

저해상도 농구 전광판 동영상에서의 문맥 기반 선수 득점 인식

은 현 준*, 이 지 원*, 문 성 원*,
 이 정 수*, 남 도 원*, 정 찬 호*,
 김 창 익**

Context-Based Player Score Recognition in Low-Resolution Basketball Scoreboard Videos

Hyunjun Eun^{*}, Jiwon Lee^{*}, Sungwon Moon^{*},
 Jungsoo Lee^{*}, Do-won Nam^{*}, Chanho Jung^o,
 Changick Kim^{**}

요 약

본 논문에서는 저해상도 농구 전광판 동영상에서의 문맥 기반 선수 득점 인식 방법을 제안한다. 저해상도 전광판 영상의 경우 득점의 육안 식별 시에도 어려움이 있다. 이를 해결하기 위해 제안하는 방법은 직접적인 선수 득점 인식이 아닌 팀 득점의 차이를 이용하여 선수 득점을 업데이트 하는 방법을 사용한다. 20개 동영상에 대해 제안하는 방법과 LeNet의 정량적 성능 비교를 수행하였으며 제안하는 방법이 높은 성능을 가짐을 보였다. 본 연구 결과는 저해상도의 영상기반 인식 연구, 스포츠 전광판 인식에서 실질적인 도움이 될 것으로 판단된다.

Key Words : Basketball game videos, Context-based score recognition, Player scores, Low-resolution images

ABSTRACT

In this paper, we propose a context-based player score recognition method in low-resolution basketball scoreboard videos. It is even difficult to manually recognize scores of low-resolution scoreboard images. To address the problem, we propose to use team score difference for updating player scores. We used 20 videos to perform quantitative comparison between ours and LeNet. Our proposed method shows the higher performance than LeNet. We believe that this study guides for score recognition in low-resolution images and in scoreboards.

1. 서 론

최근 스포츠에 대해 분석 및 이해할 수 있는 지능형 스포츠 동영상 분석 시스템에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 특히 많은 사람들에게 인기가 높은 축구와 농구 경기를 지능적으로 분석 및 이해하는 시스템은 팀 및 선수 퍼포먼스 분석, 전략 분석 등의 다양한 역할을 할 수 있다. 이를 위해 일반적으로 선수 및 심판 추적, 행동 인식 등이 수행되어야 한다. 또한 농구 경기의 경우 전광판 내용(예, 팀 득점 및 파울, 개인 득점 및 파울, 경기 시간 등)이 많은 정보를 포함하고 있어 전광판 내용 인식 역시 경기 분석에 큰 도움을 줄 수 있다. 현재 대부분의 지능형 축구 동영상 분석 시스템에서는 이동형 카메라의 한계 및 문제점 때문에 고정형 카메라를 이용한다^[1]. 농구 역시 고정형 카메라를 사용하기 때문에 상대적으로 저해상도의 전광판이 획득된다.

따라서 기존 방법^[2-4]을 이용할 경우 내용 인식에 큰 어려움이 있으며, 그림 1에서 보듯 선수 개인 득점은 육안으로도 식별이 어렵다.

본 논문에서는 저해상도의 선수 득점을 인식하기 위하여 문맥 기반 선수 득점 인식 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 저해상도로 인해 선수 개인 득점의 직접적인 숫자 인식이 어렵기 때문에 명확한 팀 득점

※ 본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2016년도 문화기술 연구개발 지원 사업으로 수행 되었음 (R2016030044, 스포츠 영상 콘텐츠의 내용 이해 기반 분석/요약/검색 기술 개발).

• First Author : School of Electrical Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology, hj.eun@kaist.ac.kr, 학생회원

◦ Corresponding Author : Department of Electrical Engineering, Hanbat National University, peterjung@hanbat.ac.kr, 정회원

* SW-Content Research Laboratory, Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI), {ez1005, moonstarry, jslee2365, dwnam}@etri.re.kr

** School of Electrical Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology, changick@kaist.ac.kr

논문번호 : KICS2017-08-226, Received August 31, 2017; Revised September 19, 2017; Accepted October 13, 2017



(a) Scoreboard (270×120)



(b) Team score (10×20) (c) Player score (5×10)

그림 1. 전광판에서의 팀 득점과 선수 득점 예.
Fig. 1. Example of team score and player score in scoreboard.

을 인식하여 개인 득점 인식에 이용한다. 먼저 팀 득점 인식을 통하여 점수 변화를 알 수 있으며 이는 현재 발생한 득점과 동일하다. 이때 개인 득점이 발생한 선수를 찾아 기존 개인 득점에 현재 득점을 더해 개인 득점을 인식한다. 실험 결과에서는 20개의 동영상에 대한 정량적인 성능 평가를 통해 제안하는 방법의 우수성을 보여주었다.

II. 문맥 기반 선수 득점 인식

알고리즘 1은 제안하는 문맥 기반 선수 득점 인식 방법을 나타낸다. 입력은 농구 전광판 동영상 프레임 B_k 의 집합 $V = \{B_1, \dots, B_K\}$, 이전 프레임의 팀 득점 S_{k-1}^T , 선수 득점 $S_{k-1}^{P_1}, \dots, S_{k-1}^{P_N}$, 선수 득점 영역 $I_{k-1}^{P_1}, \dots, I_{k-1}^{P_N}$ 으로 정의한다. 여기서 k, K, N 은 각각 현재 프레임, 전체 프레임 수, 전체 선수 수를 나타낸

알고리즘 1. 문맥 기반 선수 득점 인식
Alg. 1. Context-based Player Score Recognition

```

초기화:  $k \leftarrow 2$ 
입력:  $V = \{B_1, \dots, B_K\}, S_{k-1}^T,$ 
 $S_{k-1}^{P_1}, \dots, S_{k-1}^{P_N}, I_{k-1}^{P_1}, \dots, I_{k-1}^{P_N}$ 
while  $k \neq K$  do
    팀 및 선수 득점 영역  $I_k^T, I_k^{P_1}, \dots, I_k^{P_N}$  분할 -- (1)
    팀 득점  $S_k^T$  인식 ----- (2)
    if  $1 \leq S_k^T - S_{k-1}^T \leq 3$  then
        개인 득점  $S_k^{P_1}, \dots, S_k^{P_N}$  업데이트 ----- (3)
         $k \leftarrow k + 1$ 
출력:  $S_K^{P_1}, \dots, S_K^{P_N}$ 
    
```



그림 2. 팀 및 선수 득점 영역 분할.
Fig. 2. Segmentation of team and player score regions.

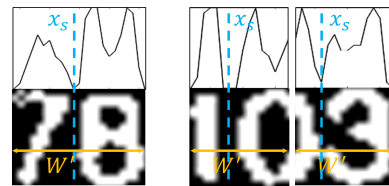


그림 3. 팀 득점 영역의 자릿수 분할.
Fig. 3. Digit segmentation of team score regions.

다. N 의 경우 일반적으로 원정팀과 홈팀 각각에 대해 5로 정의 된다.

2.1 팀 및 선수 득점 영역 분할

먼저 현재 프레임의 전광판 영역 B_k 로부터 팀 및 선수 득점 영역 $I_k^T, I_k^{P_1}, \dots, I_k^{P_N}$ 을 분할 (알고리즘 1.(1))한다. 팀 및 개인 득점 영역은 항상 전광판의 동일한 위치에 존재하기 때문에 고정된 좌표를 이용하여 대략적인 분할이 가능하다. 이후 그 색에 따라 RGB값들을 이진화 후 숫자 크기에 맞게 잘라내어 $I_k^T, I_k^{P_1}, \dots, I_k^{P_N}$ 을 정의하며 그림 2에 나타난다.

2.2 팀 득점 인식

알고리즘 1.(2)의 팀 득점 S_k^T 는 템플릿 매칭으로 I_k^T 각 자리 숫자를 인식하여 얻는다. 팀 득점의 경우 한 자리에서 세 자리까지 나타날 수 있으며 I_k^T 의 너비로 자리 수를 알 수 있다. 두자리 수와 세자리 수의 경우 한 자리씩 분할하며 분할 위치 x_s 는 아래 식으로 정의 된다.

$$x_s = \arg \min_x \left\{ \frac{1}{2} W' - x \left| \times \sum_{y=1}^H I_k^T(x, y) \right. \right\} \quad (1)$$

H 는 I_k^T 의 높이를 나타낸다. W' 는 두자리 수인 경우 I_k^T 의 너비로 정의하며, 세자리 수인 경우 2개의 x_s 를 구해야 함으로 그림 3과 같이 전체 너비의 1/2로

정의 한다. 식 (1)을 이용하여 중심과 가까우며 숫자를 포함하는 픽셀이 가장 적은 위치를 얻을 수 있다.

2.3 개인 득점 업데이트

알고리즘 1.(3)의 개인 득점 업데이트는 팀 득점이 발생한 경우, 즉 $1 \leq (S_k^T - S_{k-1}^T) \leq 3$ 인 경우에 수행하게 된다. 업데이트할 선수 n_u 는 다음의 식과 같이 이전 프레임 선수 득점 영역과 현재 프레임 선수 득점 영역의 차이 D^{P_n} 가 가장 큰 선수로 정의된다.

$$n_u = \arg \max_n (D^{P_n}) \quad (2)$$

식 (2)에서 D^{P_n} 은 다음과 같이 정의한다.

$$D^{P_n} = \sum_{y=1x=1}^H \sum^W |I_k^{P_n}(x,y) - I_{k-1}^{P_n}(x,y)| \quad (3)$$

마지막으로 식 (2)에서 얻어진 n_u 를 이용하여 개인 득점 $S_k^{P_{n_u}} = S_{k-1}^{P_{n_u}} + (S_k^T - S_{k-1}^T)$ 을 업데이트 한다.

알고리즘 1과 같이 모든 프레임에 대해 팀 득점 인식과 개인 득점 업데이트를 수행하여 최종 선수 개인 득점 $S_K^1, \dots, S_K^{P_{n_u}}$ 을 얻게 된다.

III. 실험 결과

정량적 성능 비교를 위하여 20개의 2~3분의 15 fps (frames per second) 농구 전광판 동영상을 실제 경기 동영상으로부터 구성 하였다. 전광판 동영상에서 전체 선수 10명의 개인 득점에 대한 Precision P_t , 개인 득점이 발생한 선수에 대한 Precision P_u 과 Recall R_u 을 통해 정량적 성능 평가를 수행하였다. 그림 4는 제안하는 방법과 Convolutional Neural Network (CNN) 중 하나인 LeNet의 정량적 성능 비교를 나타낸다. CNN은 최근 뛰어난 성능 보여주며 여러 연구 분야에서 활용되고 있다⁵⁾. LeNet⁶⁾의 경우 손글씨 숫자 인식에서 높은 성능을 보여주며 효율성이 높아 현재에도 많이 사용된다. LeNet의 학습을 위하여 0에서 9까지 숫자 3,255개를 사용하였다. 제안하는 방법의 경우 20개 동영상에 대해 평균 P_t , P_u , R_u 는 각각 0.90, 0.78, 0.80을 나타내었고, LeNet의 경우 각각 0.87, 0.71, 0.78의 성능을 나타내며 제안하는 방법이 더 높은 성능을 보여주었다. LeNet의 경우 형태가 비슷한 2와 7, 3과 9, 0과 8에서 인식 성능이 낮은 특성을 보

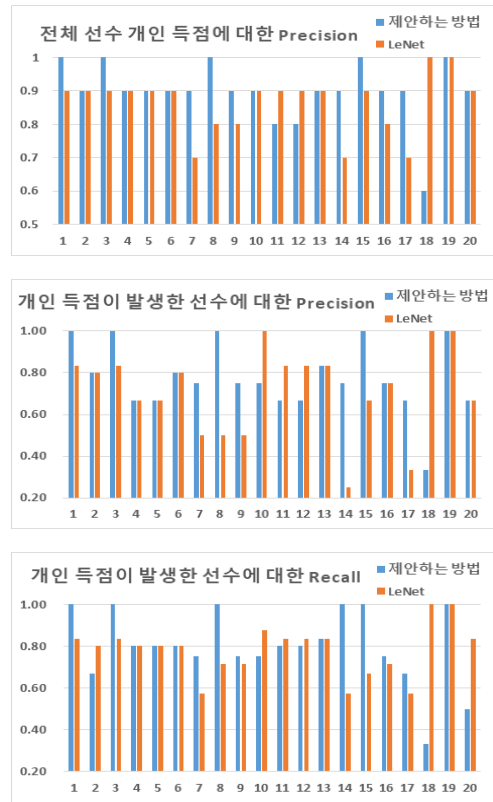


그림 4. 20개 동영상에 대한 정량적 성능 비교
Fig. 4. Quantitative performance comparison on 20 videos.

여주었으며, 이는 육안으로 역시 식별이 어려운 경우이다.

IV. 결론

본 논문에서는 저해상도 선수 득점을 인식하기 위하여 문맥 기반 선수 득점 인식 방법을 제안하였다. 저해상도 선수 득점 영상은 기존 방법은 물론 육안 식별에도 어려움이 있다. 이를 해결하고자 제안하는 방법은 선수 득점의 직접적 인식이 아닌 팀 득점 차를 이용해 선수 개인 득점을 업데이트 하였다. 또한 업데이트 할 선수는 개인 득점의 프레임 간 차이로 결정한다. 제안하는 방법과 LeNet을 20개의 농구 전광판 동영상에 대해 정량적 성능 비교를 수행하였으며, 제안하는 방법이 선수 개인 득점 평균 Precision 0.90으로 LeNet보다 높은 성능을 얻었다. 본 연구 결과는 저해상도 영상기반 인식 연구, 스포츠 전광판 인식에서 실질적인 도움이 될 것으로 예상된다.

References

- [1] S. Beysal and P. Duygulu, "Sentioscope: a soccer player tracking system using model field particles," *IEEE Trans. Cir. and Syst. Video Technol.*, vol. 26, no. 7, pp. 1350-1362, Jul. 2016.
- [2] R. Brunelli, *Template matching techniques in computer vision: theory and practice*, Wiley, ISBN 978-0-470-51706-2, 2009.
- [3] S. Jeon, S. Kim, and G. Park, "Pixel value based number and character recognition algorithm for performance improvement," in *Proc. Symp. KICS 2015*, pp. 418-419, Seoul, Korea, Nov. 2015.
- [4] H. Lee, et al., "Study on vehicle license plate recognition system," *J. Korea Inst. Inf., Electron., Commun. Technol.*, vol. 6, no. 2, pp. 113-118, 2013.
- [5] S. Park, et al., "Deep learning based symbol recognition for the visually impaired," *J. Korea Inst. Inf., Electron., Commun. Technol.*, vol. 9, no. 3, pp. 249-246, Jun. 2016.
- [6] Y. LeCun, et al., "Gradient-based learning applied to document recognition," in *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, Nov. 1998.