

재귀적 확률 갱신 방법을 이용한 보행자 충돌 위험 판단 방법

Recursive Probabilistic Approach to Collision Risk Assessment for Pedestrians' Safety

박성근* · 김범성* · 김은태* · 이희진** · 강형진***

Seongkeun Park, Beomseong Kim, Euntai Kim, Heejin Lee and Hyung-Jin Kang

* 연세대학교 전기전자공학부

** 한경대학교 정보제어공학부

*** (주)만도 중앙연구소

요 약

본 논문에서는 충돌 위험도 판단 시스템을 제안한다. 먼저 칼만 필터를 이용하여 보행자의 정보를 예측하고, 몬테 카를로 모의 실험과 신경 회로망을 이용해 충돌 확률을 계산한다. 그리고 과거의 충돌 확률 정보를 이용하여 충돌 확률을 예측한다. Belief 충돌 예측 방법은 현재뿐만 아니라, 과거의 필터링 정보를 모두 이용하여 충돌 확률을 예측한다. 마지막으로 컴퓨터 시뮬레이션으로 제안된 알고리즘의 성능을 확인한다.

키워드 : 확률적 충돌 판단 시스템, 신경 회로망, 빌리프, 몬테 카를로 모의 실험

Abstract

In this paper, we propose a collision risk assessment system. First, using Kalman Filter, we estimate the information of pedestrian, and second, we compute the collision probability using Monte Carlo Simulations(MCS) and neural network(NN). And we update the collision risk using time history which is called belief. Belief update consider not only output of Kalman Filter of only current time step but also output of Kalman Filter up to the first time step to current time step. The computer simulations will be shown the validity of our proposed method.

Key Words : Probabilistic Collision Risk Assessment, Neural Network, Belief, Monte Carlo Simulation

1. 서 론

최근 자동차 기술의 발달은 자동차의 성능 향상 뿐 아니라, 운전자의 편의성을 향상시키기 위한 지능형 차량 시스템(Intelligence vehicle systems, ITS)에 대한 연구가 함께 진행되었다. 이러한 운전자 편의성에 대한 연구는 운전자의 운전부담을 덜어주는 것을 목적으로 하고 있으며 종국적으로는 차량 주행의 안전성도 향상시키도록 되어 있다. 이러한 운전자 편의시스템의 대표적인 예로는 차선유지 지원 시스템 (lane-keeping support), 충돌경고 및 회피시스템 (collision warning and collision avoidance), 차선변경 지원시스템 (assisted lane change), 도로신호 인식시스템, 사각 경고 시스템 (blind spot alert) 등이 이에 속한다.

이러한 지능형 차량 시스템 중에서도 특히 보행자의 안전을 위한 시스템은 차량 사고시 사망률 1위인 보행자 안전을 위해 각국에서 연구에 집중을 하기 시작하는 분야이다. 유럽의 경우, 2010년부터 보행자 안전 시스템 장착이 의무화가 예정되어있고[1], 국내에서도 2007년부터 국토해양부 주관

신차 안전도 평가에서 보행자 안전성에 대한 부분을 추가하여 시험하고 있다[2]. 특히 차량과 차량의 충돌 사고 경우 보다, 차량과 보행자의 충돌 사고의 경우, 보행자가 사망, 골절 등과 같은 치명적인 상해를 입을 수 있기 때문에, 차량과 보행자의 사고를 미연에 예방하는 것이 가장 중요하다.

보행자와의 충돌을 사전에 방지하기 위해서는 우선 센서를 이용하여 보행자의 위치[3-5]를 파악하여야 하고, 파악된 보행자의 정보를 통해 보행자와의 충돌 확률을 예측하는 과정이 필요한데, 본 논문에서는 보행자를 보호하기 위한 보행자와 차량간 충돌 확률 계산 알고리즘을 제안한다. 칼만 필터를 통해 보행자의 위치를 계속적으로 추적하며, 추적된 보행자의 위치에 따른 충돌 확률을 신경 회로망을 이용하여 계산한다. 기존에 제안된 보행자의 위치에 따른 충돌 확률을 신경 회로망을 이용하여 계산하는 알고리즘[6]과는 달리, 추적된 보행자의 위치에 따른 충돌 확률을 belief를 이용하여 시간에 따라 갱신함으로써 보행자의 충돌 확률을 예측한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 칼만 필터를 이용한 보행자의 위치 추적과 신경 회로망을 이용한 보행자 위험도 판단 알고리즘에 대해서 설명하고 3장에서는 시간 축을 이용한 보행자 위험도 판단 알고리즘을 제안한다. 4장에서는 제안된 알고리즘을 모의실험을 통하여 확인하고 5장에서 논문을 마무리한다.

접수일자 : 2011년 3월 9일

완료일자 : 2011년 8월 11일

본 논문은 (주)만도의 '능동적 보행자 보호 시스템의 개발' 2단계 2차년도 지원으로 작성되었습니다.

2. 배경지식

본 장에서는 제안된 알고리즘에 관련된 배경지식에 대한 설명을 한다. 또한 본 논문에서 사용하는 센서는 레이더 센서로 가정하며, 측정이 되는 데이터는 보행자 데이터로 한정한다. 즉, 센서는 도로상의 물체의 분류를 사전에 처리하여, 보행자의 데이터만을 제공한다 가정한다.

2.1 칼만필터

칼만 필터는 베이저안 필터의 한 분류로[7-8], 시스템 상태 확률 갱신을 전체의 사후 확률(Posterior probability)로 갱신하는 것이 아니라, 평균과 공분산의 갱신만을 이용하여 간단하게 구현할 수 있는 선형/정규 분포 시스템의 최적화된 필터링 방법이다. 보행자의 상태는 선형/정규 분포를 따른다고 가정했을때, 보행자의 상태는 칼만 필터를 통해 복원 될 수 있다. 칼만 필터의 알고리즘은 표1 에 나타나 있다.

표 1. 칼만 필터
Table 1. Kalman Filter

1: Algorithm 칼만 필터 (x_{t-1}, P_{t-1}, z_t)
2: $\hat{x}_t = F_t x_{t-1}$
3: $\hat{P}_t = F_t P_{t-1} F_t^T + R_t$
4: $K_t = \hat{P}_t H_t^T (H_t \hat{P}_t H_t^T + R_t)^{-1}$
5: $x_t = \hat{x}_t + K_t (z_t - H_t \hat{x}_t)$
6: $P_t = (I - K_t H_t) \hat{P}_t$
7: return x_t, P_t

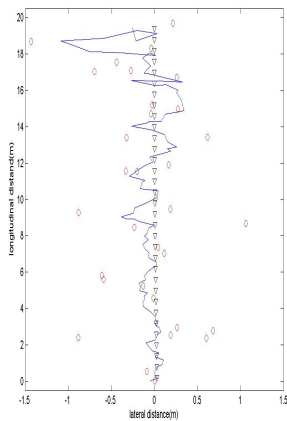


그림 1. 칼만필터에 의한 보행자의 위치 추적

- ▽: 보행자의 실제 위치
- : 센서 데이터
- : 칼만 필터를 이용한 보행자 추적 경로

Fig. 1. Tracking of Pedestrian using Kalman Filter

- ▽: Real Trajectory
- : Sensor Measurement
- : Tracking results by Kalman Filter

칼만 필터는 제어 갱신과 측정 갱신으로 이루어져 있다. 제어 갱신은 상태 방정식에 의해 구성이 된다. 제어 갱신(line 2 ~ line 3)은 상태 방정식과 제어 입력에 의해 상태의 위치를 예측 하고, 측정 갱신(line 5 ~ line 6)은 제어 갱신에서 나온 결과와 측정 데이터사이의 차이값에 칼만 이득(line 4)만큼의 값을 곱하여 보정을 해준다. 칼만 필터를 이용한 상태 평균과 분산은 이고, 간단한 보행자 움직임의 예측결과는 그림 1과 같다. 본 실험에 사용된 센서는 거리 정보를 제공하는 레이더 센서로 가정하였고 실측 데이터가 아닌 정규분포를 따르는 잡음이 추가된 데이터로 모의 생성하였다.

2.2 몬테카를로 모의 실험을 이용한 충돌 사건 판단

보행자와 차량은 그림 2의 (a),(b)와 같이 서로 독립적으로 움직인다.

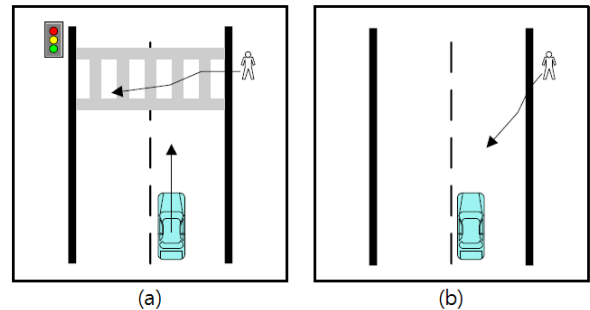


그림 2. 보행자와 차량의 움직임
Fig. 2. Movement of Pedestrian and Vehicle

이때 차량과 보행자의 거리가 차량 길이의 1/2 이하로 줄어드는 경우 보행자와 차량은 충돌한다고 판단하며, 이는 식 (1),(2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$|x_p - x_v| \leq C_1/2 \tag{1}$$

$$|y_p - y_v| \leq C_2/2 \tag{2}$$

이때, $x_p, y_p, \dot{x}_p, \dot{y}_p$ 는 직교좌표축에 대입한 보행자의 x좌표, y좌표, x축 속도, y축 속도이고, $x_v, y_v, \dot{x}_v, \dot{y}_v$ 는 차량의 x좌표, y좌표, x축 속도, y축 속도이다. 또 C_1 은 차량의 전폭(overall width, 너비)을 나타내고, C_2 는 차량의 전장(overall length, 길이)을 나타낸다. 이때, 차량과, 보행자가 충돌할 경우는 차량과 보행자 사이의 x축, y축 거리가 차량의 크기보다 작아지는 순간으로 판단할 수 있다. 식(1)은 차량과 보행자의 x축 방향의 거리가 전폭이하인 경우이고, 식(2)는 차량과 보행자의 y축 방향의 거리가 전장 이하가 될 경우를 나타내는 것이며, 그러므로, 식 (1)과 식 (2)가 동시에 만족하는 순간이 차량과 보행자가 충돌하는 순간이 될 것이다.

본 논문에서는 편의를 위해 보행자의 기하학적 정보(좌표, 속도)를 차량에 대한 상대 정보로 환산하여 충돌을 판단한다. 즉 식 (3)~(6)과 같이 x축으로의 상대 좌표는 보행자의 x 좌표에서 차량의 x 좌표를 빼는 방법을 통해 구할 수 있고 구한 상대 좌표 $x_v - x_p$ 는 앞으로 x로 표기한다. y축으로의 상대 좌표도 이와 같은 방법으로 구할 수 있고 앞으로는 y로 표기한다. 식 3과 식 4가 두 물체의 위치를 상대 위치로

변환했기 때문에 차량과 보행자의 속도 또한 상대 속도로 변환하여 사용할 수 있다. 즉 식 5와 같이 x 축 상대 속도 $\dot{x}_v - \dot{x}_p$ 를 구하고 이는 앞으로 \dot{x} 로 표기한다. y 축 상대 속도 $\dot{y}_v - \dot{y}_p$ 도 같은 방법으로 구하고 \dot{y} 로 표기한다.

$$x = x_v - x_p \tag{3}$$

$$y = y_v - y_p \tag{4}$$

$$\dot{x} = \dot{x}_v - \dot{x}_p \tag{5}$$

$$\dot{y} = \dot{y}_v - \dot{y}_p \tag{6}$$

이때, 충돌의 판단은

$$x \leq C_1/2 \tag{7}$$

$$y \leq C_2/2 \tag{8}$$

와 같이 할 수 있다.

위의 경우와 같이 보행자와 차량이 충돌하는 경우를 판단한다고 할지라도, 임의의 기하학 정보를 갖고 있는 보행자가 차량과 충돌할 확률을 구하는 것은 일반적인 방법으로는 불가능하다. 본 논문에서는 특정한 상대 위치와 속도에서 충돌 위험 확률을 구하기 위해 시간에 경과에 따른 보행자의 상대 위치와 속도를 계산해야 한다. 보행자 운동에 대한 정보가 없기 때문에, 보행자운동을 무작위 걸음 운동(Random walk)으로 가정했을 때, 보행자의 상대 위치와 속도는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$x_t = x_t + T\dot{x}_t \tag{9}$$

$$y_t = y_t + T\dot{y}_t \tag{10}$$

$$\dot{x}_t = \dot{x}_{t-1} + w_x T \tag{11}$$

$$\dot{y}_t = \dot{y}_{t-1} + w_y T \tag{12}$$

이때, t 는 타임 스텝, T 는 센서 데이터의 스캔 타임이고 본 논문에서는 0.1초로 정의되어 있다. w_x, w_y 는 무작위 걸음운동의 x, y 축방향의 속도 잡음이다. 보행자와 차량사이의 충돌 확률은 동일한 위치와 속도에서 무작위 걸음 운동을 하도록 일정 횟수 반복을 한 뒤, 이중 충돌한 횟수를 계산하는 몬테 카를로 시뮬레이션 방법(Monte Carlo Simulation, MCS)을 이용하여 구한다. 충돌 확률은 충돌 횟수를 전체 시행횟수로 나눈 값으로 사용하게 되며 이는 식 (13)과 같다.[6]

$$\text{충돌 위험 확률} = \frac{\text{충돌 사건}}{\text{총 사건}} \tag{13}$$

2.3 신경망 시스템을 이용한 보행자 충돌 위험도 판단 시스템

몬테 카를로 모의실험을 통하여 특정 입력에서의 충돌 확률을 구할 수 있지만, 센서가 측정할 수 있는 영역값의 모든 충돌 확률을 몬테 카를로 모의실험으로 계산하는 것은 충돌 확률을 계산하는데 걸리는 시간이 매우 크기 때문에 비효율적이다. 따라서 우리는 몬테 카를로 모의실험을 이용해 충돌 확률의 샘플값을 구한 뒤, 이를 이용해 신경망 시스템을 이용하여 충돌 확률을 계산하는 방법을 사용한다[6].

신경망 시스템[9]은 아래 그림 4와 같이 입력 층(input

layer)과 은닉 층(hidden layer)과 출력 층(output layer) 이렇게 세 개의 층으로 구성되어 있는데 은닉 층(hidden layer)의 층의 수와 노드(node)의 개수는 필요에 의해서 변경이 가능하다. 각각의 층 사이에는 가중치가 존재하며 입력에서 출력으로 가는 동안 이전 층의 값에 가중치를 곱해 주어 다음 층의 값을 결정하는 방식으로 각 층의 값을 갱신한다.

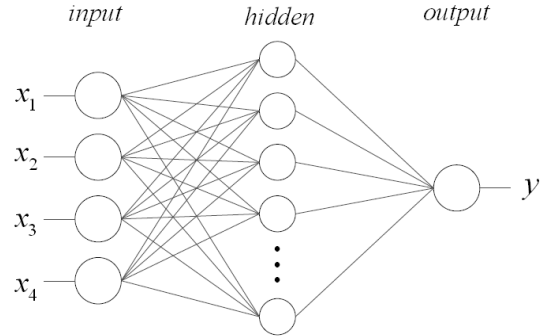


그림 4. 다층 퍼셉트론 신경망

Fig. 4. Multilayer Perceptron Neural Network

학습 단계에서는 학습용 입력과 신경망을 통하여 나온 출력 값 y 와 학습용 데이터의 출력 값 d 를 비교하여 신경망의 출력 값 y 가 학습용 데이터의 출력 값 d 와 같아지도록 신경망의 가중치 값 w 를 바꾸어 준다. 이와 같은 방법을 통하여 신경망이 학습용 데이터의 특성을 학습 할 수 있다. 이 실험에서는 하강 기울기 갱신 공식(gradient Descent update equation)을 이용하여 가중치를 업데이트 한다.

우리가 사용할 신경망은 다층퍼셉트론 신경망(Multi-layer perceptron neural network)으로 하나의 입력 값이 x, y, v_x, v_y 4개의 차원을 가지고 충돌 확률을 하나의 출력으로 가지는 신경망이다. 학습을 통하여 신경망이 입력과 출력의 특성을 적은 오차로 표현하게 되면 입력에 학습 데이터 외의 다른 값을 넣어도 충돌 확률 값을 구할 수 있다.

3. 재귀적 확률 갱신을 통한 충돌 확률 계산

기존의 [6]에서 제안한 충돌 확률을 구하는 알고리즘은 센서의 순간 정보만을 이용하여 충돌 확률을 계산한다. 하지만, 한순간의 센서 데이터만을 이용할 경우, 센서 데이터와 칼만 필터의 예측 결과가 잘못 된 경우, 충돌 확률 예측을 잘못 계산할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 오류를 보완하기 위해, 센서의 첫 번째 데이터부터 현재 데이터까지 모두를 이용하여 충돌 확률 계산 알고리즘 방법을 개선한다 [7][10]. 먼저 t 번째 레이더 스캔의 데이터만 이용하여 얻어진 충돌 확률을 $p(x_t = C|m_t)$ 레이더 스캔 타임 1회부터 t 번째 시간까지의 모든 데이터를 이용한 충돌 확률을 $bel(x_c)$ 라 하자. 이때 x_t 는 t 번째 레이더 스캔 타임의 충돌 여부를 나타내는 상태 벡터이고, m_t 는 t 번째 레이더 스캔 타임의 데이터를 칼만 필터링한 결과(보행자의 수직,수평방향의 위치와 속도)이다. 이때, 상태 벡터의 belief는 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$bel(x_t) = p(x_t | m_{1:t}) \quad (14)$$

식 (14)는 베이저안 정리에 의해

$$bel(x_t = C) = \frac{p(x_t = C | m_{1:t})}{p(m_t | m_{1:t-1})} \quad (15)$$

와 같이 정리 되고, 측정데이터는 현재 상태에만 영향을 받기 때문에,

$$bel(x_t = C) = \frac{p(m_t | x_t = C)p(x_t = C | m_{1:t-1})}{p(m_t | m_{1:t-1})} \quad (16)$$

와 같이 정리할 수 있다. 이때,

$$p(m_t | x_t = C) = \frac{p(x_t = C | m_t)p(m_t)}{p(x_t = C)} \quad (17)$$

와 같기 때문에 식(17)을 식(16)에 대입하면,

$$bel(x_t = C) = \frac{p(x_t = C | m_{1:t})}{p(x_t = C)} \cdot \frac{p(x_t = C | m_{1:t-1})}{p(m_t | m_{1:t-1})} \quad (18)$$

와 같은 식을 얻을 수 있다. 이와 같은 방법으로 충돌하지 않을 경우의 belief($bel(x_t = NC)$)를 계산해보면 식(19)과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$bel(x_t = NC) = \frac{p(x_t = NC | m_{1:t})}{p(x_t = NC)} \cdot \frac{p(x_t = NC | m_{1:t-1})}{p(m_t | m_{1:t-1})} \quad (19)$$

식(18)을 식(19)로 나누게 되면

$$\frac{bel(x_t = C)}{bel(x_t = NC)} = \frac{p(x_t = C | m_t)p(m_t)}{p(x_t = NC)} \cdot \frac{p(x_t = C | m_{1:t-1})}{p(m_t | m_{1:t-1})} \cdot \frac{p(x_t = NC | m_{1:t-1})}{p(m_t | m_{1:t-1})} \quad (20)$$

와 같게 된다.

이때, t-1 회까지의 칼만 필터 결과로 t번째의 충돌할 확률인 $p(x_t = C | m_{1:t-1})$ 와 충돌하지 않을 확률인 $p(x_t = NC | m_{1:t-1})$ 는 식(21)과 (22)과 같이 나타내어질 수 있다.

$$p(x_t = C | m_{1:t-1}) = p(x_t = C | x_{t-1} = C)p(x_{t-1} = C | m_{1:t-1}) + p(x_t = C | x_{t-1} = NC)p(x_{t-1} = NC | m_{1:t-1}) \quad (21)$$

$$p(x_t = NC | m_{1:t-1}) = p(x_t = NC | x_{t-1} = C)p(x_{t-1} = C | m_{1:t-1}) + p(x_t = NC | x_{t-1} = NC)p(x_{t-1} = NC | m_{1:t-1}) \quad (22)$$

식(21)과 (22)를 (23)에 대입하면

$$\frac{bel(x_t = C)}{bel(x_t = NC)} = \frac{p(x_t = C | m_t)p(x_t = NC)}{p(x_t = NC | m_t)p(x_t = C)} \times \frac{p(x_t = C | x_{t-1} = C)p(x_{t-1} = C | m_{1:t-1}) + p(x_t = C | x_{t-1} = NC)p(x_{t-1} = NC | m_{1:t-1})}{p(x_t = NC | x_{t-1} = C)p(x_{t-1} = C | m_{1:t-1}) + p(x_t = NC | x_{t-1} = NC)p(x_{t-1} = NC | m_{1:t-1})} \quad (23)$$

이때,

$$\pi_{11} = p(x_t = C | x_{t-1} = C) = 0.7 \quad (24.a)$$

$$\pi_{12} = p(x_t = C | x_{t-1} = NC) = 0.3 \quad (24.b)$$

$$\pi_{21} = p(x_t = NC | x_{t-1} = C) = 0.3 \quad (24.c)$$

$$\pi_{22} = p(x_t = NC | x_{t-1} = NC) = 0.7 \quad (24.d)$$

$$\pi_{11} + \pi_{21} = 1, \pi_{21} + \pi_{22} = 1, \quad (25)$$

와 같게 되고 식(23)은,

$$\frac{bel(x_t = C)}{bel(x_t = NC)} = \frac{p(x_t = C | m_t)p(x_t = NC)}{p(x_t = NC | m_t)p(x_t = C)} \times \frac{\pi_{11}p(x_{t-1} = C | m_{1:t-1}) + \pi_{12}p(x_{t-1} = NC | m_{1:t-1})}{\pi_{21}p(x_{t-1} = C | m_{1:t-1}) + \pi_{22}p(x_{t-1} = NC | m_{1:t-1})} \quad (26)$$

과 같게 되된다.

식(25), 충돌할 확률과 충돌하지 않을 확률의 합은 1이기 때문에, 이 두식을 결합하면

$$(\pi_{11} + \pi_{21})(bel(x_{t-1} = C) + bel(x_{t-1} = NC)) = 1 \quad (27.a)$$

$$(\pi_{12} + \pi_{22})(bel(x_{t-1} = C) + bel(x_{t-1} = NC)) = 1 \quad (27.b)$$

과 같게 되고, 양변을 더하면 식 (27)과 같게 된다.

$$(\pi_{11} + \pi_{21})(bel(x_{t-1} = C) + bel(x_{t-1} = NC)) + (\pi_{12} + \pi_{22})(bel(x_{t-1} = C) + bel(x_{t-1} = NC)) = 2 \quad (28)$$

이 식을 아래와 같이 변형하면,

$$\begin{aligned} & \pi_{21}bel(x_{t-1} = C) + \pi_{22}bel(x_{t-1} = NC) \\ &= \pi_{21}bel(x_{t-1} = C) + \pi_{22}(1 - bel(x_{t-1} = C)) \\ &= 2 - \pi_{11}bel(x_{t-1} = C) - (\pi_{11} + \pi_{12})bel(x_{t-1} = NC) \\ &\quad - \pi_{12}bel(x_{t-1} = NC) - (\pi_{12} + \pi_{22})bel(x_{t-1} = C) \\ &= 2 - \pi_{11}bel(x_{t-1} = C) - bel(x_{t-1} = NC) \\ &\quad - \pi_{12}bel(x_{t-1} = NC) - bel(x_{t-1} = C) \\ &= 1 - \pi_{11}bel(x_{t-1} = C) + (1 - bel(x_{t-1} = NC)) \\ &\quad - \pi_{12}bel(x_{t-1} = NC) - bel(x_{t-1} = C) \\ &= 1 - \pi_{11}bel(x_{t-1} = C) + bel(x_{t-1} = C) \\ &\quad - \pi_{12}bel(x_{t-1} = NC) - bel(x_{t-1} = C) \\ &= 1 - (\pi_{11}bel(x_{t-1} = C) + \pi_{12}(1 - bel(x_{t-1} = NC))) \end{aligned} \quad (29)$$

과 같고, 같은 방식으로

$$\pi_{11}bel(x_{t-1} = C) + \pi_{12}bel(x_{t-1} = NC) = 1 - (\pi_{21}bel(x_{t-1} = C) + \pi_{22}(1 - bel(x_{t-1} = NC))) \quad (30)$$

도 얻을 수 있게 된다.

얻어진 두식 (29) 과 (30)를 식 (25)에 대입하면

$$\begin{aligned}
 & \frac{bel(x_t = C)}{1 - bel(x_t = C)} \\
 &= \frac{p(x_t = C|m_t)}{1 - p(x_t = C|m_t)} \times \frac{1 - p(x_t = C)}{p(x_t = C)} \\
 & \times \frac{\pi_{11}bel(x_{t-1} = C) + \pi_{12}bel(x_{t-1} = NC)}{\pi_{21}bel(x_{t-1} = C) + \pi_{22}bel(x_{t-1} = NC)} \\
 &= \frac{p(x_t = C|m_t)}{1 - p(x_t = C|m_t)} \times \frac{1 - p(x_t = C)}{p(x_t = C)} \\
 & \times \frac{\pi_{11}bel(x_{t-1} = C) + \pi_{12}bel(x_{t-1} = NC)}{1 - (\pi_{11}bel(x_{t-1} = C) + \pi_{12}bel(x_{t-1} = NC))} \\
 &= \frac{p(x_t = C|m_t)}{1 - p(x_t = C|m_t)} \times \frac{1 - p(x_t = C)}{p(x_t = C)} \times \frac{\chi_t}{1 - \chi_t} \\
 &= \rho_t
 \end{aligned} \tag{31}$$

과 같이 되고 최종적으로 칼만 필터의 추적된 결과에 의한 충돌 확률은 아래와 같이 계산되게 된다.

$$bel(x_t = C) = \frac{\rho_t}{1 + \rho_t} \tag{32}$$

이때 차와 보행자가 충돌할 확률인 $p(x_t = C)$ 는 0.2로 두었고, 초기 belief의 값은 0.5로 계산을 하였다.

4. 모의 실험

본 논문에서 사용되는 보행자의 무작위 걸음 운동 (Random walk)의 상태 방정식과 측정 방정식은 다음과 같다.

$$m_t = Fm_{t-1} + Gu_t \tag{33}$$

$$z_t = Hm_t + v_t \tag{34}$$

이때, $m_t = (x \dot{x} y \dot{y})^T$ 이고 x, \dot{x}, y, \dot{y} 는 차량으로부터 관측된 보행자의 수평방향과 상대 거리와 상대 속도, 수직방향의 상대 거리와 상대 속도이다. $z_t = (xy)^T$ 는 센서 데이터이고, F, G, H 는 관측 상태 전이행렬, 제어갱신행렬, 측정행렬이고 각각 다음과 같다.

$$F = \begin{pmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{35.a}$$

$$G = \begin{pmatrix} T & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{35.b}$$

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \tag{35.c}$$

이때, $T=0.1$ 이고 이는 센서의 데이터 정보 제공 간격이다. u_t, v_t 는 백색 가우시안 잡음이다.

이때, 칼만 필터의 결과를 이용하여 충돌 확률을 예측한 결과는 다음과 같다.

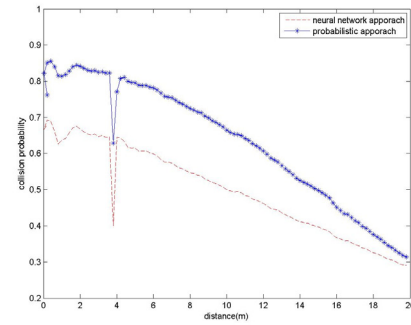


그림 5. 보행자의 위치에 따른 충돌 확률
 -- : 신경 회로망을 이용한 결과 [6]
 *- : 제안한 알고리즘을 이용한 결과

Fig. 5. Collision risk according to pedestrian position

그림 5는 센서로부터 보행자의 데이터를 획득할 때, 센서의 오류로 인해 측정 데이터가 잘못 들어왔을 경우 충돌 확률을 예측한 결과이다. -- 값은 신경 회로망의 출력이고, *- 값은 제안한 알고리즘의 출력이다. 보행자가 차량으로부터 20m에 위치해 있는 경우부터 0m에 위치할 때까지 충돌 결과를 나타낸 그림인데, 측정 데이터가 잘 들어오는 경우, 충돌 확률 예측은 크게 문제가 없으나 그림5에서 나타나듯, 측정 데이터가 오인식될 경우(4m 부근), 한번의 센서 측정 데이터를 이용한 칼만 필터 결과를 이용한 충돌 확률은 0.4로 실제 충돌확률인 0.65정도와 큰 차이를 보이며 오인식을 하지만, 과거로부터 현재까지의 칼만 필터 결과를 모두 이용하는 경우, 과거의 충돌확률을 재귀적으로 이용하기 때문에 한번의 칼만 필터링 결과를 이용하는 경우와는 다르게 오류를 일으키지 않게 된다. 즉, 센서의 측정 데이터 오류로 인해 칼만 필터의 결과가 부정확할 경우, 보행자와 차량사이의 충돌 확률은 실제의 경우와 큰 오차를 보이기 때문에 차량의 제어, 운전자에게 제공되는 위험도 알람에 오류를 일으킬 수 있게되지만 제안된 알고리즘의 경우, 보행자와 차량의 지정학적 정보는 갑자기 변할 수 없다는 가정하에, 과거의 정보를 이용하여 현재의 충돌 상태를 갱신함으로써, 그림 5에서 보는것과 같이 일시적인 오류를 보완할 수 있게 된다.

5. 결 론

본 논문은 보행자와 차량의 충돌 확률을 알아내기 위한 새로운 방법을 제안하였다. 기존의 방법과는 다르게 매 센서 스캔 타임의 보행자의 거리, 속도 정보를 이용하는 것이 아니라, 과거의 정보도 이용함으로써 보행자와의 충돌 확률의 정확도를 높였다. 기존의 몬테 카를로 모의 실험 방법과 신경 회로망을 이용한 방법을 기반으로 확률적인 접근을 통해, 보행자와의 충돌 확률을 계산하였고, 모의 실험을 통하여 제안된 방법의 유효성을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] 서수민, “자동차, 보행자 안전 기술 개발 부산.” 한겨레 신문: <http://www.hani.co.kr>, 8. 11. 2006, [21].

11. 2009].

[2] 이상원, "유럽연합, 보행자 보호위해 BAS 의무장착 추진," 자동차 신문 *AutoDaily: www.AutoDaily.co.kr*, 29. 10. 2007, [21. 11. 2009]

[3] S. Park, J. P. Hwang, E. Kim, H. Lee and H. G. Jung, "A neural network approach to target classification for active safety system using microwave radar," *Expert Systems with Applications*, vol 37, no. 3, pp. 2340-2346, 3. 2010.

[4] G. D. Nicloao, A. Ferrara, L. Giacomini, "Onboard Sensor-Based Collision Risk Assessment to Improve Pedestrians' Safety", *IEEE Transaction on vehicular technology*, vol. 56, no. 5, September. 2007.

[5] 김범성, 박성근, 최배훈, 김은태, 이희진, 강형진, "신경 회로망을 이용한 보행자와의 충돌 위험 판단 방법," *제어 로봇 시스템학회 논문지*, 제17권, 1호, pp. 6-11, 2011년 1월.

[6] S. Park, B. Kim, B. Choi and E. Kim, "Collision Risk Assessment for Pedestrians' Safety : Neural Network with Interacting Multiple Model Approach," in *Proc. of The Society of Instrument and Control Engineers Annual Conference (SICE2010)*, pp. 2897-2899, Taipei, Taiwan, August 2010

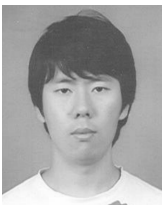
[7] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, *Probabilistic Robotics*, MIT Press, Cambridge, M.A. 2005.

[8] R Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," *Trans, ASME, J. Basic Engineering*, vol.82, pp. 34-45, Mar. 1960.

[9] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and H. Beale, *Neural network design*, PWS publishing Company, USA, 1995.

[10] H.Lee, S. Hong and E. Kim, "Probabilistic Background Subtraction," *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, to be appeared.

저 자 소 개



박성근(Seongkeun Park)
 2004년 : 연세대학교 전기전자공학과 학사
 2004~2011 : 연세대학교 전기전자공학과 석박 통합 과정
 2011~현재 : (주)현대자동차 연구원

관심분야 : 지능형차량, state estimation



김범성(Beomseong Kim)
 2009년 : 연세대학교 전기전자공학부 학사
 2009년~현재 : 연세대학교 전기전자공학부 석박 통합 과정

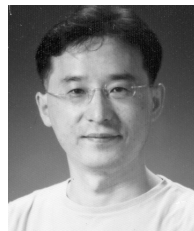
관심분야 : Intelligent Vehicle, Computational Intelligence



김은태(Euntai Kim)
 1992년 : 연세대학교 전자공학과(공학사)
 1994년 : 연세대학교 전자공학과(공학석사)
 1999년 : 연세대학교 전자공학과(공학박사)
 1999년~2002년 : 국립환경대학교 제어계측공학과 조교수
 2002년~현재 : 연세대학교 전기전자공학부 부교수

2003년 : University of Alberta, visiting researcher
 2008년 : UC Berkeley visiting researcher
 2003년 : 대한 전자공학회 해동상 수상

관심분야 : Computational Intelligence, machine learning.



이희진(Heejin Lee)
 1987년 : 연세대학교 전자공학과 졸업
 1989년 : 연세대학교 전자공학과 석사 졸업
 1989년~1993년 : (주) 대우통신 종합연구소 연구원
 1993년~1995년 : (주) 에스원 종합연구소 연구원

1998년 : 연세대학교 전자공학과 박사 졸업
 1998년~현재 : 국립환경대학교 정보제어공학과 교수.

관심분야 : 로봇틱스, 강인제어, 지능제어, 전력제어 시스템



강형진(Hyung-Jin Kang)
 1992년 : 연세대학교 전자공학과 졸업
 1994년 : 연세대학교 전자공학과 석사 졸업
 1999년 연세대학교 박사 졸업
 1999년~현재 : (주)만도 수석연구원
 2005년~현재 : 경북대학교 겸임교수

관심분야 : automotive electronics, control system design and signal processing for intelligent vehicle.