

개선된 챔퍼매칭 우도기반 2차원 평면 객체 추적

오 치 민[†] · 정 문 호^{**} · 유 범 재^{***} · 이 칠 우^{****}

요 약

본 논문에서는 개선된 챔퍼매칭(Chamfer Matching)으로 2차원 평면 객체 모델을 추적하는 방법을 제시한다. 기존 챔퍼매칭은 배경이 복잡할 경우 객체와 영상간의 유사도를 계산하기 어려운 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 챔퍼매칭을 에지와 코너특징을 사용해 복잡한 배경에서도 유사도를 계산할 수 있도록 개선한다. 개선된 챔퍼매칭은 기하(Geometric) 모델을 추적하는 파티클 필터(Particle Filter)의 우도함수로 사용된다. 기하모델은 2차원 평면 객체를 에지 및 코너 특징점과 포즈로 모델링하며, 색상 변화에 안정적인 객체서술자이다. 파티클 필터는 칼만 필터 보다 더 비선형적인 추적 방법이다. 따라서 제안된 방법은 복잡한 환경에서 객체를 추적하기 위해 기하모델 및 파티클 필터, 개선된 챔퍼매칭을 사용한다. 실험 결과에서는 제안 방법의 강건함을 기존 방법의 비교를 통해 나타낸다.

키워드 : 모델기반 객체추적, 파티클 필터, 거리변환, 챔퍼매칭

2D Planar Object Tracking using Improved Chamfer Matching Likelihood

Chi-Min Oh[†] · Mun-Ho Jeong^{**} · Bum-Jae You^{***} · Chil-Woo Lee^{****}

ABSTRACT

In this paper we have presented a two dimensional model based tracking system using improved chamfer matching. Conventional chamfer matching could not calculate similarity well between the object and image when there is very cluttered background. Then we have improved chamfer matching to calculate similarity well even in very cluttered background with edge and corner feature points. Improved chamfer matching is used as likelihood function of particle filter which tracks the geometric object. Geometric model which uses edge and corner feature points, is a discriminant descriptor in color changes. Particle Filter is more non-linear tracking system than Kalman Filter. Then the presented method uses geometric model, particle filter and improved chamfer matching for tracking object in complex environment. In experimental result, the robustness of our system is proved by comparing other methods.

Keywords : Model based Object Tracking, Particle Filter, Distance Transform, Chamfer Matching

1. 서 론

비전기반 객체추적은 조도의 변화 및 복잡한 배경, 객체의 크기, 회전, 겹침 현상으로 인해 간단히 해결하기 어려운 문제이다. 문제점 세분화를 위해 객체 추적과정을 객체 서술자 초기화, 객체 움직임 예측 샘플 생성, 샘플 검증(영상 탐색)의 3가지 과정으로 나눈다. 따라서 3가지 과정에서의 알려진 연구 방법들의 장단점을 분석하고 본 논문에서 해결

하고자 하는 문제점을 선택하고 새로운 객체 추적에 대한 방법을 제시하고자 한다.

객체 서술자(Object Descriptor)의 종류는 대표적으로 외관(Appearance)모델[1]과 기하모델[2]이 있다. 외관 모델은 컬러, 템플릿과 같은 정적인 특징으로 객체를 표현한다. 외관모델은 조도변화 및 유사한 색상의 배경과 객체의 크기 및 회전변화에 민감한 단점이 있다. 기하모델은 에지 또는 코너같은 특징점들의 포즈로 객체를 표현한다. 기하모델은 외관모델에 비해 색상과 객체 포즈에 민감하지 않으므로 복잡한 환경에서 외관모델 보다 객체추적을 위한 객체 서술자로 더 적합하다.

대표적인 객체 움직임 추적 방법으로는 칼만 필터[3]와 파티클 필터[4]가 있다. 칼만 필터는 객체의 상태를 연속 가우시안 분포로 간주하고 선형적으로 예측한다. 칼만 필터는 후보 샘플집합이 없으므로 추적 속도가 빠르지만 객체 상태가 비가우시안 분포이거나 비선형적으로 변할 경우 예측이

* 본 연구는 2008년도 전남대학교 연구년교수연구비의 일부와 정통부 및 정보통신연구진흥원의 정보통신선도기반기술개발사업의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

† 준 회 원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 박사과정

** 비 회 원 : 지능로봇연구센터(현 인지로봇연구단) 선임연구원

*** 정 회 원 : 한국과학기술연구원(KIST) 지능로봇연구센터(현 인지로봇연구단) 센터장

**** 정 회 원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

논문접수: 2009년 1월 30일

수정일: 1차 2009년 3월 17일, 2차 2009년 11월 10일

심사완료: 2009년 11월 25일

어려운 단점이 있다. 반면에 파티클 필터는 객체 상태를 다수 샘플들로 구성된 비가우시안 분포로 간주한다. 따라서 파티클 필터는 비선형적 움직임 예측이 가능한 장점이 있지만 속도가 느리므로 샘플 수의 최적화가 필요하지만 계산 능력 향상으로 최적화의 중요성이 줄어들고 있다.

객체 탐색방법은 예측된 객체 상태 분포를 실제 분포로 업데이트하는 우도함수로 사용된다. 대표적인 탐색방법으로는 SIFT[5]와 실루엣 매칭[6], 챔퍼매칭[7]이 있다. SIFT는 코너 특징점과 영상의 유사도를 계산하며, 성능이 좋지만 속도가 느린 단점이 있다. 실루엣 매칭은 전경과 객체 모델 실루엣 겹침을 유사도로 계산한다. 하지만 실루엣 매칭은 오류가 적은 전경 추출이 어렵고 카메라가 움직일 수 없는 단점이 있다. 챔퍼매칭은 객체 모델의 외곽선과 에지 영상과의 유사도를 빠른 속도로 계산한다. 챔퍼매칭은 카메라 움직임에 구애받지 않으며 속도가 매우 빠르지만, 에지가 조밀한 영상에서는 유사한 에지가 존재할 가능성이 높으므로 챔퍼매칭이 좋은 우도 함수로 사용되기 힘들다.

따라서 본 논문에서는 에지가 많은 환경에서도 객체를 추적하기 위해 챔퍼매칭을 개선하고 기하모델과 파티클필터로 객체를 추적한다. 챔퍼매칭은 에지 및 코너 특징 기반 탐색 방법으로 개선한다. 기하모델은 2차원 평면 객체를 에지 및 코너 특징점과 포즈로 모델링 한다. 파티클 필터는 기하모델로 모델링된 객체와 가장 유사한 추적객체를 연속적인 영상에서 챔퍼매칭 우도함수로 강건하게 추적할 수 있다. 따라서 제안방법은 유사한 색상과 겹침현상, 비선형적인 객체 움직임에서도 강건한 추적 결과를 갖는다.

본 논문의 2장에서는 관련연구와 제안 시스템을 설명한다. 3장에서는 2차원 평면 객체 모델과 개선된 챔퍼매칭에 대해 설명한다. 4장에서는 3장의 객체 모델과 챔퍼매칭으로 어떻게 파티클 필터를 통해 객체모델을 추적하는지에 대해 설명한다. 5장에서는 칼만 필터와 캄시프트(CAMShift), 기존 챔퍼매칭 기반 파티클 필터와의 비교 실험결과를 나타낸다. 6장에서는 결론을 맺는다.

2. 관련 연구 및 제안 시스템 구조

본 논문의 객체 추적 관련연구의 분류 기준은 1) 객체를 모델링 하는 방법과 2) 객체의 움직임을 예측·검증하여 추적 하는 방법으로 나눈다. 따라서 본 논문과 관련된 연구를 정리하면 다음과 같다.

· 외관모델 기반 결정적 추적 방법

캄시프트(CAMShift)는 결정적 추적방법인 얼굴의 위치와 회전을 추적하는 방법으로 알려져 있다[8]. 외관모델은 객체의 HSV 히스토그램이다. 캄시프트는 객체와 유사한 컬러의 분포를 계산한 후 확률이 높은 곳으로 객체의 중심을 옮기는 연속적인 Mean shift 알고리즘이다. 하지만 유사한 배경과 다른 객체와의 겹침 현상이 존재할 경우 추적이 자주 실패하는 단점이 있다.

· 외관모델 기반 통계적 추적 방법

통계적인 추적방법은 대표적으로 베이지안 필터(Bayesian Filter)가 있다. 베이지안 필터는 객체 상태의 분포를 베이지안 이론으로 예측하여 추적한다. BraMBLe[9]는 분산된(Sparse) 컬러 특징점으로 모델링된 외관모델은 베이지안 필터를 통해 객체를 추적한다. 그 외 베이지안 필터로부터 파생된 외관모델 기반 칼만 필터[10]와 파티클 필터[11]가 있다. 외관모델 기반 통계적 추적방법은 여전히 색상이 유사한 배경 및 객체 겹침 현상에서 완벽히 객체를 추적할 수 없지만 결정적 추적방법에 비해 성능이 강건하다.

· 기하모델 기반 통계적 선형 추적 방법

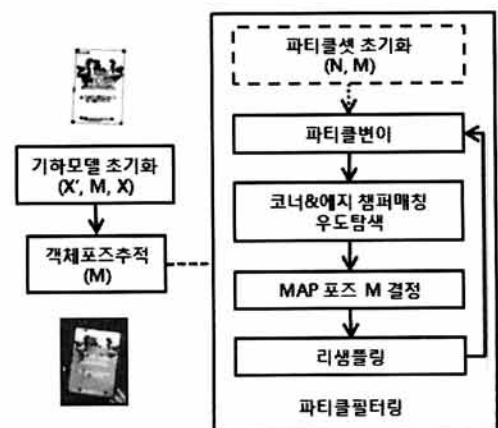
기하모델은 객체를 형상(Shape)과 포즈(Pose)로 모델링한다. 객체 형상은 포즈에 의해 변환이 쉬운 에지, 코너 특징점들로 구성되며 외관모델에 비해 조명변화와 객체 겹침 현상에서도 좋은 특징 서술자로 사용될 수 있다. 통계적 선형 추적 방법으로는 칼만 필터가 있으며 기하모델기반 추적에 사용될 수 있다[12]. 하지만 칼만필터는 알려진 선형 움직임 외의 비선형 움직임은 추적이 어려운 단점이 있다.

· 기하모델 기반 통계적 비선형 추적 방법

파티클 필터는 대표적 비선형 추적 방법으로 다수의 샘플로 객체 상태에 대한 비가우시안 분포를 구성한다. 하지만 각 예측 샘플의 우도(Likelihood)를 계산해야 하므로 칼만 필터에 비해 속도가 느린 단점이 있다. [13]에서는 기하모델 기반 파티클 필터 추적 방법이며 우도로 사용되는 챔퍼매칭은 속도가 빠르지만 에지가 조밀한 영상에서 사용하기 어려운 단점이 있다.

· 제안하는 방법

본 논문에서는 기하모델과 챔퍼매칭 및 파티클 필터를 사용함으로써 겹침현상, 유사한 색상의 배경 및 비선형 객체 추적의 문제점을 해결한다. 또한 챔퍼매칭을 에지 및 코너 챔퍼매칭으로 개선한다. (그림 1)은 제안 시스템 알고리즘 흐름을 나타내며, 기하모델 초기화 및 객체 추적의 두 단계



(그림 1) 알고리즘 흐름도

로 구성된다. 기하모델 초기화는 초기 객체의 특징과 영상에 나타난 포즈를 알아내는 것이다. 객체 추적은 초기화 정보로부터 샘플을 생성 및 예측하고 검증과 리샘플링을 통해 연속적으로 객체를 추적하는 것이다. MAP(Maximum a posteriori)는 추적된 객체의 포즈를 가중치가 높은 샘플로부터 결정한다.

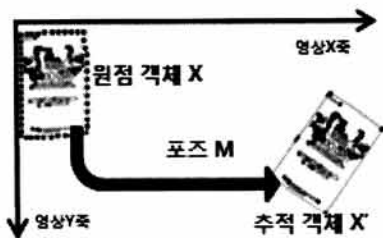
3. 객체 모델 정의 및 탐색방법

3.1 2차원 평면 객체 모델

$$X' = sRX + t = MX \quad (1)$$

2차원 평면 객체 모델은 형상과 포즈로 이뤄진 기하모델이다. 형상은 특징점들의 벡터 X 이며 이 특징점들이 객체의 형상을 나타낸다. 예를 들어 자동차 영상에서 추출한 코너 특징점들이 자동차의 형상을 어렵듯이 나타내는 것과 같다. 포즈는 형상을 변환시키는 변환행렬 M 이며 객체의 이동, 회전 및 크기변환으로 구성된다.

(그림 2)에서는 포즈 M 을 자세히 설명하기 위해서 원점 객체와 추적객체의 예를 든다. 원점객체는 영상 원점에서 절대 움직이지 않으므로 포즈 I 와 추적객체를 찾는 기준이 되는 형상 X 를 갖는다. 추적객체는 포즈 원점객체의 형상과 가장 유사한 X' 를 찾음으로 검출되고 포즈 M 에 의해 원점객체를 변환한 객체와 같다. 식 (1)은 이러한 관계식을 나타낸다.

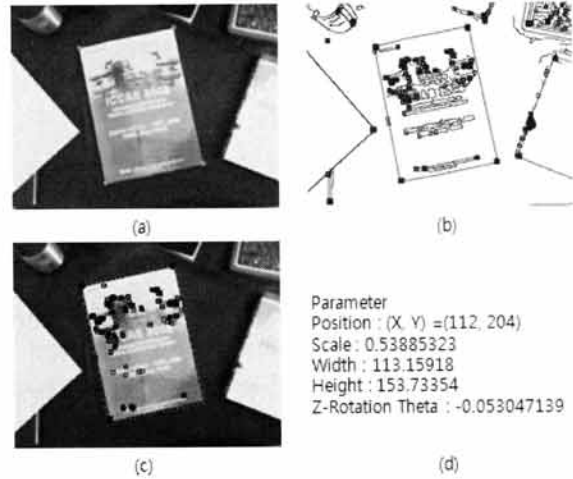


(그림 2) 원점객체(형상 X , 포즈 I) 및 추적 객체(형상 X' , 포즈 M)

3.2 2차원 평면 객체 모델 초기화

객체 초기화는 추적을 시작하기 전에 추적할 객체의 정보를 먼저 알아내는 것이며, 초기화 된 원점객체는 연속적인 영상에서 유사한 객체를 검출해 내는 기준이 된다. 3.1절에서 정의한 2차원 객체 모델 초기화는 추적객체의 최초 X' 와 M 을 영상에서 추출한 뒤 포즈 변환이 되지 않은 원점객체의 형상 $X = M^{-1}X'$ 을 계산하는 것이다.

(그림 3)에서는 2차원 평면 객체 모델 초기화 과정을 나타낸다. 먼저 특징점 행렬 X' 를 2차원 평면 객체에 대한 에지와 코너특징점으로 초기화 한다. X' 는 다수의 에지특징점 x_e 와 코너특징점 x_c 으로 이뤄지며 x_e 는 네 꼭짓점 사



(그림 3) 2차원 평면 객체서술자 초기화

- (a) 네 꼭짓점을 선택
- (b) 에지(선)와 코너(검은점) 특징 추출
- (c) 사각형 안의 에지와 코너 특징점 추출
- (d) 추적객체 포즈 M (3.1절)

이를 일정거리로 나눠 추출한 특징점이다. x_c 는 네 꼭짓점을 이은 사각형 안에 속하는 코너 특징점이다.

$$g = n \frac{1}{4} \quad (2)$$

$$dx = \frac{(point_{i+1,x} - point_{i,x})}{g}$$

$$dy = \frac{(point_{i+1,y} - point_{i,y})}{g}$$

식 (2)은 두 꼭짓점 $point_i, point_{i+1}$ 사이에서 추출할 에지 특징점들의 수 g 와 특징점 간격 dx, dy 를 알아내는 계산식이다.

$$v_1 = point_{i+1} - point_i, i = 1 : 4$$

$$v_2 = corner_k - point_i$$

$$v_1 \times v_2 < 0 \in Rect \quad (3)$$

식 (3)은 FAST코너 추출기[14]에 의해 추출된 코너특징점((그림 3) (b)의 검은점)이 사각형 안에 포함되는지 확인하는 계산식이다. v_1 은 두 꼭짓점의 변에 대한 벡터이고 v_2 는 v_1 과 같은 원점을 갖는 코너 특징점의 벡터이다. (그림 3) (b) 코너특징점이 네 꼭짓점 안에 포함될 경우 모든 사각형 변의 벡터 v_2 와 코너 특징점 벡터 v_1 의 외적(Cross Product)은 모두 음수 값이 된다. (그림 3) (c)에서는 벡터곱을 통해 선택된 책 내부의 특징점 X' 를 나타낸다. 책 그림에서 사각형 테두리 위의 검은점들은 에지 특징점이며 사각형 안의 검은점들은 코너 특징점이다.

포즈 M 초기화는 원점객체에서 (그림 3) (c)에 나타난 추적객체로 변환하는 행렬을 계산하는 것이다. 원점객체는 원점위치(0, 0)에서 회전 0° , 가로 210, 세로 297 크기의 포즈를 갖으며 추적객체의 M 을 계산하는데 이용된다. (그림 3)

(d)는 원점객체에서 변환된 추적객체의 포즈를 변수값을 나타내며, 추적객체는 세로 113, 가로 153 크기로 영상 (112, 204)에 위치하고 있고 원점객체 대비 크기비율 0.5389, 회전 $-0.053\pi=3.18^\circ$ 변환 속성을 갖는다. 원점객체의 형상정보는 포즈변환이 이뤄지지 않았기 때문에 $X=M^{-1}X'$ 계산을 통해 얻어진다.

3.3 에지 및 코너 챔퍼 매칭

H. G. Barrow가 제안한 챔퍼매칭[7]은 모수적(Parametric) 에지 특징 비교 방법이다. 일반적으로 챔퍼매칭은 객체 모델을 객체의 외곽선과 가장 비슷한 에지영상으로 정합시키는 방법으로 활용된다. 이유는 객체의 외곽선은 에지 모델으로써 모수에 의해 형태가 변화가 가능하므로 모수를 변경시키면서 타겟 에지영상과 가장 유사한 모양을 만들어 낼 수 있기 때문이다.

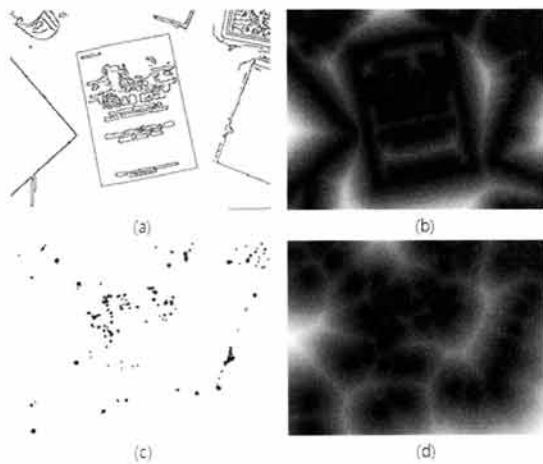
(그림 5)에서는 챔퍼매칭의 구조를 개념적으로 나타낸다. (그림 5)의 에지거리변환 영상에서 에지 픽셀들의 값은 0이며 나머지 픽셀들의 값은 에지로부터 멀어질수록 1씩 증가한다((그림 4) (b)). 챔퍼매칭은 에지모델을 거리변환 영상에 포갠 다음 챔퍼거리 즉 에지 모델과 부딪힌 픽셀 값들의 RMS (Root Mean Square)를 계산한다. 이 값은 에지영상과 에지 모델의 거리를 나타내며 식(4)의 챔퍼거리이다. n 은 에지모

델과 에지거리변환 영상이 부딪힌 픽셀의 수이며 v_i 는 픽셀의 값이다. 따라서 챔퍼매칭은 객체추적에서 챔퍼거리가 작은 객체모델의 포즈를 찾는데 사용된다.

$$\frac{1}{3} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i^2} \tag{4}$$

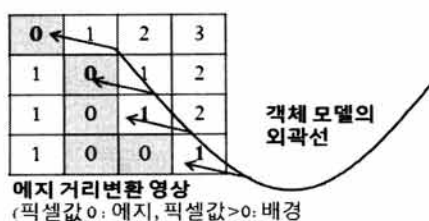
이러한 챔퍼매칭은 객체 포즈의 자유도가 크지 않고 배경이 크게 복잡하지 않은 경우 다른 영상 정합 방법에 비해 속도가 빠르며 좋은 정합 성능을 갖는 것으로 알려져 있다. 하지만 챔퍼매칭은 근본적으로 객체의 외곽선 즉 객체의 에지와 에지영상을 비교하기 때문에, 외곽선이 유사한 객체가 존재할 경우 잘못된 정합이 이뤄지는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 챔퍼매칭의 이러한 문제점을 해결하기 위해 에지 특징뿐만 아니라 코너 특징을 사용한다. 기존 챔퍼매칭의 탐색 영역을 에지특징에서 에지 및 코너특징으로 확장시킴으로써 오류율을 낮춘다.

본 논문에서 제안하는 에지 및 코너특징 기반 챔퍼매칭은 기존 챔퍼매칭의 성능을 그대로 이용하면서 객체에 내부에 존재하는 코너 특징점의 유사도로 기존 오류를 보정한다. 3.1절에 정의된 객체모델은 이미 에지와 코너 특징점을 형상정보 X 로 모델링 하였다. 에지 특징점이 갖는 형상 정합은 기존 챔퍼매칭으로 해결하며 코너 특징점이 갖는 형상 정합은 기존 챔퍼매칭의 에지 정합방법을 코너 정합방법으로 수정함으로써 해결한다. (그림 4) (a),(c)는 에지, 코너 특징 영상이며 (그림 4) (b),(d)는 각각의 거리변환 영상이다. 기존 챔퍼매칭의 알고리즘과 같이 코너 특징 정합은 (그림 3) (c)에 나타난 객체 모델을 (b),(d) 거리변환 영상에 겹친 (Superimpose) 후 챔퍼거리를 계산하며 챔퍼거리가 낮아지도록 객체모델의 포즈 M 을 변경하면서 가장 좋은 객체의 위치를 결정한다. 계산시간은 기존 챔퍼매칭에 비해 두 배 증가하지만 잘못된 에지에 정합되는 문제가 해결된다.



(그림 4) 객체 특징 탐색영상

- (a) Canny 에지영상
- (b) Canny 에지를 거리 변환(Distance Transform)한 영상
- (c) FAST 코너영상
- (d) FAST 코너를 거리 변환한 영상



(그림 5) 챔퍼매칭의 개념도, 모델과 겹쳐진 픽셀들의 값이 낮은곳으로 객체 정합

4. 파티클 필터 책 모델 추적

4.1 파티클 필터(Particle Filter)

파티클 필터[4]는 순차적인 중요성 샘플링 방법(Sequential Importance Sampling)으로 지난 10여 년 동안 순차적인 몬테카를로 (Sequential Monte Carlo)의 일종으로 연구되어왔다. SMC 관련 연구로는 Bootstrap 필터링, Condensation, Interacting 파티클 필터링, Survival of the fittest 방법이 있다[4]. SMC방법의 핵심은 요구된 사후밀도함수(Posterior Density Function)를 다수의 랜덤 샘플로 예측하고 우도함수를 통해 실제 가중치로 이루어진 사후밀도함수로 업데이트하는 것이다. 따라서 SMC방법은 적절한 측정방법이 있을 경우 적은 수의 샘플을 이용해 무한한 사후밀도함수의 공간을 효과적으로 표현해 낼 수 있는 장점이 있다. 반면에 샘플 수에 비례하여 계산 량이 증가하는 단점이 있다.

파티클 필터의 구조는 반복적으로 높은 가중치를 갖는 샘

플(파티클)을 중심으로 사후밀도함수를 예측하는 단계, 샘플을 영상에서 검출해 실제 우도를 가진 사후밀도함수로 업데이트하는 두 가지의 단계로 이루어진다. 예측 단계에서는 신호 $z_{0:t-1}$ 으로 x_t 의 사후분포 $p(x_t|z_{1:t-1})$ 를 예측한다. $x_{0:t-1}$ 시계열 정보를 예측에 사용하며 x_t 가 마코프 체인 분포를 따른다고 가정하면 $p(x_t|z_{1:t-1})$ 는 다음 식으로 표현된다.

$$p(x_t|z_{1:t-1}) = \int p(x_t|x_{t-1})p(x_{t-1}|z_{1:t-1}) \quad (5)$$

업데이트 단계에서는 예측된 $p(x_t|z_{1:t-1})$ 를 신호 z_t 에 대한 $p(x_t|z_{1:t})$ 로 업데이트 한다(식6). 각 샘플은 우도 $p(x_t|z_{1:t})$ 계산을 통해 실제 신호에 따른 확률 값을 갖는다. 우도 $p(z_t|x_t)$ 는 예측된 신호 x_t 가 신호 z_t 에 가까운 정도를 나타내며 이는 샘플 즉 파티클의 가중치 w 와 같다. 객체 추적에서 $p(z_t|x_t)$ 는 x_t 가 현재 영상신호 z_t 에서 존재하는지 유사도 확률을 나타내며 예측 값이 검증되는 단계이다. 리샘플링(Resampling)은 가중치 크기에 비례하여 샘플집합을 다시 생성하며 업데이트의 마지막단계이다.

$$p(x_t|z_{1:t}) = \frac{p(z_t|x_t)p(x_t|z_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1})} \quad (6)$$

4.2 파티클 필터기반 객체 추적

본 절에서는 초기화된 객체를 영상에서 파티클필터를 통해 추적하는 과정을 소개한다. 추적 대상은 책이며 책이 아니더라도 책처럼 내부의 독특한 코너특징점이 존재하고 A4 크기의 물체이면 가능하다. 2차원 객체 모델을 추적하기 위해 사용하는 파티클 필터는 샘플을 포즈 M 에 대한 시계열 정보로 정의하고 마코프 모델에 의해 예측한다. 예측된 샘플들은 챔퍼매칭 우도 계산을 통해 현재영상에서 검증하고 우도가 가장 높은 샘플은 객체추적의 결과포즈가 된다. 우도함수는 원점객체 X 와 샘플의 M 으로 변환된 샘플객체 X' 와의 유사도를 계산한다. 추적 결과인 M 은 MAP를 통해 선택된 샘플의 M_t 와 같다. 이후 파티클 필터링은 우도가 높았던 샘플들을 위주로 샘플집합을 재 정렬하여 예측과 우도계산, MAP를 계속 반복하게 된다.

<표 1>에서는 2차원 평면 객체 모델을 추적하는 파티클 필터링 알고리즘을 나타낸다. 샘플 초기화(<표 1> (1~5번))은 각 샘플의 상태변수 x_i 모두를 3.2절 객체초기화를 통해 얻은 M 으로 값을 설정한다. 샘플 s_i 는 시계열 변수 x_i 와 가중치 w_i 를 변수로 갖는다. 가중치는 객체 상태에 대한 우도와 같다. 샘플의 수는 N 이며 S 는 샘플집합이다.

파티클 필터링 객체추적(<표 1> (6~18번))은 샘플 예측 및 우도계산(업데이트), MAP 포즈결정, 리샘플링(업데이트)의 단계로 이뤄진다. 즉 파티클필터 기본 구조인 예측, 업데이트 과정을 구현하고 있으며 추가적으로 추적결과를 결정

<표 1> 2차원 평면 객체 추적 파티클 필터링 알고리즘

```

입력 :  $X, M$ , 비디오
출력 : 추적객체 포즈  $M_t$ 
[샘플(파티클) 초기화]
1.  $S = [s_{1:N}]$ 
2.  $s_i = [x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, x_0, w_i]$ 
3. for  $i = 1 : N$  {
4.    $s_i$ 의  $x_{t,t-1,t-2,0} = M, w_i = 0$ 
5. }
[파티클 필터링-객체 추적]
6. while( $img_{edgeDT} \neq \emptyset, img_{cornerDT} \neq \emptyset$ ) {
7.   for  $i = 1 : N$  {
8.      $x_t = c_1 x_{t-1} - c_2 x_{t-2} + c_3 x_0 + \epsilon$  //예측
9.      $X' = x_t X$  //우도  $w_i$  계산:업데이트
10.     $w_i = \frac{1}{CD(X', img_{edgeDT}, img_{cornerDT})}$ 
11.  }
12.  for  $i = 1 : N$  {
13.     $j = \operatorname{argmax} w_i p(x_{i,t})$  //MAP
14.  }
15.   $M_t = x_{j,t}$  //추적 객체 포즈 결정
16.   $S = Resampling(S)$  //리샘플링:업데이트
17. }
18. }

```

하기 위해 MAP가 포함된다. MAP는 사후분포에서 가장 높은 확률 값을 갖는 샘플을 결정한다.

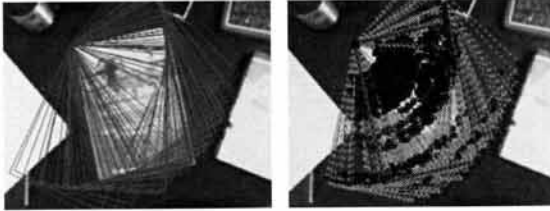
파티클필터링의 예측(<표 1> (8번))은 시간 $t-1$ 에서 알 수 없는 모든 샘플의 x_t 의 예측 값을 결정한다. x_t 예측 값은 마코브 체인과 가우시안 랜덤값으로 구성된다. c_i 는 실험적으로 결정되는 상수이고 ϵ 은 가우시안 랜덤 값이다. (그림 6)에서는 초기화된 객체(빨간색)로부터 예측한 샘플들을 나타낸다. X' (<표 1> (9번))는 예측된 객체 특징점이며 이는 샘플 가중치를 계산하는데 사용된다. 챔퍼거리 CD 는 $img_{edgeDT}, img_{cornerDT}$ 영상에 겹쳐진 특징점 X' 위치의 픽셀값들의 RMS를 계산한다. 추적결과 M_t 는 MAP(<표 1> (12~14번))를 통해 결정한다. 리샘플링(<표 1> (16번))은 <표 2> 알고리즘으로 새로운 샘플집합을 생성한다.

<표 2> 리샘플링 알고리즘

```

입력 : 샘플 집합  $S$ 
출력 : 새로운 샘플 집합  $S'$ 
1. Sort Samples By Weight ( $S$ )
2.  $S = [s_{i(i=1:N)}], S' = [s_{k(k=1:N)}]$ 
3.  $k = 1$ 
4. for  $i = 1 : N$  {
5.   for  $j = k : k + w_i N$  {
6.      $s_k = s_i$ 
7.     if( $k++ > N$ )
8.       break
9.   }
10. }

```



(그림 6) 파티클 필터 예측
(좌) 10개 예측 샘플 (우) 100개 예측 샘플

5. 실험 결과

5.1 실험 환경 및 실험 척도

실험환경은 펜티엄-D 3.4기가 프로세서와 4기가 메모리를 갖는 컴퓨터를 사용한다. 해상도 320×240영상과 USB카메라(로지텍)를 사용한다. 실험대상은 2차원 움직임을 갖도록 제한하며 내부의 코너 특징을 가질 수 있는 책을 대상으로 한다. 실험 영상 DB는 임의의 책을 선택하여 획득하였다. 문제 해결 능력 분석을 위해 영상 DB는 복잡한 배경, 유사한 색상의 객체 겹침, 객체의 비선형적인 움직임에 대한 영상을 포함한다.

$$RMS(X_g, X) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{g,i} - x_i)^2}{n}} \quad (7)$$

$$X = [cx, \frac{320}{240}cy, \frac{320}{2\pi}\theta, \frac{320}{10}s] \quad (8)$$

식 7의 RMS(Root Mean Square)에러는 X_g 과 X 두 변형행렬 사이의 거리에 대한 제곱 평균의근 값이다.

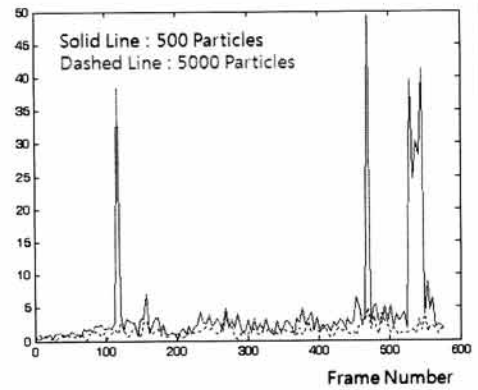


(그림 7) RMS 에러값에 따른 추적결과

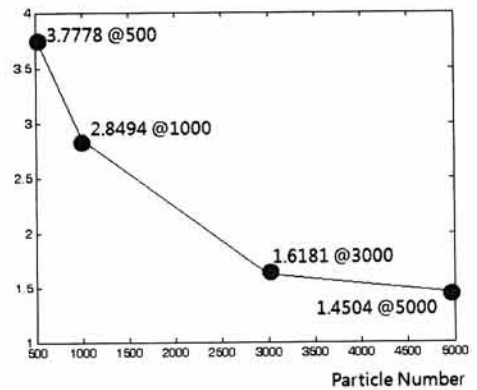
$X_g: ground-truth$ 는 직접 측정된 객체 중점과 포즈이다(식 8). X 는 추적된 객체 중점 및 포즈이며, cx 값의 범위에 맞춰 모든 변수를 정규화 한다. (그림 7)에서는 RMS에러에 따른 결과영상을 나타낸다.

5.2 파티클 수에 따른 RMS값의 변화

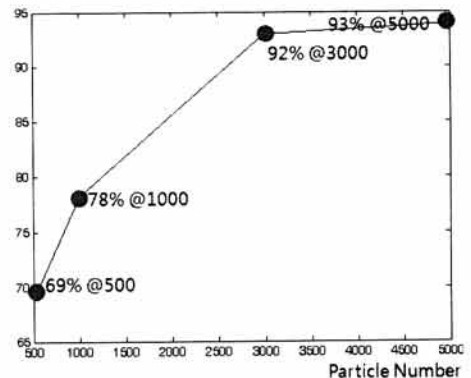
(그림 8)은 두 파티클 수(500,5000)에서 매 영상의 RMS 에러를 나타낸다. (그림 9)는 파티클이 증가할 수록 낮아지는 평균 RMS에러를 나타낸다. 따라서 파티클 수가 클수록 성능이 향상되는 것을 알 수 있다. (그림 10)은 RMS에러가 3.0이하라고 가정했을 때 샘플 수에 따른 추적 성공률을 나타낸다.



(그림 8) 파티클 수(500,5000)의 RMS



(그림 9) 파티클 수에 따른 평균 RMS



(그림 10) 파티클 수에 따른 추적 성공률 (RMS 3.0 이하)

타낸다. 약 95%에서 수렴하고 있다.

5.3 비교실험

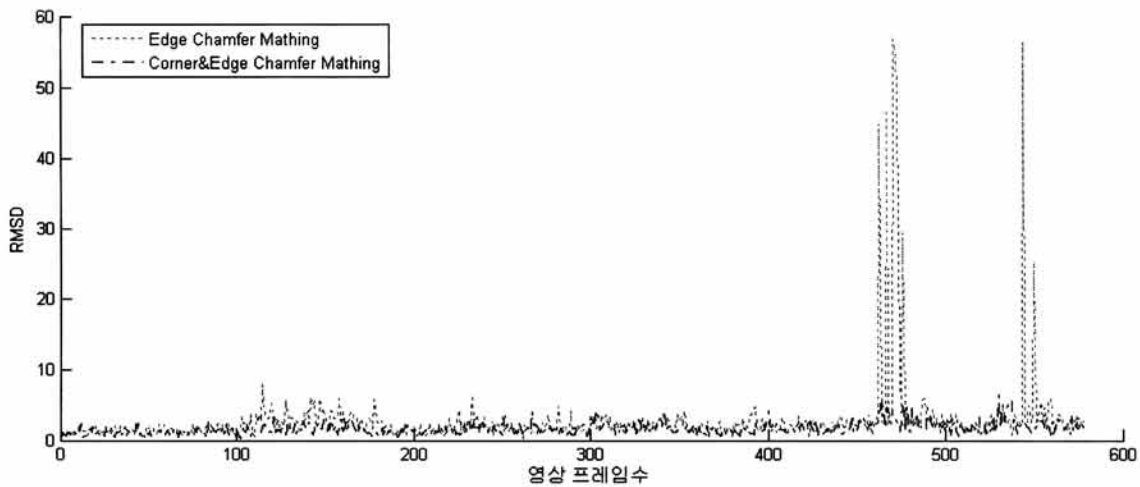
비교실험에서는 개선된 챔퍼매칭과 기존챔퍼매칭의 파티클 추적 성능을 비교한다. 또한 제안된 시스템과 기존 추적 시스템을 서로 비교분석한다. 기존 시스템은 CAMShift, 칼만필터 및 기존챔퍼매칭 기반 파티클 필터 추적 방법이다. 실험영상은 겹침현상, 복잡한 배경, 카메라 및 객체의 비선형적인 복잡한 움직임을 포함한다.

(그림 11)은 개량된 챔퍼매칭과 기존 챔퍼매칭과의 파티클 필터 추적 결과에 대한 RMS에러 그래프이다. 에지 및

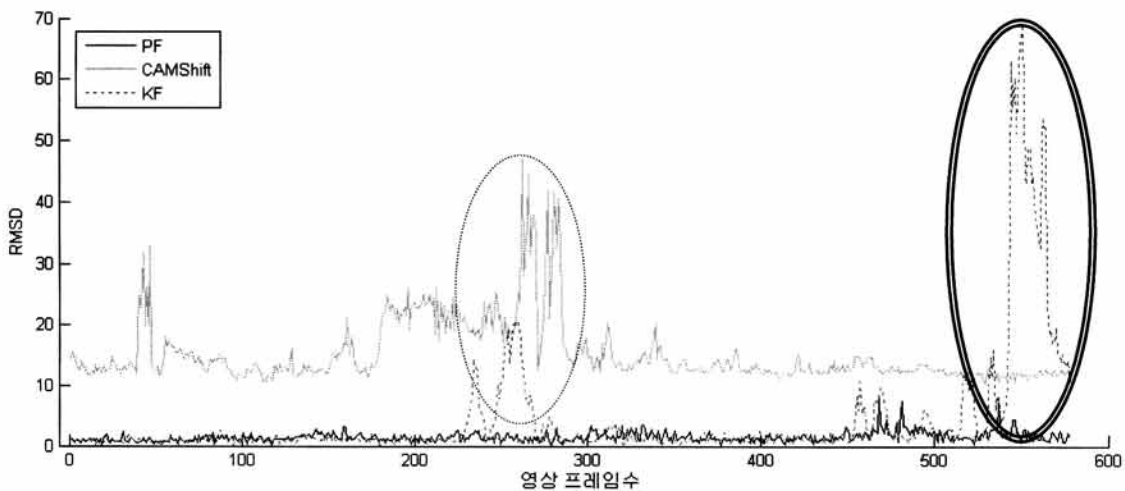
코너 챔퍼매칭은 기존 챔퍼매칭보다 파티클 필터링 내부에서 더욱 나은 우도함수로 사용될 수 있음을 알 수 있다.

(그림 12)은 다양한 추적방법의 RMS 에러를 나타낸다. 제안된 챔퍼매칭 기반 파티클 필터가 평균 RMS 1.4730를 가지므로 15.2619인 CAMShift, 4.4907인 칼만 필터보다 더 나은 성능을 보인다. (그림 13)은 에러 큰 구간의 각 추적방법의 결과영상이다. 영상프레임 250에서 겹침 현상이 나타나 챔시프트가 좋지 않은 결과를 나타낸다. 영상프레임 543에서 비선형적 움직임 때문에 칼만필터가 추적이 불가능한 상황이 발생한다. 제안된 방법의 결과영상에서는 추적결과가 매우 좋다.

(그림 14)는 다양한 문제점 (객체겹침, 비선형적인 객체



(그림 11) 기존 및 개량된 챔퍼매칭을 이용한 파티클 필터 추적 결과 RMS에러



(그림 12) 파티클 필터, 챔시프트, 칼만 필터 추적 결과 RMS에러



(a) 영상 프레임 250

(b) 영상 프레임 543

(그림 13) (그림 12) 그래프에서 에러가 두 영상 프레임의 파티클 필터, 챔시프트, 칼만 필터 결과 영상



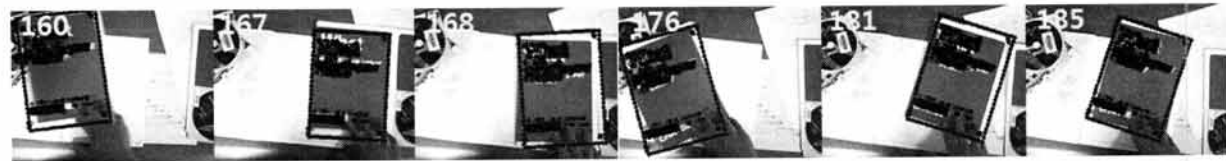
(a) 겹침현상에서의 CAMShift(좌)와 제안된 파티클 필터(우) 추적결과



(b) 겹침현상에서의 칼만 필터(좌)와 제안된 파티클 필터(우) 추적결과



(c) 비선형 객체 움직임에서의 칼만 필터 추적결과



(d) 비선형 객체 움직임에서의 제안된 파티클 필터 추적결과



(e) 제안된 챔퍼매칭(상)과 기존 챔퍼매칭(하)의 파티클 필터 추적결과

(그림 14) 다양한 문제점에서의 제안 방법 및 기존 방법의 추적 결과 비교영상

움직임)에서의 비교영상을 나타낸다. 영상 (a)에서 캄시프트는 객체 겹침이 클 경우 추적이 실패한다. 영상 (c)에서 칼만필터는 객체의 비선형 움직임을 추적하지 못한다. 영상 (d)에서 기존 챔퍼매칭은 제안된 챔퍼매칭에 비해 결과가

좋지 않다. 제안된 방법은 겹침현상(a), 비선형적인 움직임 (d)에서도 좋은 결과를 내며 기존 챔퍼매칭에 비해 향상된 추적성능을 갖는다(e).

6. 결 론

본 논문에서는 기존 챔퍼매칭의 단점을 개선하고 이를 우도로 사용하는 파티클필터로 기하모델로 모델링 된 2차원 객체를 추적하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 객체 겹침과 복잡한 배경, 비선형적인 객체의 움직임과 같은 객체추적에서 나타날 수 있는 다양한 문제점에서 기존 추적 시스템에 비해 나은 성능을 나타내었다. 개량된 챔퍼매칭은 기존 챔퍼매칭에 비해 소폭 성능 향상이 있었다. 챔시프트는 객체 겹침현상 발생 시 객체 추적이 실패하는 경향이 있으므로 이를 조절할 시스템이 필요하며, 칼만필터는 객체의 불규칙한 움직임을 예측하지 못하는 오류가 있으므로 이러한 현상을 잡을 필요성이 있다. 파티클 필터는 기본적으로 다량의 샘플이 구성하는 비가우시안 분포에 의해 불규칙한 움직임과 중첩현상에도 다소 강건한 결과를 나타낼 수 있었다.

본 시스템의 추적 대상은 2차원 평면 객체였으나 추적 대상 변경을 위해서 적절한 객체모델과 영상에서 객체를 탐색 방법이 있다면 변경이 가능하다. 모델기반 파티클 필터 추적은 일종의 프레임워크로써 객체 모델에 맞춰 수정이 가능하기 때문이다. 따라서 향후 연구에서는 다양한 형태의 객체 모델을 정의하고 그것을 추적하는 실험을 진행할 계획이다.

참 고 문 헌

[1] A. D. Jepson, D. J. Feet and T. F. El-Maraghi, "Robust Online Appearance Models for Visual Tracking," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.25, No.10, pp.1296-1311. Oct., 2003.

[2] E. Polat, M. Yeasin, R. Sharma, "A 2D/3D Model-based Object Tracking Framework," Pattern Recognition, Vol.33, No.9, pp.2127-2141, Sep., 2003.

[3] A. L. Barker, D. E. Brown, W. N. Martin, "Bayesian Estimation and the Kalman Filter," Computer & Mathematics with Applications, Vol.30, No.10, pp.55-77, Nov., 1995.

[4] S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, T. Clapp, "A Tutorial on Particle Filters for On-line Non-linear/Non-Gaussian Bayesian Tracking," IEEE Transaction on Signal Processing, Vol.50, No.2, pp.174-188, Feb., 2002.

[5] H. Zhou, Y. Yuan, C. Shi, "Object Tracking using SIFT Features and Mean Shift," Computer Vision and Image Understanding, Vol.113, No3, pp.345-352, Mar., 2009.

[6] X. Zhang, C. Li, X. Tong, W. Hu, S. Maybank, Y. Zhang, "Efficient Human Pose Estimation via Parsing a Tree Structure based Human Model," IEEE International Conference on Computer Vision, Vol.2, pp.1349-1356, Sep., 2009.

[7] H. G. Barrow, J. M. Tenenbaum, R. C. Bolles, H. C. Wolf, "Parametric Correspondence and Chamfer Matching: Two New Technique for Image Matching," in Proc. 5th International

Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.1175-1177, Aug., 1997.

[8] G. R. Bradski, "Computer Vision Face Tracking for Use in a Perceptual User Interface," Intel Technology Journal, May(Q2), 1998.

[9] M. Isard and J. MacCormick "BraMBLe: A Bayesian Multiple-Blob Tracker," Proceedings. International Conference on Computer Vision, Vol.2, pp.34-41, Jul., 2001.

[10] S. K. Weng, C. M. Kuo, S. K. Tu, "Video Object Tracking using Adaptive Kalman Filter," Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol.17, No.6, pp.1190-1208, Dec., 2006.

[11] Md. Z. Islam, C. M. Oh, J. S. Yang, and C. W. Lee, "DT Template based Moving Object Tracking with Shape Information by Particle Filter," IEEE Cybernetic Intelligent Systems, Vol.1, pp.127-132, Sep., 2008.

[12] D. Koller, K. Daniilidis, H. -H. Nagel. "Model-based Object Tacking in Monocular Image Sequences of Road Traffic Scenes," International Journal of Computer Vision, Vol.10, No.3, pp.257-281, Jun., 1993.

[13] Y. Wu, Lin. J. T. S. Huang "Analyzing and Capturing Articulated Hand Motion in Image Sequences," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.27, No.12, pp.1910-1922. Dec., 2005.

[14] E. Rosten and T. Drummond "Machine learning for high-speed corner detection," European Conference on Computer Vision, Vol.1, pp.430-443, May, 2006.



오 치 민

e-mail : sapeyes@gmail.com

2007년 전남대학교 전자컴퓨터공학부(학사)

2009년 전남대학교 전자컴퓨터공학부(석사)

2009년~현 재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 박사과정

관심분야: 컴퓨터 공학, 객체 추적, चेस्치 인식, 인간-컴퓨터 상호작용



정 문 호

e-mail : jeong.kist@gmail.com

1994년 한국과학기술원 정밀공학과(공학사)

1996년 한국과학기술원 자동차 및 설계공학과(공학석사)

1996년~1997년 (주) 만도기계 중앙연구소 ITS팀 연구원

2002년 오사카 대학 전자제어기계공학과(공학박사)

2002년~2004년 도요다 자동차 오다이바 연구소 포닥 연구원

2004년~현 재 지능로봇연구센터(현 인지로봇연구단) 선임연구원

관심분야: 컴퓨터 비전, 영상처리, 인간-컴퓨터 상호작용



유 범 재

e-mail : ybj@kist.re.kr

1985년 서울대학교 공과대학 제어계측공학과(공학사)

1987년 한국과학기술원(KAIST) 전기 및 전자공학과(공학석사)

1991년 한국과학기술원(KAIST) 전기 및 전자공학과(공학박사)

1991년~1994년 (주)터보테크 기술연구소 연구실장

1994년~현 재 한국과학기술연구원(KIST) 지능로봇연구센터
(현 인지로봇연구단) 책임연구원

2004년~현 재 한국과학기술연구원(KIST) 지능로봇연구센터
(현 인지로봇연구단) 센터장

관심분야: 휴머노이드, 시각 기반 로봇, 시각 기반 제어, 실시간 컴퓨터 비전, 신호처리소자 및 마이컴 응용기술, 지능형 서비스 로봇, 휴머노이드



이 철 우

e-mail : leecw@chonnam.ac.kr

1986년 중앙대학교 전자공학과(학사)

1988년 중앙대학교 전자공학과(공학석사)

1992년 동경대학교 전자공학과(공학박사)

1992년~1995년 이미지 정보과학 연구소 수석 연구원
오사카 대학 기초공학부 협력연구원

1995년 리츠메이칸 대학 특별초빙강사

1996년~현 재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

관심분야: 컴퓨터 비전, 멀티미디어 데이터베이스, 컴퓨터 그래픽스