

운전자 시선 및 행동 분석을 이용한

운전자 주의 산만 감지

Driver Distraction Detection

using Gaze Estimation and Activity Recognition

요약

AttenD 알고리즘은 시선 방향에 대한 벡터를 받아 운전 중에 필요한 곳을 제대로 주시하고 있는지 버퍼를 통해 체크하는 알고리즘으로써, 주시하는 시간에 따른 버퍼들의 수치를 통해 운전자의 집중도를 예측한다. 한편 이는 차창 근처에서 휴대폰을 보는 등의 시선 방향만으로는 완전히 파악할 수 없는 정보나 후진이나 커브, 차선 변경 등의 전방을 상대적으로 덜 주시하게 되는 상황 등에 대한 처리가 완전하지 못하다. 따라서 본 논문에서는 이런 문제들을 해결하기 위해 자세를 포착하여 추가적인 정보를 얻고 후면 버퍼를 이용하여 수치 측정에 사용하는 버퍼를 늘리는 방식으로 이런 문제를 해결할 수 있도록 한다.

1. 서론

1.1 연구 배경

최근 머신 러닝, 딥러닝과 같은 SW 기술 발전으로 인해 차량에 탑재되는 자율 주행 기술이 점진적으로 발전하고 있다. 미국 자동차 기술학회(SAE)는 2014년 1월 자율 주행 기술을 기능 및 기술적인 측면에서 0단계부터 5단계까지 총 6단계로 구분하였다. 이 중, 완전 자동화 주행에 해당하는 5단계를 제외하고 운전자의 개입은 필수적이다. 하지만 현재 자율 주행 기술은 자율 주행으로 가장 유명한 Tesla 역시 2단계에 해당하며, 다양한 기술적 문제로 인해 5단계 도달이 늦춰지고 있다. 이런 실정임에도 현재 몇몇 운전자는 부분 자동화를 제공하는 자동차에 의존한 채 운전 집중하지 않는 경우가 있다. 따라서, 지금 시점에서는 DSM(Driver State Monitoring) 기술을 이용해 운전자의 상태를 분석하고 위험을 감지하는 것이 중요하다. 이런 감지 기술 중, 운전자 시선(Gaze)과 머리 자세(Head Pose)를 통해 운전자의 운전 주의 산만을 측정하는 AttenD 알고리즘이 최근 개발되었다. AttenD 알고리즘은 시간 버퍼를 활용하며 해당 버퍼의 수치를 통해 주의 산만 정도를 정량적으로 표현한다.

1.2 연구 목표

AttenD 알고리즘은 시선을 통해서 주의 산만을 측정하기 때문에 시선을 제외한 사항에 대해서는 해당 알고리즘을 통해 고려할 수 없다. 또한 실제 운전 상황에서의 시선 변화는 차량의 이동에 따라 변하게 된다. 예를 들어, 후진을 할 경우 백미러(Rearview Mirror), 사이드미러(Wing Mirror)를 보거나 아예 고개를 돌려 뒤를 볼 수도 있다. 하지만 AttenD를 통해서 이런 빈번히 일어나는 특수 상황에 대한 처리가 불가능하다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 기존 AttenD 알고리즘에서 사용하는 버퍼에 후면 버퍼 등 추

가적인 버퍼를 특수 상황에 동시 활용하여 특수 상황에 대한 주의 산만 측정 정확도를 높이는 것을 목적으로 한다. 또한 운전자의 행동을 인식한 후 이를 버퍼에 반영하여 시선만으로 인식할 수 없는 주의 산만 요소를 수치에 적용한다.

2. 관련 연구

2.1 사용자 행동 인식 기술(Human Activity Recognition)

사용자 행동 인식 기술은 다양한 센서를 활용하여 사람의 모션이나 제스처와 관련된 정보를 수집하고 해석하여 행동을 인식하는 기술이다[1]. 행동 인식 기술에는 특징 벡터를 추출하여 패턴을 찾아 인식하는 방법과 딥러닝 기반으로 인식하는 방법으로 구분된다. 최근 주로 연구되고 있는 행동 인식 기술은 딥러닝을 기반으로 행동을 인식하는 기술이다. 이는 특징 추출과정에서 미리 지정된 특징 추출기 대신에 CNN(Convolutional Neural Network)을 적용하여 행동 인식에 최적화된 특징을 추출하고 분류기를 학습시킴으로써 인식 성능을 높이는 방식이다[2]. 또한 컴퓨팅 성능 향상으로 더 많은 양의 연산량을 처리할 수 있게 됨에 따라 객체를 추출하여 자세 추정(Pose Estimation)을 진행하여 객체의 자세에 대한 좌표값을 추출한 후 해당 좌표를 통해서 행동을 인식하는 방식도 연구되고 있다. 이 방식의 경우, 많은 연산량이 요구되지만, 객체의 정확한 자세를 데이터로 얻을 수 있기 때문에 행동 인식의 정확도를 높이는 데 도움이 된다.

2.2 시선 추적 기술(Gaze Estimation)

시선 추적은 눈의 특정 지점을 Landmark Detection을 통해 특징점을 잡은 후, 그중 눈동자에 대한 특징점들을 이용하여 눈동자가 바라보는 시선의 방향을 추적할 수 있는 기술이다[3]. 시선 추정에 대한 연구 또한 다양한 방식으로 활용할 수 있다. 이때 사용 모델로는 CNN(Convolution Neural Network), SLM(Statistical

Learning Models), 혹은 기하학적 접근으로 나눌 수 있다. 그리고 방법에 따라 머리 자세만을 이용하는 경우와 거기에 눈에 대한 정보를 추가로 활용하는 경우로도 나눌 수 있다. 그리고 포착하는 조건과 사용하는 센서로 이를 구분할 수 있다[4].

2.3 AttenD 알고리즘(AttenD 2.0)

AttenD 알고리즘은 운전자의 시선을 눈동자 벡터와 머리 벡터를 이용하여 추적하고 추적된 벡터가 전방에 설정한 시간 버퍼로 들어가는지를 버퍼 내의 수치로 확인하는 알고리즘이다. 버퍼는 최대 2초 분량의 시간 버퍼를 활용하는데 버퍼의 수치는 운전자가 해당 버퍼의 방향을 향해 지속해서 주시할수록 증가하고 주시하지 않을수록 내려간다. 버퍼의 범위는 차량 앞 유리 와 시야각 90도 사이 교차점이다. 만약 시선 추적에 실패하는 경우, 머리 벡터를 대신 받아 사용하는데 마지막 버퍼 값이 0.4 이상이고 머리 벡터가 전방 20도 이내인 경우에만 버퍼 값을 고정한다[5]. 즉 버퍼는 운전자가 주시해야 할 곳을 의미하고 버퍼의 수치는 해당 지점을 잘 주시하는지를 정량화한 것으로 이를 이용하여 운전자의 주의 산만 정도를 측정할 수 있게 된다.

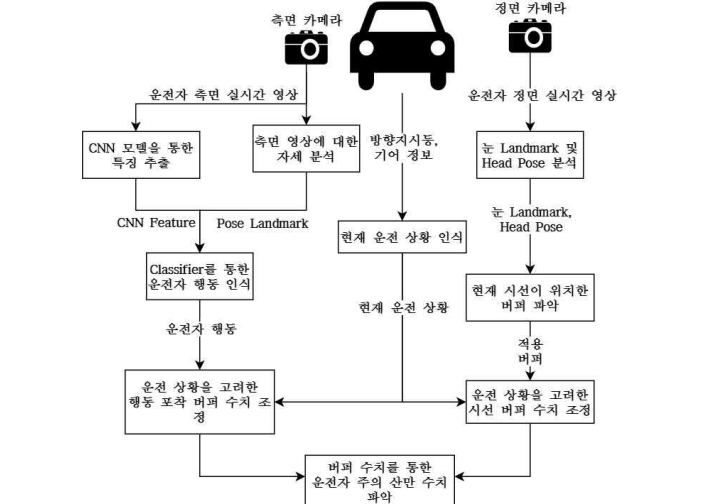
한편 이러한 AttenD 알고리즘은 버퍼를 전방에만 두고 있기 때문에 전방 이외의 주시가 많이 필요한 실 운전 상황에 그대로 적합하기엔 괴리가 있고 한 지점만을 과도하게 주시하는 명한 상태를 포착할 수 없다. 따라서 기존의 AttenD 알고리즘이 사용하는 전방 메인 버퍼 외에도 양 사이드미러, 좌·우측 차창, 계기판과 같은 곳에 버퍼를 추가하고 상시 혹은 간헐적으로 활성화하면서 전방 이외의 주시에 대해서 시선 추적을 가능하게 하는 대신 버퍼의 상한을 1초로 한다[6].

3. 문제 정의

기존 AttenD 알고리즘에서 지적된 여러 단점이 AttenD 2.0 알고리즘에서 사이드미러와 옆 차창, 계기판 등에 버퍼를 추가하고 과도하게 한 방향만을 주시하는 행위에 대해 버퍼 수치를 감소시키는 방식을 적용해 개선되긴 했지만, 아직도 개선할 수 있는 문제점들이 남아있다. 우선 AttenD는 시선 추적과 머리 추적만을 이용하는 알고리즘이므로 시선과 머리에 대한 정보만으로는 판독할 수 없는 정보들에 관해서는 판단할 수 있는 수단이 존재하지 않는다. 운전자가 전방을 주시하고 있다고 할 때 제대로 전방을 주시하고 있는지 앞에 휴대폰을 놓고 보는 것인지 완벽히 구별할 수 없다. 예를 들어, 운전자가 과도하게 한 방향만을 본다면 알 수 있겠지만 휴대폰과 전방을 번갈아 주시한다면 찾아낼 방법이 전무하다.

그리고 비록 AttenD 2.0에서 기존 알고리즘의 문제점이었던 전방 주시 과적합 문제 해결을 위해 여러 개의 버퍼를 상시 혹은 간헐적으로 사용하였지만, 아직 일부 특수 상황에 대한 고려가 불가능하다. 예를 들어, 후진 상황에서 후면을 주시하는 경우, 이를 주의 산만으로 보기는 힘들어도 불구하고 해당 알고리즘 기준에서는 주의 산만으로 분류할 수밖에 없다. 이런 시선 이동은 전방 주시를 하지 않은 주의 산만이 아닌 운전이 필수적인 요소이지만 기존 알고리즘 기준으로는 주의 산만으로 분류된다. 따라서, 이런 특수 상황에 대해 기존보다 정확히 고려할 수 있는 해결책이 필요하다.

4. 시스템 제안



[그림 1] 전체 시스템 작동 흐름도

4.1 추가적인 버퍼 활용

기존 알고리즘이 미처 추적하지 못하는 자동차 후면과 후방 카메라 화면에 대한 시선을 버퍼의 추가를 통해 포착한다. 이 버퍼들은 후진 상황에만 활성화되어 운전자를 후진 상황임에도 주의 산만으로 판단하는 것을 방지하는 역할을 수행한다. 즉 후진 상황이 아닐 때 버퍼가 비활성화되어 시스템이 후면 주시 행위를 운전과 관련 없는 행위로 간주하고 피드백을 주게 된다. 반대로 후진 상황인 경우 버퍼가 활성화되어 시스템이 후면 주시 행위 또한 운전이 필요한 행위로 인식하여 다른 버퍼들처럼 주시해도 집중도가 저하되지 않은 정상적인 상태로 간주하게 한다. 만약 후방 카메라가 있는 차량의 경우, 후진 시 후방 카메라 화면을 주시할 가능성이 매우 높으므로 해당 위치에 간헐적으로 활성화되는 버퍼를 추가함으로써 자동차 후면 버퍼와 동일한 역할을 수행하게 한다.

4.2 행동 포착 버퍼

운전자의 측면을 카메라를 통해 실시간으로 촬영한 후, 해당 RGB 영상에서 실시간으로 운전자를 인식한다. 인식한 운전자에 대해서 CNN모델을 통해 특징이 추출되는 과정과 자세 분석 모델을 통해 Pose Landmark를 얻는 과정을 거치게 된다. 이 두 과정을 통해 얻은 데이터를 최종적으로 운전자의 행동을 분석하게 된다. 그 후 분석된 운전자의 행동 정보에 따라 행동에 따른 주의 산만을 측정하는 버퍼의 값에 변화를 주게 된다. 이 경우, 행동 포착 버퍼는 후진과 같은 특수 상황에 대해서 각 행동에 대한 수치 변화량을 조절하며 작동하게 된다.

4.3 집중도 계산

기존 AttenD 알고리즘은 각 버퍼에 시선이 집중되고 있는 시간에 따라 해당 버퍼 수치가 변화하게 된다. 만약 버퍼에 시선이 집중된 경우 해당 단위 시간 T 만큼 기존 버퍼에서 더한 값으로, 시선이 벗어난 경우 기존 버퍼에서 T 만큼 뺀 값으로 버퍼 값을 변경한다(1). 또한, 최종적인 집중도 계산의 경우 전방 유리 버퍼 수치에 중심을 두며 시선이 다른 버퍼로 이동한 경우 해당 버퍼 수치를 통해 집중도를 변경한다[7].

$$B_i[n] = B_i[n-1] + \begin{cases} T & \text{gaze} \in \text{target}_i \\ -T & \text{gaze} \notin \text{target}_i \end{cases} \quad (1)$$

$$GB_i[n] = GB_i[n-1] + \begin{cases} T & \text{gaze} \in \text{target}_i \\ -T & \text{gaze} \notin \text{target}_i \end{cases} \quad (2)$$

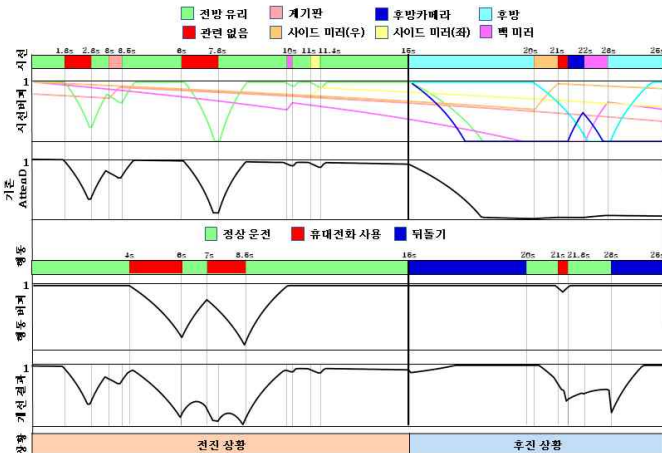
$$GB[n] = \sum_i w_i GB_i[n] \quad (3)$$

$$AB[n] = AB[n-1] + pT \quad (4)$$

$$B[n] = GB[n] \times AB[n] \quad (5)$$

하지만 이와 같은 방식은 상황에 따라 중요시되는 시선에 대해서 고려할 수 없다. 따라서, 개선된 방식에서는 상황에 따라 각 시선 버퍼별 중요도에 따른 가중치 w 를 부여하고 최종 버퍼 수치를 업데이트하는 경우, 버퍼 수치에 가중치를 곱한 값을 모두 더한 값으로 시선 버퍼의 최종 수치를 계산한다(3). 행동 버퍼의 경우, 단일 시선 버퍼와 동일하게 작동하지만, 상황별 인식되는 행동에 대한 버퍼 적용 수치 p 를 부여하여 같은 행동도 운전 상황에 따라 다르게 평가하는 방식을 작동한다(4). 예를 들어, 전진 상황인 경우 전방 운전 행위의 버퍼 적용 수치는 1.0이지만, 후진 상황인 경우 -1.0이 적용된다. 이때, 시선에 의해 현재 행위의 타당성을 검사하는 과정이 추가된다. 최종적으로 집중도 계산의 경우, 시선 버퍼 수치 $GB[n]$ 과 행동 버퍼 수치 $AB[n]$ 의 곱으로 계산한다(5).

4.4 예시 상황에 대한 실험



[그림 2] 예시 상황에서의 기존 방식과 개선 방식 작동

[그림 2]에서는 25초간의 운전 상황에 대해서 시선과 행동을 샘플링하여 기존 AttenD 알고리즘과 개선 방식을 비교한다. 각 행동과 시선 정보는 0.1초 간격으로 정보가 제공됐으며 기존 알고리즘은 시선 정보를, 개선 방식에서는 시선과 행동 정보 두 가지를 사용하였다. 각 결과는 위 수식(1)~(5)에 의해 계산된 값을 그래프로 그린 것이다. 운전자가 전방 주시 중이지만 휴대전화를 사용하고 있는 5s 시점에서 기존 방식의 경우 전방 유리 버퍼 수치 1.0으로 인해 1.0의 결과가 나왔고 개선 방식의 경우 시선 버퍼 0.9737, 행동 버퍼 0.6148으로 0.5986의 결과가 나왔다. 7.5s 시점의 경우, 관련 없는 시선에 의해 기존 방식은 전방 유리 버퍼 수치 0.2487로 결과가 나왔으며, 개선 방식은 시선 버퍼는 0.2798, 행동 버퍼는 휴대폰 사용으로 인해 0.5427로 최종 0.1518의 결과가 나왔다. 18s 시점의 경우, 후진 상황에 뒤돌아 후방을 보는 시선에 의해 개선 방식에서는 시선 버퍼 1.0, 행동 버퍼 1.0으로 1.0의 결과가 나왔다. 하지만, 기존 방식에서는

관련 없는 시선으로 처리되어 0.1029가 나왔다. 20.5s 시점에는 기존 방식은 18s와 같은 이유로 0.0997이 나왔지만, 개선 방식은 시선 버퍼 0.9088, 행동 버퍼 1.0으로 0.9088의 결과가 나왔다.

[표 1] 그림2 예시 상황 중 특정 시간별 집중도 계산 결과 비교

시간	시선	행동	기존	개선
5s	전방 유리	휴대전화 사용	1.0	0.5986
7.5s	관련 없음	휴대전화 사용	0.2487	0.1518
18s	후방	뒤돌기	0.1029	1.0
20.5s	사이드 미러(우)	정상 운전	0.0997	0.9088

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 AttenD 2.0으로도 온전히 개선하지 못한 분야에 대해 행동을 분석한 후 버퍼를 이용해 반영하고 특수 상황에 대한 정확한 처리를 위한 추가적인 버퍼의 사용을 제안하였다. 우선 운전자의 행동을 분석하고 이를 버퍼에 반영하여 추가적인 판단의 지표로 사용하였다. 이를 통해 이 시스템은 시선이 올바른 곳을 향하고 있지만 제대로 도로 상황을 주시하지 않고 주의 산만 상태에 있는 경우 행동 분석을 통해 얻은 수치로 더욱 정확한 판단을 기대할 수 있다. 또한 후면 버퍼 등 기존 알고리즘에 없는 새로운 버퍼를 추가함으로써 판별하기 힘든 특수 상황에 대해 더 정확한 주의 산만 수치 측정을 기대할 수 있다. 향후 연구로는 운전자의 시선, 행동이 아닌 감정과 같은 다른 상태 지표를 추가로 분석하여 주위 산만 수치에 적용하는 시스템을 구현할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] 김무섭, 정치운, 손종무, 임지연, 정승은, 정현태, 신형철, “스마트폰 기반 행동인식 기술 동향”, *전자통신동향분석*, vol. 33, no. 3, pp. 89-99, 2018.
- [2] 고병철, “비디오기반 행동인식 연구 동향”, *전자공학회지*, vol. 44, no. 8, pp. 16-22, 2017.
- [3] L. Yang, K. Dong, A. J. Dmitruk, J. Brighton and Y. Zhao, “A Dual-Cameras-Based Driver Gaze Mapping System With an Application on Non-Driving Activities Monitoring,” in *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 21, no. 10, pp. 4318-4327, 2020.
- [4] A. Rangesh, B. Zhang and M. M. Trivedi, “Driver Gaze Estimation in the Real World: Overcoming the Eyeglass Challenge,” *2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pp. 1054-1059, 2020.
- [5] K. Kircher, C. Ahlstrom, Issues related to the driver distraction detection algorithm AttenD, *International Conference on Driver Distraction and Inattention*, pp. 3-6, 2009
- [6] C. Ahlström, G. Georgoulas and K. Kircher, “Towards a Context-Dependent Multi-Buffer Driver Distraction Detection Algorithm,” in *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pp. 1-4, 2021.
- [7] C. Ahlström, G. Georgoulas and K. Kircher, “Towards a Context-Dependent Multi-Buffer Driver Distraction Detection Algorithm,” in *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pp. 2-6, 2021.