



## 투구된 공의 실시간 위치 자동추적 시스템 개발

### Development of Auto Tracking System for Baseball Pitching

이기청\* · 배성제(춘천교육대학교) · 신인식(서울대학교)

Lee, Ki-Chung\* · Bae, Sung-Jae(Chuncheon National University of Education) ·  
Shin, In-Sik(Seoul National University)

---

#### ABSTRACT

K. C. LEE, S. J. BAE, and I. S. SHIN, Development of Auto Tracking System for Baseball Pitching. *Korean Journal of Sport Biomechanics*, Vol. 17, No. 1, pp. 81-90, 2007. The effort identifying positioning information of the moving object in real time has been a issue not only in sport biomechanics but also other academic areas. In order to solve this issue, this study tried to track the movement of a pitched ball that might provide an easier prediction because of a clear focus and simple movement of the object.

Machine learning has been leading the research of extracting information from continuous images such as object tracking. Though the rule-based methods in artificial intelligence prevailed for decades, it has evolved into the methods of statistical approach that finds the maximum a posterior location in the image. The development of machine learning, accompanied by the development of recording technology and computational power of computer, made it possible to extract the trajectory of pitched baseball from recorded images.

We present a method of baseball tracking, based on object tracking methods in machine learning. We introduce three state-of-the-art researches regarding the object tracking and show how we can combine these researches to yield a novel engine that finds trajectory from continuous pitching images. The first research is about mean shift method which finds the mode of a supposed continuous distribution from a set of data. The second research is about the research that explains how we can find the mode and object region effectively when we are given the previous image's location of object and the region. The third is about the research of representing data into features that we can deal with. From those features, we can establish a distribution to generate a set of data for mean shift.

In this paper, we combine three works to track baseball's location in the continuous image frames. From the information of locations from two sets of images, we can reconstruct the real 3-D trajectory of pitched ball. We show how this works in real pitching images.

KEYWORDS: AUTO TRACKING, BASEBALL PITCHING, MACHINE LEARNING, MEAN SHIFT

---

## I. 서론

움직이는 물체의 시간에 따른 위치 정보를 파악하고자 하는 연구는 그 동안 많은 진전이 있어왔다. 최근에 들어서는 이러한 연구 방법을 이용한 결과를 보다 빠른 시간에 제공하고자 하는 데에 관심을 가지게 되었다. 이에 대한 연구는 체육학의 운동역학에서 뿐만 아니라 기계학습 분야에서 활발히 진행되고 있다.

통계적 처리에 기반한 최신의 기계학습(machine learning) 분야는 가능한 한 명시적인 법칙을 줄이고 데이터의 제시만을 통한 유용한 정보의 추출을 목표로 하고 있다. 예를 통한 학습의 개념은 특히 이미지의 모임으로 구성된 영상 자료로부터의 학습에 많이 적용되어 스포츠 분야에서의 응용성에 대한 가능성을 시사한다. 그 가운데서도 스포츠 영상 자료로부터 물체의 위치를 연속적으로 파악하는 작업(tracking)은 많은 분야에서 응용이 가능하다.

기계 학습의 생성적 모델(generative model)은 주어진 데이터로부터 분포를 학습하고, 이 분포로부터 추론(inference)하는 방식의 연구에 초점을 두고 있다. 이는 분포의 최고점(mode)을 찾는 방법, 혹은 최대개연점(Maximum Likelihood)를 찾는 방법을 포함하며, 이러한 방법에 대해서 많은 발전이 있어 왔다. 최근에 들면서 이들을 잘 정리한 자료들은 이러한 방식에 대해서 계산 효율을 높이면서도 좋은 결과를 얻을 수 있는 간략화 방법들을 제안하고 있다(Duda, Hart, & Stork, 2000; Younes, 2005; Mitchell 1997).

많은 양의 데이터를 다루는데 있어서 컴퓨터 기술의 향상은 자료처리 시간을 빠르게 할 수 있게 해 주었다. 또한 높은 차원의 데이터를 계산하는 문제에서 일반화 성능을 높이는 문제로 연구의 관심이 높아지고 있다(Raetsch, 2004). 경기 상황과 관련된 영상 데이터의 경우에 데이터의 방대함에도 처리의 어려움이 있지만, 그보다 더 근본적인 문제는 생성적 모델의 확률 분포를 얻어내기 위해서는 데이터 각각이 고차원의 형태로 표현된다는 것이다. 물체의 위치를 실시간으로 추적하기 위해서는 이러한 고차원의 데이터로 이루어진 확률 분포를 신속히 계산하고 탐색하는 방법이 요구된다.

영상을 통해서 목표로 하는 물체의 움직임을 정량화 하려는 시도는 지속적으로 있어 왔다. 공간상의 피사체 좌표와 영상평면 상의 좌표 사이에서 일차변환식(DLT)을 사용하여 임의 지점의 공간 좌표를 계산하는 실험적 방식은 Abdel-Aziz와 Karara(1971)에 의해서 보고되었다. 이 방법은 카메라의 설치에 제약이 거의 없기 때문에 경기 상황에 적용하기 매우 유용한 방식이다. Walton(1984)는 DLT 방식을 이용한 영상분석 프로그램을 공개하여 연구자들에게 많은 도움을 주었다.

국내에서는 신보삼(1986)이 독자적으로 고안된 기하학적 3차원 분석방법을 통해 육상 종목의 동작 분석을 수행하였다. 신인식과 권영후(1987)는 DLT 방식을 이용한 분석 프로그램을 개발하여 보고하였고, 진성태, 성낙준, 권영후(1987)는 방사형 통제점 틀을 사용하여 3차원 영상분석 방법을 소개하였다. 김종택, 신인식, 전태원(1988)은 3차원 영상분석방법을 실용화시키기 위해서 영상분석 프로그램을 개발하였다. 이 때 통제점들의 각도 측정시 소요되는 시간을 줄일 수 있고, 설치에 용통성을 가지며 조립과정이 필요하지 않은 통제점 막대를 이용한 방식을 보고하였다. 신인식, 이기정, 정철수, 김관호(2000)는 DLT 방식에 기반한 윈도우용 영상분석 프로그램을 개발해 보고하였다.

미디어 기술의 발달과 스포츠 과학에의 관심 증가는 영상 분석 기술에 대한 관심을 더욱 증가하게 만들었다. 이러한 관심의 증가는 상업적 상품으로 이어져 운동 자세의 교정 등에 있어서 영상을 이용한 운동기술의 향상을 도모하는 프로그램들이 많이 소개되고 있다. 하지만, 기존의 대용량의 영상으로부터 나오는 데이터를 모두 보관하는 방법보다는 영상으로부터 필요한 정보만을 추출해서 적은 양의 정보를 보다 다각적으로 보여줄 수 있는 방법을 모색하는 것이 보다 효과적이며 바람직하다. 이러한 작업을 기계가 자동으로 할 수 있도록 한다면 보다 저렴하게 데이터를 얻을 수 있고, 실시간으로 정보를 사용하는 것이 가능할 만큼 빨리 처리할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 스포츠 데이터에 기반한 경기의 분석과 해설, 그리고 전략의 구상을 도와줄 수 있는 기술을 개발하고자 한다. 즉, 별도의 관측기구가 아닌 스포츠 영상 데이터만을 이용하여 경기에 지장을 주지 않고,

기계 학습 기술을 이용하여 정보를 얻어내서 이 정보를 자료화 시켜 실시간 방송 중계와 스포츠 수행 능력 향상을 위한 자료로 활용하고자 한다. 따라서 본 연구의 목적은 물체의 연속 위치 파악과 관련하여 기계학습 분야의 최신의 연구 동향을 살펴보고, 이를 이용한 투구된 야구공의 위치를 실시간 파악하여 데이터화 할 수 있는 프로그램을 개발하는 데 있다. 이러한 연구의 결과는 실시간으로 정보가 필요한 스포츠 현장에서 뿐만 아니라 공학적인 분야에도 다양하게 응용할 수 있을 것으로 생각된다.

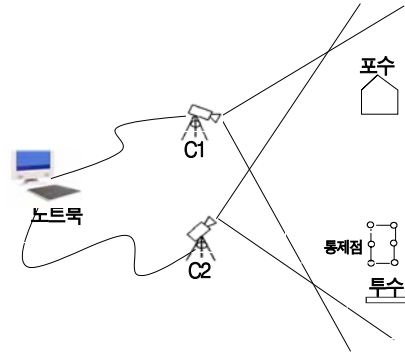


그림 1. 실험 장면

## II. 연구방법

### 1. 자료획득

본 연구를 위한 실험용 자료를 얻기 위해서 미국 Roper Scientific 사의 Motion Scope M3 모델의 디지털 고속비디오카메라 두 대를 사용하였다. 두 카메라의 촬영 시작 시점은 소프트웨어로 제어되도록 되어 있어서 자동적으로 동조를 시킬 수 있었다. 또한 카메라에서 촬영되는 영상은 카메라와 연결된 노트북에 설치된 소프트웨어를 이용해서 파일로 저장하도록 하였다. 이때 촬영되는 영상은 컬러로 저장 하였다.

촬영속도는 500f/s로 하여 자료를 획득하였으며, 야외에서 투구하는 장면을 3회 촬영하였다. 구체적인 실험 장면은 <그림 1>과 같다.

DLT 방정식을 위한 통제점들은 <그림 2>와 같이 설치하였으며, 동그랗게 표시한 6개의 점을 이용하였다.

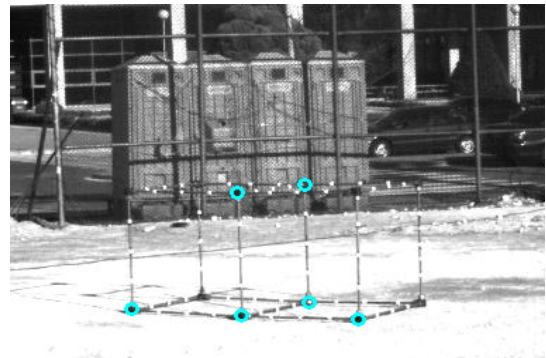


그림 2. 통제점의 직표화

### 2. 물체인식 알고리즘

물체 인식의 이슈는 일정 이상의 정확성을 확보하면서 영상을 실시간으로 탐색하여 결과를 낼 수 있는 정도의 빠르기 성능을 향상시키는 데 있다. 영상 데이터의 표상은 일반적으로 픽셀 하나당 한 차원을 가지게 되는 고차원의 데이터가 되는데, 이를 효과적으로 탐색하여 원하는 성능을 내는 기술이 필요하게 된다.

#### 1) CAMSHIFT 알고리즘

CAMSHIFT 알고리즘은 연속된 프레임에서 물체의 추적을 목표로 한다. 즉, 각 프레임에서의 물체의 위치의 확률분포를 알 수 있는 데이터가 알려졌을 때, 가장 확률이 높은 지점을 빠르게 계산하여 실시간으로 추적이 가능하도록 한다. 이를 위해서 기본적으로 분포의 경사(gradient)를 올라가서 분포의 최빈값, 혹은 최고점(mode)을 찾는 알고리즘을 필요로 한다. 이 때 평균 이동(mean shift) 알고리즘을 사용할 수 있다.

연속적인 프레임을 분석하는 데 있어서 찾고자 하는 프레임의 최고점, 직전 프레임의 최고점 근처에 있다는 사전지식을 이용한 CAMSHIFT 알고리즘은 프레임 전 영역의 개연도(likelihood)를 측정하지 않고 개연도의 근처 극대점(local maxima)만 파악함으로써 최고점을 빨리 찾아낼 가능성을 매우 높인 방법이다 (Comaniciu, 2002). 이 알고리즘은 다음 프레임에서의 탐색 시발점을

이전 프레임에서 찾은 최대값에서 시작한다.

① 커널 밀도 추정함수

평균 이동 과정(Mean Shift Procedure)을 설명하기 위해서는 Parzen Window 방법으로 알려진 커널 밀도 추정(Kernel Density Estimation)을 이용한다. 이 방법은 데이터로부터 분포를 만들어내는 nonparametric 방법으로 d차원 공간에 대해서 정의된 n개의 데이터  $X_i \in R^d, i, \dots, n$  상에 정의된 커널함수  $K(x)$ 를 이용한 다변수 커널 밀도 추정을 사용한다.

$$\hat{f} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_H(x - x_i)$$

단,  $K_H(x) = H^{-1/2} K(H^{-1/2} x)$

여기서  $H$ 는  $d \times d$  너비 행렬(bandwidth matrix)로 사용되며, 대칭 양한정(symmetric positive definite)의 성질을 갖는다. 제한된 영역(compact support)에서 유계함수(bounded function)인  $K(x)$ 는 다음의 네 가지 성질을 만족시킨다.

- ①  $\int_{R^d} K(x) dx = 1$
- ②  $\lim_{h \rightarrow \infty} \int_{R^d} x K_H(x) dx = 0$
- ③  $\int_{R^d} x K(x) dx = 0$
- ④  $\int_{R^d} x x^T K(x) dx = c_k I$  (단,  $c_k$ 는 상수)

여기서 위의 다변수 커널(multivariate kernel)은 대칭 단변수 커널(symmetric univariate kernel)  $K_1(x), x \in R$ 로부터 얻을 수 있는데, 다음의 두 가지 방법을 사용할 수 있다. 첫 번째 방법은  $K^P(x) = \prod_{i=1}^d K_1(x_i)$ 와 같이 각 차원의 단변수 커널들의 곱으로 나타내는 방법이고, 다른 한 방법은  $K(x) = a_{k,d} K(P\&P\&P\&P\&P)$ 와 같이 원점으로부터의

거리를 단변수로 하여 커널을 얻는 방법이다. 이 방법은  $K_1(x)$ 를  $R^d$ 상에서 회전시킨 것과 같다.  $K^S$ 는 반지름 방향으로 대칭(radially symmetric)이지만  $K^P$ 는 그렇지 않다. 본 연구에서는 (식) 1과 같은 반지름 방향 대칭 함수를 사용하였고, 여기서  $k$ 는  $K$ 의 윤곽(profile)이 된다.

$$K(x) = c_{k,d} k(\|x\|^2) \tag{1}$$

너비행렬  $H = \text{diag}[h_1^2, \dots, h_d^2]$ 는 각 방향의 커널의 너비를 결정하는데, 본 연구에서는 단위행렬에 너비를 곱한  $H = h^2 I$ 를 사용하였다. 이러한 방법을 이용하면, 데이터로부터 커널 밀도 추정함수를 (식) 2와 같이 얻을 수 있다.

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \tag{2}$$

이 함수가 데이터의 실제 분포를 반영한다고 가정하며, 이 함수로부터 최대지점을 찾아내는 것이 목표이다. 이 함수가 실제 분포를 반영하는지는 AMISE 추정을 통해서 알 수 있는데, 이는 실제 밀도와 그 추정의 오차제곱의 평균(mean of the square error)으로 측정된다. AMISE 측정이 최소화되는 커널은 (식) 3과 같이 윤곽을 가지는 Epanechnikov 커널이다.

$$k_E(x) = \begin{cases} 1-x & 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & x > 1 \end{cases} \tag{3}$$

여기서부터 반지름 방향 대칭인 커널을 취하면  $c_d$ 가 단위 d차원 구의 부피일 때 (식) 4와 같다.

$$K_E(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2)(1-P\&P\&P\&P\&P)^2 P\&P\&P\&P\&P \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{4}$$

하지만, 이 커널이 경계에서 미분이 되지 않으므로, (식) 5와 같은 수학적으로 보다 편리한 윤곽을 사용한 커널을 많이 사용한다.

$$k_N(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}x\right) \quad (5)$$

이 윤곽으로부터 (식) 6과 같은 다변수 정규 커널 (multivariate normal kernel)을 얻을 수 있다.

$$K_N(x) = (2\pi)^{-d/2} \exp\left(-\frac{1}{2} \|x\|^2\right) \quad (6)$$

그리고, 이로부터 앞의 커널 밀도 추정함수를 더 구체화할 수 있다.

$$\hat{f}_{h,K}(x) = \frac{c_{h,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (7)$$

② 밀도 최대 경사 추정

밀도 최대점을 찾는 문제는 모든 지점의 밀도 값을 꼼꼼히 살펴 최대값을 찾는 것이 아니라 임의의 지점의 밀도로부터 밀도가 가장 많이 증가하는 방향으로 지점을 옮기면서 최대점을 찾는 방법이 효율적이다. 이때 밀도 최대 경사 추정(Density Gradient Estimation)이 사용되며, 위의 커널 밀도 추정함수를 사용하여 다음과 같이 얻을 수 있다.

먼저, (식) 7의 선형성질을 얻기 위해 1차 미분하면 (식) 8을 얻을 수 있다.

$$\nabla \hat{f}_{h,K}(x) = \frac{2c_{h,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x-x_i) k\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (8)$$

이 때, 윤곽  $k$ 의 미분으로  $g(x) = -k'(x)$ 로 함수  $g$ 를 정의하고, 이를 윤곽으로 하는 커널  $G(x)$ 를 (식) 9와 같이 정의할 수 있다.

$$G(x) = c_{g,d} g(\|x\|^2) \quad (9)$$

이렇게 정의했을 때, 커널  $K(x)$ 를 커널  $G(x)$ 의 그늘(shadow)이라 부르게 된다. Epanechnikov 커널은 균일(uniform) 커널의 그늘이고, 정규(normal) 커널은 역시 정규 커널의 그늘이다. (식) 7을  $g(x)$ 로 다시

표현하면 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \nabla \hat{f}_{h,K}(x) &= \frac{2c_{h,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x-x_i) g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \\ &= \frac{2c_{h,d}}{nh^{d+2}} \left[ \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \left( \sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) - x \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \right) \right] \end{aligned}$$

이 함수는 커널  $G$ 를 통해 나타나는 함수  $\hat{f}_{h,G}$ 와 평균 이동(mean shift)을 나타내는  $m_{h,G}$ 의 곱으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{f}_{h,G}(x) &= \frac{c_{g,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \\ m_{h,G}(x) &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \\ \nabla \hat{f}_{h,K}(x) &= \hat{f}_{h,G}(x) \frac{2c_{h,d}}{h^2 c_{g,d}} m_{h,G}(x) \end{aligned}$$

여기서  $m_{h,G}(x)$ 는  $G$  커널을 가중치로 하는 가중치 평균(weighted mean)과 커널 중심인  $x$ 와의 차이가 되며, 그 의미는 (식) 10에서 찾을 수 있다.

$$m_{h,G}(x) = \frac{1}{2} h^2 c \frac{\nabla \hat{f}_{h,K}(x)}{\hat{f}_{h,G}(x)} \quad (10)$$

(식) 10에서 볼 수 있듯이, 커널  $G$ 를 가지고 만들어진 위치  $x$ 에서의 평균 이동 벡터는 커널  $K$ 로 만들어진 정규화된 밀도 최대경사(normalized density gradient estimate)에 비례하게 된다. 즉, 다음의 두 과정을 반복함으로써 극대값에 도달하는 가장 가까운 길을 택할 수 있다.

- i) 지점  $y_j$ 에서의 평균 이동 벡터  $m_{h,G}(y_j)$ 를 구한다.

ii) 커널  $G(x)$ 를  $m_{h,G}(y_j)$ 만큼 이동한다. 즉, 새로운 위치  $x$ 를  $m_{h,G}(y_j)=y_{j+1}-y_j$ 를 만족하는  $y_{j+1}$ 로 대체한다.

위의 과정이 수렴하는  $y_c=y_j$ 에서  $\nabla \hat{f}_{h,k}(y_c)=0$ 를 만족시키게 되어 극대점에 도달하게 된다.

③ 움직이는 물체의 추적

최대지점을 찾는 문제에서 연속을 움직이는 물체를 찍은 프레임을 분석하는 문제라면 이전 프레임의 최대지점의 근처를 살펴보면 된다. 이것을 Bradski는 얼굴 추적(face tracking)에 사용하였는데, 정지 영상의 밀도 분포 최대 지점을 찾는 것이 아니라 동적으로 변화하는 밀도 분포에서 최대점을 찾는다는 점에서 Coupled CAMSHIFT 알고리즘이라고 한다.

이 알고리즘은 평균 이동 방법의 응용으로 이 알고리즘의 적용은 물체의 크기 추정과 중심 위치의 추적에 용이하다. 먼저, 물체의 크기를 초기 설정한 영역(search window)이 주어졌을 때, 이 영역 안의  $x, y$ 에 대해서 zero's 모멘트는 위치  $x, y$ 에서의 개연성 히스토그램  $I(x, y)$ 에 대해서 (식) 11과 같이 주어진다.

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x, y) \tag{11}$$

물체의 중심 위치를 구하는 방법은  $x, y$ 에 대해서 모멘트를 계산해서 구할 수 있다. 즉, 다음과 같이 구할 수 있다.

$$M_{10} = \sum_x \sum_y xI(x, y)'$$

$$M_{01} = \sum_x \sum_y yI(x, y)'$$

$$x_c = \frac{M_{10}}{M_{00}}, y_c = \frac{M_{01}}{M_{00}}$$

물체의 크기의 추정은 zero's 모멘트가 클 때 늘어난다. 구체적인 알고리즘의 순서는 다음과 같다.

- i) 탐색 시작 위치와 물체의 크기를 잡는다.
- ii) 물체의 중심 좌표를 가지고 평균 이동법을 사용하여 최대점을 찾고, zero's 모멘트를 이용해서 물체의 크기를 다시 추정한다.
- iii) 단계 ii)를 수렴할 때까지 반복한다.
- iv) 다음 프레임의 시작 위치와 물체의 크기를 수렴한 위치를 물체의 크기로 잡고 단계 ii), iii)을 반복한다.

2) 목표물(target)의 표현

분포 함수를 추정하기 위한 데이터의 생성은 다음의 과정을 거친다. 목표물은 m-bin 히스토그램을 통해 표현되고, 다음의 표현 방식을 사용한다(Comaniciu, 2003).

① 목표 모델(target model)

목표 모델은 m-bin을 가진 히스토그램으로 표현되고, m개의 히스토그램 값을 하나의 목표 벡터로 표현한다.

$$\hat{q} = \{ \hat{q}_u \}_{u=1 \dots m}, \sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$$

목표물 구간내의 중심을 0로 둔 정규화된 픽셀 위치들을  $\{x_i^*\}_{i=1 \dots n}$ 라 했을 때, 위치  $x_i^*$ 를 입력으로 하여 히스토그램값을 나타내는 함수  $b: R^2 \rightarrow \{1, \dots, m\}$ 를 가정하면,  $u=1, \dots, m$ 에 대해서  $\hat{q}_u$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{q}_u = \sum_{i=1}^n (PVER \times_i^* PVER^2 \delta(x_i^* - u))$$

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (PVER \times_i^* PVER^2)}$$

여기서,  $\delta$ 는 Kronecker delta 함수이다. 단, 목표물 구간은 Coupled CAMSHIFT에 의해서 결정되어 n값을 결정한다.

② 목표 후보(target candidate)

위치  $y$ 에서의 목표후보 벡터는 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{p}(y) = \{\hat{p}_u(y)\}_{u=1..m}, \sum_{u=1}^m \hat{p}_u = 1$$

$$\hat{p}_u = C_h \sum_{i=1}^{n_h} \left( PMER \frac{y-x_i}{h} \right) PMER^2 d(x_i) - d$$

목표 모델과 목표 후보가 계산되면, 각 점에서의 다음의 유사도(similarity) 계산에 의해서 분포함수가 만들어 질 수 있다. 이 때, 모든 점을 다 계산할 필요는 없으며, 표본추출(sampling)에 의해서 데이터를 구하여 평균 이동 방법을 사용할 수 있다.

$$\hat{\rho}(y) = d[\hat{p}(y), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u}$$

### III. 연구결과

본 연구에서는 투구된 공의 위치를 자동으로 추적하여 그 위치를 3차원으로 구현하는 프로그램을 개발하는데 그 목적이 있다. 이를 위해서 얼굴 위치 추적의 기법을 응용하여 야구공의 위치 추적에 응용하였다. 투구된 볼의 위치를 영상으로부터 추정해내기 위한 방법으로는 얼굴 위치 추적 방법인 Coupled CAMSHIFT (Continuously Adaptive Mean Shift) 알고리즘을 사용하였고, 3차원 좌표로 나타내는 방법은 DLT 방식을 사용하였다.

본 연구에서 개발한 프로그램은 비주얼 C++를 이용하였다. 본 연구를 통해서 개발한 프로그램의 개요는 <그림 3>과 같다.

이와 같은 과정을 거쳐 영상속의 공이 추적되는 과정을 보면 다음과 같다. <그림 4>는 첫 번째 프레임에서 추적하고자 하는 목표영역을 지정해 주는 장면이다.

<그림 5>는 초기 지정한 영역에 따라서 Coupled CAMSHIFT 알고리즘에 따라서 공의 위치를 계속 추적해 나가는 과정을 나타낸 장면이다.

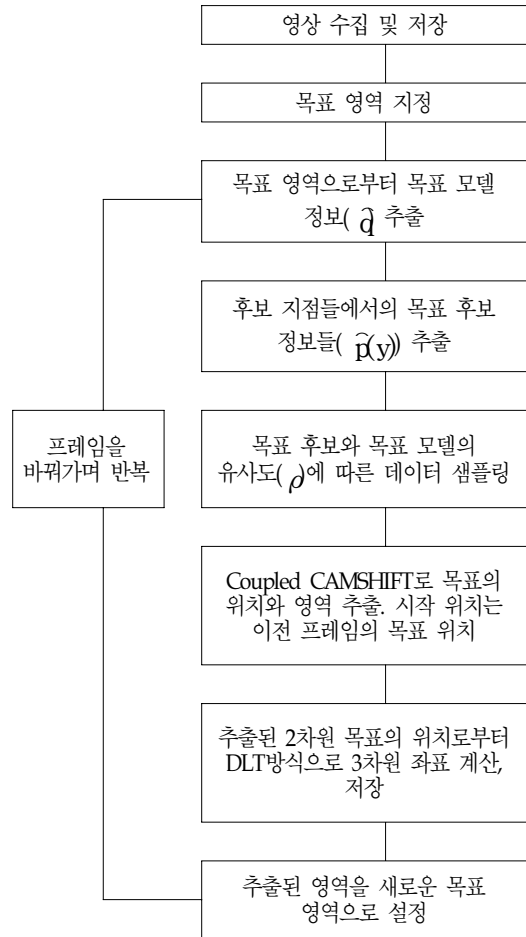


그림 3. 프로그램 개요



그림 4. 목표영역의 지정



그림 5. 공의 위치 추적

<그림 6>은 자동추적 한 공의 위치좌표를 나타내주는 장면이다. 각 카메라에서 추적한 좌표를 3차원 좌표로 재구성하여 여러 각도에서 공의 이동 경로를 볼 수 있도록 하였다.

<그림 6>에서 Set the reference 메뉴는 카메라 1과 카메라 2에서 통제점에 대한 캘리브레이션 결과값을

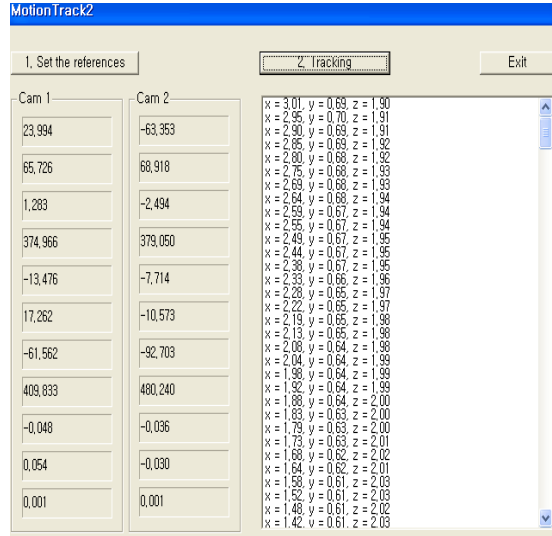


그림 6. 메인 프로그램

보여주는 장면이다. 다시 Tracking 메뉴를 선택하게 되면 두 카메라에서 투구된 공을 추적하는 장면을 볼 수 있다. 그 다음에는 두 영상에서 처리된 3차원 좌표값이 오른쪽에 자동으로 제시되도록 하였다.

#### IV. 결론 및 제언

본 연구는 통계 처리에 기반한 기계학습 알고리즘을 영상 분석 분야에 응용함으로써 스포츠 영상 분석 분야를 보다 정교화하고, 데이터를 얻는 방법을 진보시키고자 함을 목표로 하였다. 프레임마다 공의 위치를 수작업으로 지정하는 것이 아니라 자동으로 추적하도록 고안한 이 시스템은 여러 경기 종목의 영상처리 분야에 적용이 가능하며, 기존에 하기 어려웠던 경기 분석을 가능하게 해 줄 것으로 기대한다.

여러 번의 테스트 결과, 영상으로부터 공의 첫 위치를 지정해 주었을 때, 연속 프레임의 공의 위치를 정확히 추적해 주었으며, 두 대의 카메라에서 녹화한 데이터를 사용하여 3차원 공간상의 좌표를 얻어내는 데 성공하였다. 이는 현재 활발히 연구 중인 최신의 기계학습 이론과 놀라운 계산력을 발휘하는 고성능 컴퓨터의 개발로 인하여 가능하게 되었다. 이 연구는 이러한 맥



탁에서 스포츠 과학의 연구에 다른 최첨단 연구를 접목하는 학제간 연구의 사례로서도 의미를 갖는다고 할 수 있다.

추출된 데이터의 사용 가능성은 매우 많다. 데이터를 실시간 추출할 수 있는 알고리즘의 개발로 경기 중에 직전에 던진 투구의 구체적인 궤적과 종류를 알려 줄 수도, 보여 줄 수도 있을 것이다. 이렇게 적립된 데이터를 통해 특정 투수와 관련된 투구의 분석과 투수 사이의 차이를 분석할 수 있을 것이다. 또한 투구와 관련된 교육 프로그램으로 사용할 수도 있을 것으로 기대된다. 이럴 경우에 축적되는 데이터의 양이 매우 많겠지만, 현재의 컴퓨터 기술은 일반 PC에서도 고용량 데이터를 적절히 다룰 수 있는 DBMS의 구동이 가능하고, 이들 데이터를 적절히 다룰 수 있는 사용자 친화적인 프로그램만 있다면 데이터의 양이 문제가 되지 않을 것이다.

이 방법이 보편화되고 상용화되기 위해서는 보다 연구되어야 할 부분이 있다. 우선, 저장된 데이터를 효율적으로 보여줄 수 있는 상용 프로그램의 개발이 절실하다. 본 연구의 결과로부터 나오는 데이터는 고용량의 데이터이기 때문에 데이터 자체만으로는 정보를 끌어 내기가 쉽지 않은 문제점이 있다.

그 외에도 이 방법이 보편화되기 위해서 해결되어야 할 문제도 있다. 공이 투수의 손을 떠나 포수에게 도달하기까지의 짧은 순간에 많은 프레임의 사진을 찍을 수 있는 고성능의 카메라가 상용화할 수 있을 정도의 가격대로 되어야 하는 문제도 있다.

하지만, 이러한 부족한 점은 연구가 진행되면서 해결할 수 있거나, 기술의 발전으로 해결되어질 수 있는 문제들로 보인다. 문제들이 해결되면서 본 연구가 직접적, 간접적으로 보다 정량화된 스포츠 과학에 사용될 수 있는 응용 방법은 매우 많을 것으로 생각된다.

## 참 고 문 헌

김종택, 신인식, 전태원 (1988). 3차원 영상분석법의 실용화 방법 및 컴퓨터 프로그램 패키지 개발.

서울대학교 체육연구소.

신보삼 (1986). *走跳投運動의 生體力學의 研究*, 서울대학교 박사학위논문.

신인식, 권영후 (1987). 3차원 영상 분석법의 비교 연구. *서울대학교 체육연구소 논집*, 8(1), pp. 33-44.

신인식, 이기청, 정철수, 김관호 (2000). 윈도우용 비디오 3차원 영상분석 프로그램 개발. *한국체육학회지*, 39(3) pp. 622-634.

진성태, 성낙준, 권영후 (1987). DLT를 이용한 3차원 영상분석법의 실용화 방안. 제 1회 생체역학 국제 세미나 초록, pp. 77-95.

Abdel-Aziz, Y. I., & Karara, H. M. (1971). *Direct linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in close-range photogrammetry*. Proceedings of the symposium on close range photogrammetry, Jan. 26-29. 1971 Falls Church, Va: American society of Photogrammetry.

Bradski, G.R., & Clara, S. (1998) Computer vision face tracking for use in a perceptual user interface, *Intel Technology Journal*.

Comaniciu, D., Ramesh, V., & Meer, P. (2003) Kernel-based object tracking, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 25, No. 5, pp 564-577.

Comaniciu, D., Meer, P. (2002) Mean shift: a robust approach toward feature space analysis, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 24, No. 5, pp 603-619.

Duda, R.O, Hart, P.E., & Stork, D.G. (2000) *Pattern classification*, Wiley-interscience.

Mitchell, T.M. (1997) *Machine learning*, The McGraw-Hill companies, Inc.

Raetch, G. (2004) *A brief introduction into machine learning*, 21st Chaos communication congress lectures and workshops, Germany.

Walton, J. S. (1981). *Close-Range Cine-Photogrammetry; A Generalized Technique for Quantifying Gross Human Motion*. Ph. D. Dissertation, The

Pennsylvania State University.

Younes, L. (2005) Introduction to machine learning,  
Statistical (machine) learning lecture notes.  
(<http://cis.jhu.edu/~younes/LectureNotes/machineLearning.pdf>)

투 고 일 : 1월 31일

심 사 일 : 2월 6일

심사완료일 : 3월 17일