다. 무게 중심법은 비교적 계산이 간단하며 계산량 감소를 위해서 물체의 최대 이동 추정 변위에 제한을 둘 필요는 없으나 시변 영상을 표적과 배경으로 정확히 분리하는 데 어려움이 있다. 또한, 지상 표적과 같이 배경이 복잡하거나 배경 산란이 존재하는 영상의 경우 추적 성능이 상당히 떨어지는 단점이 있다. 정합법에 의한 영상 추적은 무게 중심법보다 계산량이 많고 시변 물체의 밝기변화, 물체의 확장 및 축소, 그리고 물체의 회전에 적절히 대응하지 못하는 단점을 가지고 있다. 그러나 비교적 복잡한 영상과 산란 배경 영상의 경우에는 무게 중심법보다 추적 성능이 높다.

효율적인 물체 추적을 위한 조건으로는 추적의 정확성과 실시간 처리 그리고 비 선형적인 예측이 필요하다. 기존의 추적 시스템은 이러한 조건을 만족시키기 위해 노력을 해왔으나 모든 조건을 다 충족시키지는 못하였다. 단순히 물체를 인식하고 위치를 검출하거나 실시간 처리를 위해 알고리즘을 단순화하여 정확성이 결여되는 문제가 있었다. 또한 이전 물체의 움직임을 이용하여 다음 위치를 예측하는 알고리즘은 많이 사용되지 못하고 있다. 구현된 예를 보면, Nick Cutania는 움직이는 비행기를 추적하였는데 확률적 방법을 이용하여 추적을 수행하였으나 단순히 현재 위치만을 파악하였다[6]. Lee 등이 제시한 물체 추적 시스템은 적외선 영상에서 느리게 움직이는 전함을 추적하는 시스템으로 다중 프레임 검출 개념을 이용하였다[7]. 이 시스템에서는 이동 물체에 대한 프레임간 상관도를 구하는데 추적창의 크기가 커지면 계산량이 많다는 단점이 있다.

본 논문에서는 실 시간상에서 이동물체를 추적하기 위한 전처리 과정으로 누적 차영상(accumulative difference image)을 이용하여 물체를 추출한 다음 추출된 물체로부터 무게 중심법을 사용하여 물체의 중심을 정확하게 추출하고 가변 탐색창을 사용해서 프레임간의 이동거리 및 방향을 효율적으로 계산하

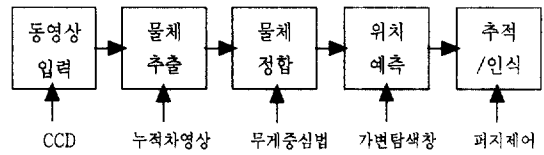


그림 1. 이동물체 추적 시스템의 전체적인 흐름도

Fig. 1. Flowchart of the moving object tracking system.

는 기법을 제시한다. 또한, 퍼지 제어(fuzzy control)를 사용해서 물체의 어떠한 움직임에도 다음 프레임에서 물체의 위치를 빠르게 예측하고 추적할 수 있는 추적 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 이동물체 추적 시스템의 전체적인 흐름도는 그림 1과 같다.

본 논문의 구성은 제2장에서 물체의 추출 및 정합 방법에 대해 설명하고, 제3장에서는 퍼지 제어를 이용한 물체 추적방법을 제시한다. 제4장에서는 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 여러 상황에서서의 퍼지 위치예측 성능을 분석하고 실 영상에 적용했을 경우의 성능을 분석한다. 마지막으로 제5장에서는 본 연구의 결과에 대해 논한다.

II. 물체의 추출 및 정합

2-1 누적 차영상에 의한 물체 추출

움직이는 물체에 대해 시간에 따라 영상을 획득하면 이 영상들 내에 있는 화소의 계조도는 정지해 있는 배경에서는 그 값이 변하지 않고 움직이는 물체가 있는 영역은 그 값이 변하게 된다. 그러므로 연속되는 두 영상간의 차를 구하여 차영상(difference image)을 만들면 배경으로부터 움직이는 물체만을 분할할 수 있다[8],[9]. 이러한 차이 영상을 이용하는 분할 방법으로 누적 차영상 방식이 있다. 이 방법은 기존의 차영상에 의한 이동 물체 분할 시 발생했던 문제점을 해결하기 위해 고안된 방법으로, 작은 물체의 움직임 또는 느린 물체의 움직임에 관계없이 물체의 움직임 방향과 움직임 속성 등에 대한 정보를 얻을 수 있다[16].

누적 차영상은 첫 번째 프레임을 참조 영상(reference image)으로 하여 n 개의 연속되는 프레임으

로부터 얻어질 수 있다. 누적 차영상의 값들은 참조 영상의 계조도와 비교하여 다음 프레임의 계조도가 얼마나 자주 바뀌었는지에 대한 정보를 알려 준다. 누적 차영상은 다음의 식으로 구할 수 있다.

$$d_{ac}(i, j) = \sum_{k=1}^n a_k |f_1(i, j) - f_k(i, j)| > \theta \quad (1)$$

여기서, θ 는 임계값(threshold value)이고, $f_1(i, j)$ 는 첫 번째 프레임으로 참조 영상이다. 또한, a_k 는 연속적인 n 개의 영상에서 각 영상에 대한 중요도를 나타내며 최근 영상일수록 높은 가중치가 부여된다. 이것은 물체의 최근 움직임에 더 큰 중요도를 부여함을 의미한다.

2-2 무게 중심법에 의한 물체 추적

무게 중심법은 각 시변 영상으로부터 물체와 배경을 분리하여 이진화 한 후 물체의 중심을 추출하여 그 중심의 변화로부터 물체의 이동정보를 검출하는 방법으로써, 타 방법에 비해 물체의 무게 중심을 정확히 추출하고 기동성이 뛰어난 물체에 잘 적용한다. 또한 계산량이 적어서 실시간적인 물체 추적에 유리하다.

탐색창 내에 하나의 물체만 존재하고 물체와 배경의 밝기 차이가 충분하여 문턱치 기법을 사용하여 물체 영역을 추출할 수 있을 때에는 무게 중심법에 의한 물체 추적은 우수한 성능을 나타내며 실제 물체의 위치를 정확하게 추정한다. 그러나, 탐색창 내에 다수의 물체가 존재하거나 영상의 신호 대 잡음비가 낮아서 물체 영역 추출이 성공적이지 못한 경우에는 무게 중심법을 사용하여서는 만족할만한 성능을 얻을 수 없다.

본 논문에서는 중심점 추적 기법의 성능을 저하하는 요인에 대한 문제를 해결하고, 또한 추적기의 추적 상태를 추정하여 추적기의 물체 위치 추정 결과를 신뢰할 수 있는가를 판별하는 기법에 대한 연구를 수행한다. 본 논문에서의 탐색창은 물체가 존재할 가능성이 높은 영역으로 실제 영상 영역화 등의 모든 작업은 영상 전체에 대해서 이루어지지 않

고 탐색창에 대해서만 수행되게 된다.

중심점 추적기의 성능을 저하시키는 요인으로 세 가지를 들 수가 있다. 첫째로 잡음의 영향이다. 입력 영상의 신호 대 잡음비가 낮은 경우에는 물체 영역이 제대로 추출되기 어려우며 배경 영역이 물체 영역으로 분리되어 물체의 중심점 계산 시 오차를 발생시킨다. 둘째는 클리터의 영향(클리터: 영상 내에 물체와 비슷한 특성을 갖는 유사 물체를 지칭)이다. 클리터가 탐색창 내에 존재하여 영상 영역화를 통하여 물체 영역으로 추출되면 역시 중심점 계산 시 오차를 유발시킨다. 마지막으로 배경산란이다. 배경산란은 클리터와 비슷하지만 내용상으로는 큰 차이가 있다. 배경산란은 배경의 일부 영역이 개체의 밝기와 비슷한 밝기를 갖게 되어 영상 영역화를 통하여 물체 영역으로 추출되는 경우를 지칭한다.

배경산란의 특징은 영역의 크기가 상당히 크며 탐색창 내의 밝기 분포도에 큰 변화를 주어 결과적으로 물체 영역을 정확히 추출할 수 없게 한다. 본 논문에서는 잡음의 영향으로 잘못 추출된 영역들을 제거하기 위하여 누적 차영상을 사용하였으며 물체와 클리터를 분리하기 위하여 연결 영역 레이블링을 통하여 연결된 각 영역을 추출하여 영역의 크기로부터 물체 영역을 선정하도록 하였다.

물체의 무게중심을 계산하기 위해, 먼저 누적 차영상으로부터 물체 영역을 분할한 후 이진화를 통해 물체영역에만 1을 부여하고 배경영역에는 0을 부여한다. 이진 영상 배열을 $f(i, j)$ 라 하면 물체의 무게 중심 (\bar{x}, \bar{y}) 는 다음의 식으로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \text{round}\left(\frac{1}{N} \sum_i i \cdot f(i, j)\right) \\ \bar{y} &= \text{round}\left(\frac{1}{N} \sum_j j \cdot f(i, j)\right) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, $N = \sum f(i, j)$ 는 물체를 구성하는 픽셀 수를 의미한다.

2-3 가변 탐색창을 이용한 물체 추적

영상에서 추적하고 있는 물체를 찾아내기 위해서

전 영역에 대해서 탐색하는 것이 아니라 물체 위치의 예측 값 주변에서만 탐색을 하면 보다 효율적인 탐색이 이루어진다. 즉, 시간에 따라 위치를 달리하며 변하는 물체의 위치를 계속 추적하려면 현재의 위치를 정확히 찾아낸 후에 다음의 위치를 예측할 수 있어야만 한다. 측정된 현재의 위치와 과거에 예측한 위치를 이용하여 다음의 위치를 예측하고 여기서 얻어진 정보를 이용하여 카메라의 서보 시스템을 구동하면 이동 물체를 항상 추적 영상의 중심에 위치하게 할 수 있다.

본 논문에서는 가변 탐색창을 이용하여 다음 프레임에서의 이동 물체 위치를 정확히 찾을 수 있도록 했다. 즉, 초기 프레임에서는 누적 차영상으로부터 이동 물체를 찾기 위해서 탐색창을 물체의 크기에서 상하 30픽셀씩의 크기로 크게 설정하여 초기 검출이 수월하게 하였으며, 추출이 안정적일 때 탐색창을 물체의 크기에서 상하 5 픽셀씩의 크기로 다음 프레임에서 탐색할 수 있도록 했다. 그림 2에 탐색창을 이용한 위치예측을 보인다.

탐색창을 이용할 때의 이점은 크게 두 가지로 나눌 수 있는데, 첫 번째는 물체 추출에 걸리는 시간을 단축할 수 있다는 것과, 둘째는 이동 물체가 겹치는 문제를 해결할 수 있다는 것이다. 또한 탐색창 내에 두개 이상의 물체가 탐지되었을 경우에는 현재 추적하고자 하는 물체가 어느 물체인지를 결정해야 하는데 이때 패턴인식 기법이 필요하다. 본 논문에서는 물체를 인식하기 위해서 물체를 구성하는 픽셀 수, 물체의 밝기 정보, 물체의 가로 대 세로비 등의 특징들을 사용하였다. 이 세 가지 특징 값이 라벨 l 을 갖는 물체는 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

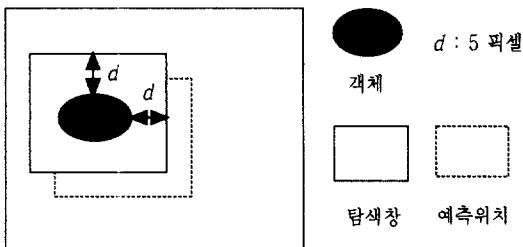


그림 2. 탐색창을 이용한 위치예측
Fig. 2. Position prediction using the search window.

$$f_i = (n_i, i_i, r_i) \tag{3}$$

여기서 n, i, r 은 각각 물체의 픽셀 수, 밝기 정보, 종횡 비이다.

탐색창 내에 두개 이상의 물체가 있을 때 이전 프레임에서 기억된 물체들의 특징과 탐색창 내에서 발견된 물체들의 특징을 비교해서 가장 짧은 유클리디언 거리를 가지는 물체를 추적하고자 하는 물체로 인식한다. 이전 프레임에서 추적하고 있던 물체의 특징을 $f = (n, i, r)$ 이라 하고 현재 프레임의 탐색창에서 발견된 물체들 중 추적하고 있는 가장 적합한 물체로 인식되는 물체의 라벨을 l_m 이라고 하면 이전 프레임에서 추적하고 있던 물체의 특징을 아래의 식으로 구할 수 있다.

$$l_m = \arg \min \sqrt{(n_i - n)^2 + (i_i - i)^2 + (r_i - r)^2} \tag{4}$$

본 논문에서는 식 (4)를 이용해서 두 개 이상의 물체가 존재할 경우, 물체의 특징 값을 이용하여 추적하고자 하는 물체를 지속적으로 찾을 수 있다. 즉, 가장 짧은 거리의 물체를 지속적으로 추적하고 있는 물체로 간주한다.

III. 퍼지 예측

영상 내에서 빠르게 움직이는 물체를 추적하는 경우 다음과 같은 문제가 발생한다. 첫째는 이동하는 물체의 위치를 추적할 수 있도록 카메라를 구동해야 하는데 카메라로부터 나온 정보는 잡음이 섞여서 불확실한 데이터를 받게 된다. 둘째는 카메라의 저속 구동으로 인한 시각 지연으로 물체는 다른 곳으로 가게 된다. 결국 물체의 움직임 특성을 모르면서 원하는 물체를 추적하기 힘들게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 퍼지 예측을 이용하여 움직이는 물체의 위치를 예측하고 추적하는 기법을 제안한다.

3-1 양자화와 퍼지화

퍼지 프로세싱하기 전에 크리스프(crisp)한 데이

터를 디지털 컴퓨터에 입력하기 위해 이산 데이터로 바꾸는 양자화(quantization)와 퍼지 데이터로 바꾸는 퍼지화(fuzzification)를 하여야 한다. 퍼지화란 측정되어지는 입력공간으로부터 특정한 입력 정의 구역(universe of discourse)에 있는 퍼지 집합으로의 대응 관계로 정의될 수 있다. 일반적으로 측정되어지는 데이터는 애매하지 않는 값을 지니는 것이 보통이지만 잡음이나 측정 오차에 의한 데이터의 불확실성을 퍼지화를 통해서 보완할 수 있다[10]. 본 논문에서 퍼지 제어기는 물체의 위치 변화를 또는 속도(v_k), 예측오차(e_k), 예측오차 변화율(\dot{e}_k)의 값들을 선형 양자화 했는데 이 값은 다음과 같은 7 개의 퍼지 레벨로 정의된다.

- LN : Large Negative
- MN : Medium Negative
- SN : Small Negative
- ZE : Zero
- SP : Small Positive
- MP : Medium Positive
- LP : Large Positive

물체의 위치와 속도 같은 경우는 모든 값의 비중이 같게 작용하기 때문에 선형 양자화 방법을 취한다. 양자화 된 입력 퍼지 집합들로부터 출력 퍼지 조합들을 조합함으로써 제어 규칙을 공식화 할 수 있다. 예를 들어, "예측오차가 MP이고 예측오차 변화율이 SN이며 물체의 현 속도가 ZE라면 다음 속도는 SP이다." 라는 규칙은 다음과 같이 표현할 수 있다.

IF $e_k = MP$ AND $\dot{e}_k = SN$ AND $v_{k-1} = ZE$
THEN $v_k = SP$

퍼지화 시 잡음이 없을 경우 싱글톤(singleton) 방식을 취한다. 싱글톤 방식은 측정된 입력에서 멤버십 값(membership value)이 1이고 그 외의 점들에 대해서는 멤버십 값이 0인 멤버십 함수를 갖는 퍼지 집합에 대응하는 방식이다. 잡음이 있을 경우는 삼각파나 가우시안 형태의 멤버십 모양을 취하는데, 이 경우에는 멤버십 폭(width)을 잡음의 편차

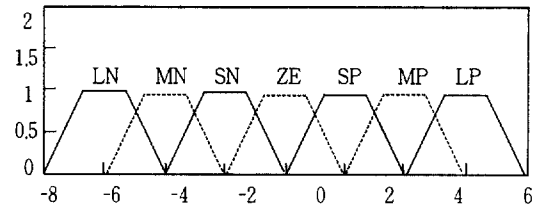


그림 3. 퍼지화 정의구역

Fig. 3. Universe of discourse.

값으로 취하는 것이 좋다. 본 논문에서는 사다리꼴(trapezoidal) 형태의 멤버십 모양을 취해서 정확성을 고려했다. 퍼지화 정의구역은 그림 3에서 처럼 -8에서 8까지 정의하였다.

3-2 예측 규칙 및 비퍼지화

불확실한 정보 즉 이동 거리나 속도를 가지고 움직이는 물체를 추적하기 위해서는 이동물체의 운동 특성을 파악하여야 한다. 본 논문에서는 퍼지 예측을 통해 이동 물체의 운동특성을 파악하여 다음 번 위치를 예측한다. 이동물체에 대한 현 위치로부터 다음 위치까지의 이동 거리, 즉 속도는 현재의 속도, 예측오차, 예측오차 변화율 등에 따라 예측할 수 있다. 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$v_k = R(v_{k-1}, e_k, \dot{e}_k) \quad (5)$$

여기서, 함수 R 은 예측 규칙(rule) 또는 퍼지 연상 메모리(FAM: Fuzzy Associate Memory)이다. 예측오차 e_k 는 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$e_k = v_k - v_{k-1} \quad (6)$$

또한, 예측오차 변화율은 아래의 식으로 나타낼 수 있다.

$$\dot{e}_k = e_k - e_{k-1} \quad (7)$$

그림 4에 $e_k = ZE$ 인 경우 퍼지 연상 메모리의 단면도를 보인다. 그림에서 음영 부분은 "IF $e_k = ZE$ AND $\dot{e}_k = SP$ AND $v_{k-1} = ZE$, THEN

$v_{k-1} \backslash e_k$	LN	MN	SN	ZE	SP	MP	LP
LN	LN	LN	LN	LN	MN	SN	ZE
MN	LN	LN	LN	MN	SN	ZE	SP
SN	LN	LN	MN	SN	ZE	SP	MP
ZE	LN	MN	SN	ZE	SP	MP	LP
SP	MN	SN	ZE	SP	MP	LP	LP
MP	SN	ZE	SP	MP	LP	LP	LP
LP	ZE	SP	MP	LP	LP	LP	LP

그림 4. $e_k = ZE$ 인 경우 퍼지 연상 메모리의 단면도
 Fig 4. Cross section of fuzzy associate memory when $e_k = ZE$.

$v_k = SP$ 인 예측 규칙을 나타낸다.

비퍼지화(defuzzification)는 출력의 역정의구역(inverse of discourse)에서 정의된 애매한 예측 값을 애매하지 않은 예측 값으로 대응시키는 것을 말하며 실제적인 비퍼지화 플랜트를 제어하기 위하여 정확한 제어 값을 발생시키기 위하여 사용된다. 따라서, 비퍼지화는 추론된 퍼지 제어 값으로부터 가장 높은 가능성 분포를 가지는 애매하지 않은 예측 값을 만들어 내는 것을 목표로 하며 다음과 같은 식으로 쓸 수 있다.

$$u_o = defuzzification(u) \quad (8)$$

여기서 u_o 는 애매하지 않은 퍼지 예측기의 출력을 나타내며 u 는 추론에 의해서 얻어지는 퍼지 집합을 나타낸다. 일반적으로 널리 사용되는 비퍼지화 방법으로서 최대값 방법(maximum criterion method), 최대평균 방법(mean of maximum method), 그리고 면적중심 방법(center of area method)등이 있다. 본 논문에서는 면적중심방법을 사용하여 비퍼지화를 수행하였다.

면적중심방법을 이용하여 물체의 다음 위치에 대한 예측값은 아래의 식으로 구할 수 있다.

$$v_k = \frac{\int y m_o(y) dy}{\int m_o(y) dy} \quad (9)$$

여기서, y 는 정의구역 내의 퍼지 집합 값이고

$m_o(y)$ 는 상관-적(correlation-product) 추론 값이다. 식 (9)를 실제 컴퓨터 상에서 구현하기 위해 이산화 하면 아래의 식으로 나타낼 수 있다.

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n y_i m_o(y_i)}{\sum_{i=1}^n m_o(y_i)} \quad (10)$$

여기서, y_i 는 i 번째 퍼지 집합 값의 중앙이고, n 은 본 논문의 경우 7이다.

IV. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 퍼지 예측에 의한 이동 물체 추적의 성능을 분석하기 위해 제안된 알고리즘을 비주얼 C++로 구현하였고 펜티엄 166MHz의 PC에서 실행하였다. 실험 영상으로는 크기가 320×240이고 계조도가 256인 8비트 항공기 영상을 이용하였고, 이동물체 추적에 있어서 일어날 수 있는 여러 가지 상황에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 퍼지 예측 및 그 성능에 대해 실험하였다.

4-1 시뮬레이션에 의한 퍼지 예측 성능 평가

실제 영상에 대한 실험에 앞서 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 1차원 데이터에 대한 여러 상황에서의 퍼지 예측 및 예측 오차를 구해 제안한 알고리즘의 성능을 평가하였다. 시뮬레이션 조건으로는 한 프레임 당 시간 t 동안에 물체가 이동할 수 있는 최대 거리를 60 픽셀 이하로 제한하였고, 프레임 수는 60으로 하였다. 본 논문에서 실험한 상황들은 다음과 같다:

- 1) 물체가 가속하는 경우
- 2) 물체가 가속하다가 등속도로 이동하는 경우
- 3) 물체가 가속하다가 감속하는 경우
- 4) 물체의 속도 변화가 cosine 형태인 경우
- 5) 물체가 불규칙하게 움직이는 경우

각각의 경우에 대한 시뮬레이션 결과를 그림 5~그림 10에 보인다. 물체의 속도변화가 cosine 형태인 경우와 물체가 불규칙하게 움직이는 경우를 제외

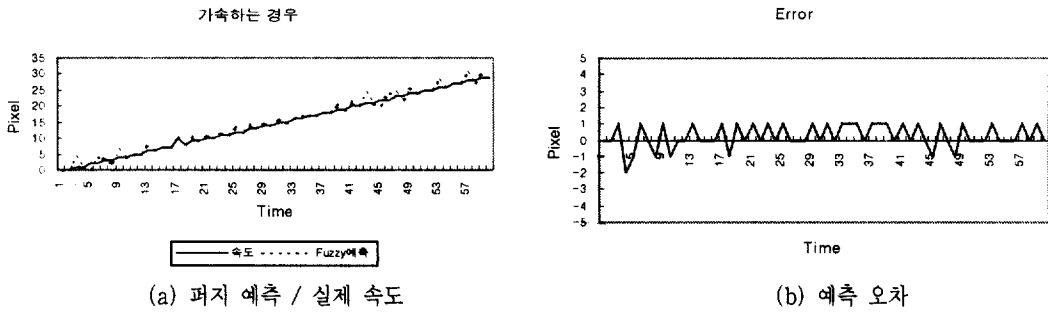


그림 5. 물체가 가속하는 경우

Fig. 5. In case of increasing velocity.

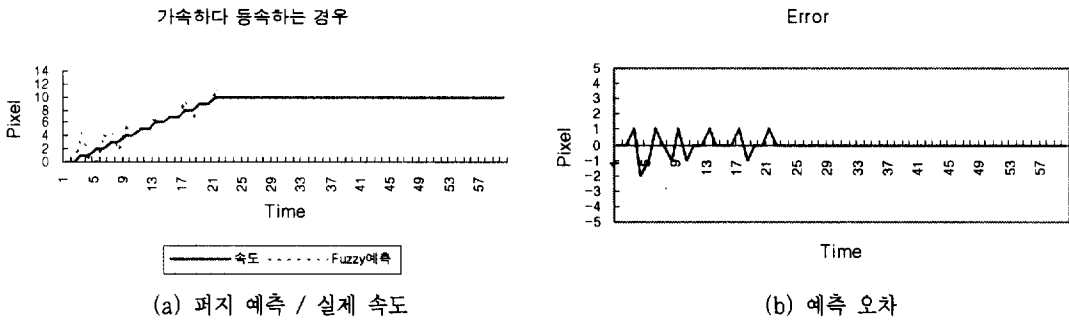


그림 6. 물체가 가속하다 등속하는 경우

Fig. 6. In case of uniform velocity after increasing.

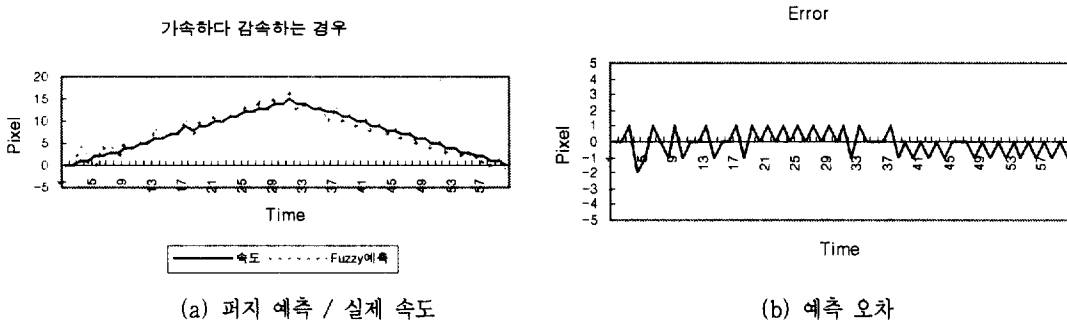


그림 7. 물체가 가속하다가 감속하는 경우

Fig. 7. In case of decreasing velocity after increasing.

한 모든 경우에서 예측오차가 1~2 픽셀 이내로 퍼지 예측이 정확하게 이루어지는 것을 볼 수 있다. 그러나, 두 경우도 일정 시간이 경과되면 예측이 안정적으로 이루어짐을 알 수 있다.

4-2 실 영상에서의 물체 추적

본 실험에서는 연속적인 30개의 프레임으로 구성된 실제 항공기 영상을 이용하여 퍼지 예측기의 성능을 실험하였다. 먼저, 물체의 추출 및 정합과정은

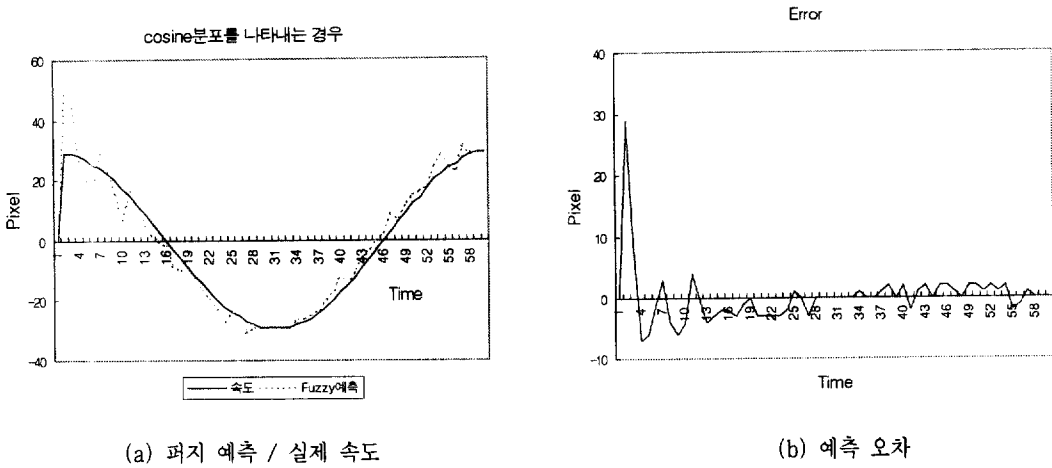


그림 8. 물체의 속도 변화가 cosine 형태인 경우

Fig. 8. In case of cosine form velocity.

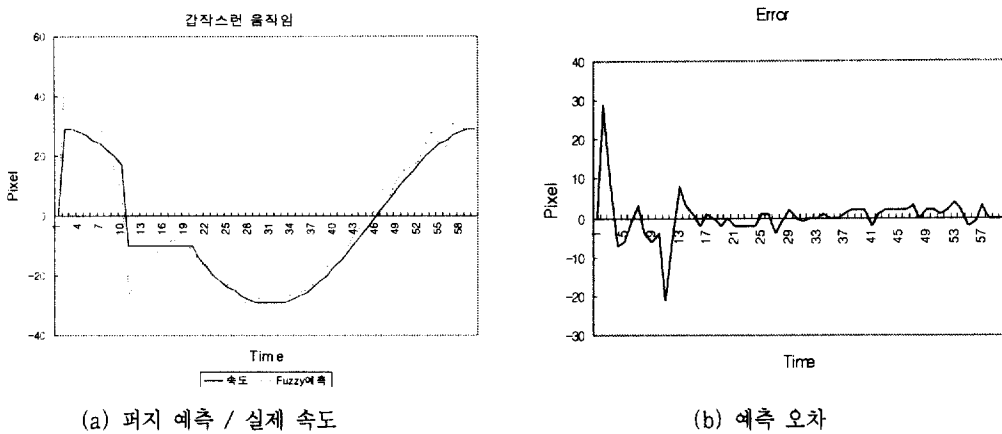


그림 9. 물체가 불규칙하게 움직이는 경우

Fig. 9. In case of random velocity.

제 2장에서 기술한 바와 같이 누적 차영상 및 무게 중심법을 이용하여 이동 물체를 추출하고 추출된 물체의 중심을 구하였다. 또한 탐색창을 적용하여 이동 물체를 연속적으로 추적하였다. 그림 10에 탐색창을 이용한 이동 물체의 추적 과정을 보인다. 또한 그림 11과 12에 퍼지 예측기의 수평축과 수직축의 예측 성능 및 예측 오차를 각각 보인다. 그림에서 9 번째 프레임 이후부터는 예측 오차가 1 픽셀 이하로, 제안된 퍼지 예측기의 예측 성능이 뛰어난 것을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 이동 물체를 정확히 추출하고 추적할 수 있는 방법을 제안하였다. 먼저, 물체 추출 과정에서 누적 차영상을 적용하여 물체와 배경을 분리하였으며 중심점 추적의 성능을 저해하는 잡음의 영향과 필터의 영향을 해소시켰다. 그리고 추출된 물체 영역에 무게 중심법을 적용하여 물체를 정확히 추출하고 추출된 물체에 가변적인 탐색창을 사용해서 무게중심법의 단점인 동적인 배경 하에서의 추적

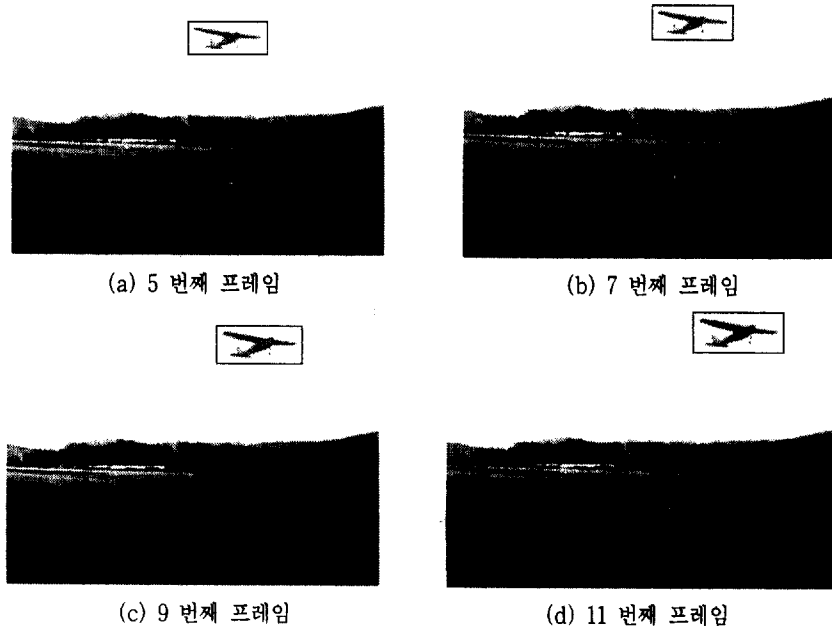


그림 10. 탐색창을 이용한 이동물체의 위치 추적

Fig. 10. Tracking of moving object using search window.

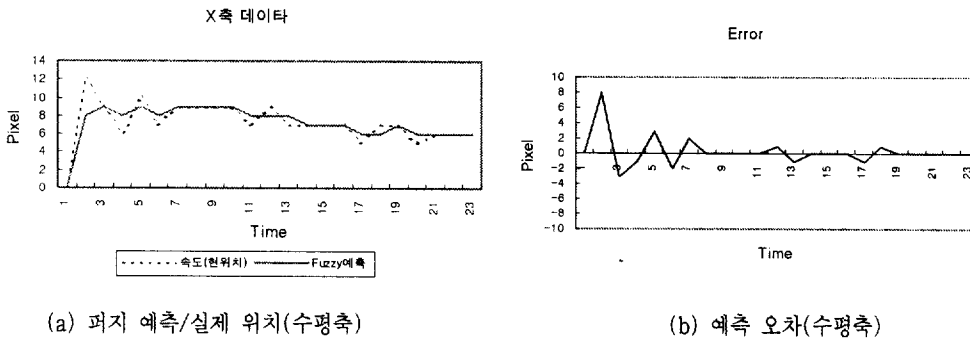


그림 11. 실 영상에 대한 퍼지 예측 및 오차(수평축)

Fig. 11. Fuzzy estimation and error for practical image (horizontal axis).

성능을 높일 수 있었다. 또한 효율적인 물체 추적을 위한 조건으로 비선형적인 예측이 필요한데 본 논문에서는 다음 프레임에서의 물체 위치를 예측하기 위해서 퍼지 이론을 적용하였다. 불확실한 정보 즉, 애매한 이동 거리 또는 속도를 가지고 움직이는 탐색창에 퍼지 제어를 적용하여 다음 프레임에서의 물체의 위치를 예측할 수 있었다. 실험을 통해 일반적인 이동물체의 움직임이 일정하지 않음을 고려하

여 여러 가지 경우의 상황으로 시뮬레이션 해 본 결과 본 논문에서 제안한 방식이 이동 물체를 매우 안정적으로 예측하고 추적함을 보였다. 물체의 속도가 서서히 증가 또는 감소하는 경우 예측 오차가 1픽셀 이하로 예측 성능이 매우 우수하였고, 속도가 갑자기 변화는 경우에도 빠른 시간 안에 안정되게 이동 물체를 예측함을 확인하였다.

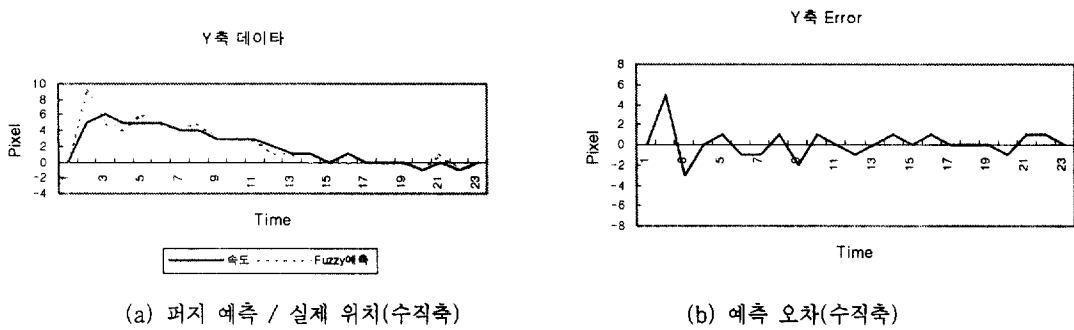


그림 12. 실 영상에 대한 퍼지 예측 및 오차(수직축)

Fig. 12. Fuzzy estimation and error for practical image (vertical axis).

참고 문헌

[1] A. K. Yu Zhong, Jain, and M. P. Dubuisson-Jolly, "Object tracking using deformable templates", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, Issue 5, pp. 544-549, May, 2000.

[2] Chun Che Fung and N. A. Jerrat, "Neural network based intelligent intruders detection and tracking system using CCTV images", *Proceedings of TENCON 2000*, vol. 2, pp. 409-414, 2000.

[3] T. Augi, T. Ishihara, H. Nagahashi, and T. Nagae, "Contour tracking and synthesis in image sequences", *SPIE '95*, pp. 834-845, 1995.

[4] R. Venkateswarlu, K. Sujata, and B. Venkateswara, "Centroid tracker and aim point selection", *SPIE, Acquisition, Tracker and Pointing IV*, Vol. 1697, pp. 520-529, 1993.

[5] Hamid Naseri and John A. Sttler, "Segmentation motion estimation", *ICASSP*, pp. 1906-1910, 1996.

[6] M. Lades, J. C. Vorbruggen, J. Buhmann, J. Lange et al., "Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture", *IEEE Transactions on Computers*, vol. 42, no. 3, 1993.

[7] S. Thirumalai and N. Ahuja, "Parallel distributed detection of feature trajectory in multiple discontinuous motion image sequence", *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 7, no. 3, pp. 594-603, 1995.

[8] R. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck, *Machine Vision*, McGraw Hill, 1995.

[9] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, *Image Processing Analysis and Machine Vision*, Chapman & Hall, 1993.

[10] Bart Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice Hall, 1992.

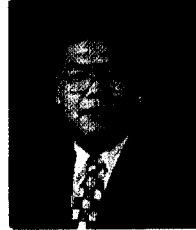
임 용 호(林容好)



1998년 2월 : 호서대학교 전과공학과(공학사)
 2000년 2월 : 한국항공대학교 대학원 항공통신정보공학과(공학석사)
 2000년 3월~현재 : 한국항공대학교 대학원 항공통신정보공학과 박사과정 재학

관심분야 : 컴퓨터비전, 영상처리, 영상압축 등임.

황 수 찬(黃壽贊)



1984년 2월 : 서울대학교 전자계산기공학과(공학사)
 1986년 2월 : 서울대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학석사)
 1991년 2월 : 서울대학교 대학원 컴퓨터공학과 (공학박사)
 1995년~1996년 : 미국 캘리포니아주립대 방문교수

1991년 3월~현재 : 한국항공대학교 컴퓨터공학과 부교수
 관심분야 : 멀티미디어 데이터베이스, 객체지향 데이터베이스, 지리정보시스템 등임.

백 중 환(白重煥)



1981년 2월 : 한국항공대학교 항공통신공학과(공학사)
 1987년 7월 : 미국 오클라호마주립대 대학원 전자공학과(공학석사)
 1991년 7월 : 미국 오클라호마주립대 대학원 전자공학과(공학박사)
 1981년 6월~1984년 10월 : (주)

동아엔지니어링 근무

1991년 9월~1992년 2월 : 한국전자통신연구소 선임연구원
 1992년 3월~현재 : 한국항공대학교 항공통신정보공학과 부교수

관심분야 : 컴퓨터비전, 영상처리, 영상압축 및 항공기 시뮬레이터 개발 등임.