

무인 컨테이너 트랜스포터의 조향 제어

하희권* · 이영진** · 윤영진** · 허 남** · 이만형***

A Steering Control of the Unmanned Container Transporter

H. K. Ha · Y. J. Lee · Y. J. Yoon · N. Huh · M. H. Lee

Key Words : 신경 회로망(Neural Network), 영상 처리(Imaging Processing), 조향 제어(Steering Control), UCT(Unmanned Container Transporter), 기구학적 해석(Kinematics analysis)

Abstract

To improve the productivity in the harbor, successful development of an UCT(Unmanned Container Transporter) is needed. Well-designed steering and velocity control systems are the key factor for the development of the UCT. In this paper, a research concerning the achievement of the steering control is introduced. To get an information on the guide line that the UCT should track, the vision system is applied. By using neural network, proper steering angle is gotten fast with less influence of the image disturbance. A simulation based on the UCT kinematics is performed with the measured steering angle, and it shows satisfactory results.

1. 서 론

무인 컨테이너 트랜스포터(Unmanned Container Transporter : UCT)는 크레인으로부터 선적된 컨테이너를 항만내의 주어진 위치로 운송하

는 무인 자동차라고 정의 내릴 수 있다. 최근 들어, 급증하는 물동량에 따라 더 많은 생산성을 얻기 위해서 항만 자동화의 많은 부분이 연구되고 있다. 이러한 자동화의 한 과정으로서 본 논문에서는 UCT의 개발에 관한 연구를 다루고자 한다.

* 정회원, 부산대학교 기계공학과 대학원

** 부산대학교 지능기계공학과 대학원

*** 정회원, 부산대학교 기계공학부 교수

연구 목적은 무인 자동화된 효율적인 CT(Container Transporter)를 개발함으로써 주어진 시간 내에 더 많은 화물을 운송하여 항만에서의 생산성을 높이고자 하는 데에 있다. 잘 설계된 UCT가 갖추어야 할 조건은 안정적이고 빠른 조향 및 속도 제어 시스템을 실현하는 것이다. 이러한 제어 시스템을 설계하기 위해서는 제어 대상의 운동방정식, 적절한 제어 알고리즘의 선정, 그리고 실질적으로 제어 시스템을 설계하는데 있어 반드시 요구되어지는 사항인 센서의 선정 및 이를 이용한 설계 과정이 필요하다.

본 논문에서는 제어 시스템의 기본 동작신호를 제공하는 센서의 선정과 이를 이용한 제어 시스템의 설계 및 센서 신호에 기반을 둔 차량의 기구학적 제어 알고리즘을 다루고자 한다.

UCT의 상태(조향각과 가이드 라인 횡방향 이탈 거리)를 얻기 위하여 비전 센서가 사용되었다. 이것은 저렴한 설치비용이 장점이지만, 원 영상 자체가 손상되거나 훼손될 경우, 단순한 영상 신호처리만으로는 원하는 조향 각을 얻기가 힘들다는 단점이 있다. 그래서, 본 논문에서는 이러한 문제점을 Neural Network을 이용하여 최종 조향각 산출을 보완하고자 한다.

일반적으로 잘 학습된 Neural Network은 비록 입력(영상 신호)에 외란이 존재하더라도 적절한 출력을 내어 줄 수 있다. 그러므로 본 논문에서와 같이 도로의 가이드 라인이 손상된 영상 입력에 대해서도 학습된 정보를 바탕으로 적당한 조향각을 산출할 수 있게 된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장에서는 본 연구의 동기 및 그 목적을 밝히고 있고, 2장에서는 비전과 Neural Network을 이용한 차량 조향각의 산출 과정 및 차량의 기구학적 모델이 고려된 제어 알고리즘이 소개된다. 3장에서는 시뮬레이션 결과를 보이고, 4장에서는 결론 및 향후 과제에 대해 논한다.

2. 조향 제어

본 논문에서 사용되는 비전 시스템은 Fig. 1과 같이 구성되며 카메라는 지면과 수직하게 장착한다.

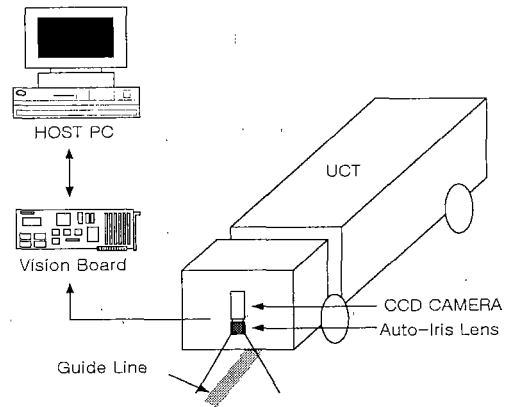


Fig. 1 Block diagram of vision system

Table 1 Specification of each system components

CCD Camera	Monochrome type by COSMICAR, Japan
Lens	Auto-iris by COSMICAR, Japan
VisionBoard	Domino Board
Resolution	256 gray level, 640×480 pixel
Host PC	Pentium II-433MHz, 128MB RAM

사용된 시스템의 각각의 요소에 관한 세부적인 사양은 Table 1과 같다. Fig. 2는 Host PC에서 흰색의 직선 띠의 영상을 분석하여 UCT가 정상주행 궤도로부터 이탈되어 있는 상태를 인식하는 개념을 나타내고 있다. 그럼으로부터 UCT의 주행 자세를 표현하기 위해서 아래의 두 가지 파라미터가 필요함을 알 수 있다.

r : UCT의 수평 이탈 거리
 θ : UCT의 이동 방향

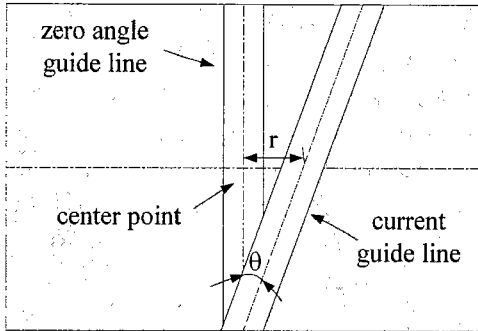


Fig. 2 Case of current guide line deviating the center point of vision system

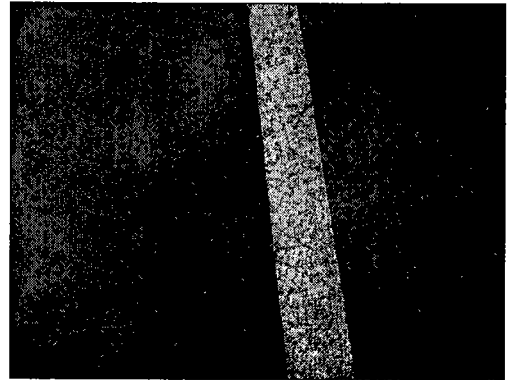
영상인식 알고리즘은 다음 5단계의 과정을 거쳐서 UCT의 주행 자세를 추종하도록 설계되어 있다.

단계 1. Gray Level의 Thresholding

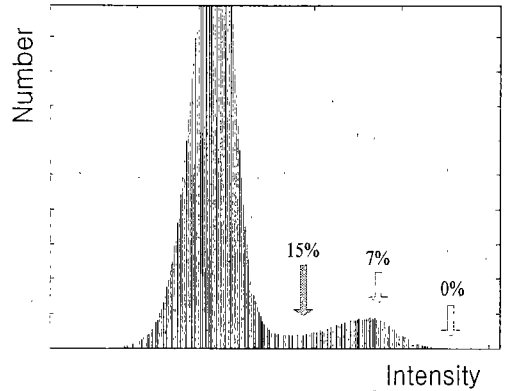
입력된 영상에서 도로로부터 가이드 라인을 추출하기 위하여 영상을 적절히 이진화하고 분할하여야 한다. 이때 이진화를 하기 위한 threshold 값은 날씨나 환경에 의해 영향을 받으므로 이를 결정하는 것은 용이하지 않다. 이에 본 논문에서는 Fig. 3 과 같이 threshold 값은 전체 입력 영상에서 가이드 라인이 차지하는 면적 비와 일치하도록 설정²⁾하였다. 예를 들어, 가이드 라인이 전체 입력 영상의 15%의 면적을 차지한다면, threshold 값은 85%에 해당하는 intensity값으로 설정된다.

단계 2. Sub-block으로의 분할

이진화된 영상에 대해 블록으로의 분할(segmentation)이 수행된다. 이는 전체 영상 처리³⁾ 시간에 비해 블록화한 영상 처리 수행 시간이 짧기 때문이다. 블록화되는 영역은 전 영상에 대해 시행되지 않고, 영상의 최상/하단 부분과 가운데 부분에 대해 행해진다. 이와 같은 블록 정보만으로도 조향각에 필요한 영상 정보를 충분히 얻을 수 있기



(a) Original image



(b) Histogram of original image

Fig. 3 Input image(gray level) and histogram

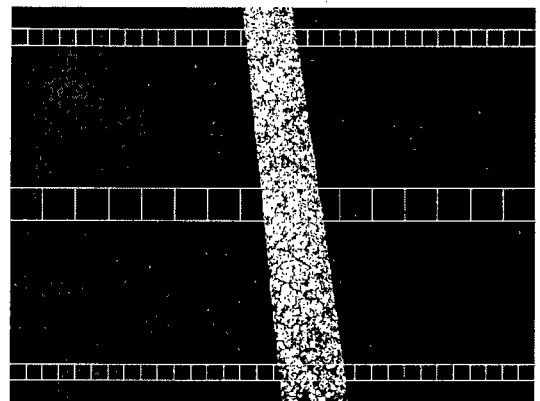


Fig. 4 The segmentation of the sub-block

때문이다. 도로 영상의 최상단/최하단의 블록의 수는 중심을 지나는 블록의 수에 비해 2배 많은 정보량을 가지게 하였다. 그 근거는 기울기를 결정하는 중요 요인은 도로 영상의 시작부분과 끝부분이기 때문이며, 상대적으로 중심을 지나는지의 여부보다 더 많은 중요성을 가지기 때문이다.

입력 도로 영상 전체의 해상도는 640×480의 해상도를 가지게 된다. 최상단/최하단의 블록은 20×20 pixel의 해상도를, 그리고 중심을 지나는 블록은 40×40 pixel의 해상도를 가지도록 설정되었으며, 도로 영상은 폭이 80 pixel에 근접하도록 취득되었다.

단계 3. 분할된 블록에 대한 이진화

Fig. 5에서는 80개의 블록에 대한 이진화(binalization) 과정을 보이고 있다.

즉, 각각의 블록에 대해 흰 점의 개수가 한 블록의 면적의 50% 이상이 되면 그 블록은 1로, 그렇지 않으면 0으로 간주한다. 이러한 이진화 작업의 결과, 총 80개의 bit input sequence가 나오게 된다.

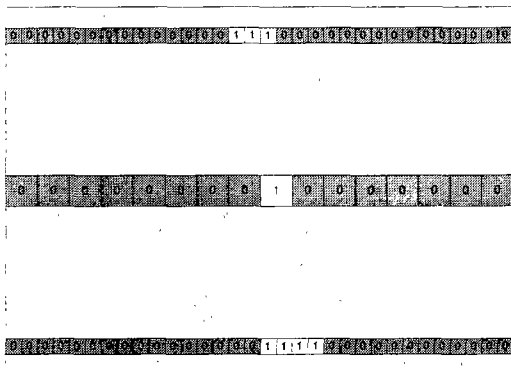


Fig. 5 The binalization of the segmented blocks

단계 4. Neural Network에의 입력

이제, 80개의 input bit sequence는 Neural Network에 대한 입력으로 작용하게 된다. 본 논문에서는 획득된 도로 영상 정보로부터 조향부가 달성해야 할 조향각을 얻기 위해서 Neural Network

을 사용되고 있으며, 이를 위해 설계된 Neural Network의 구조³⁾는 Fig. 6과 같다.

획득되어지는 도로 영상은 크게 2가지로 나눌 수 있는데, 이는 카메라의 중심을 지나는 것과 지나지 않는 것이다.

카메라의 중심을 지나지 않는 도로 영상은 중심을 지나는 도로 영상이 중심으로부터 거리 r만큼 떨어진 것이라고 간주할 수 있으므로 조향부에 전달되는 전체 입력은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\text{input} = f(\theta, r)$$

단, 여기서 θ 는 Neural Network에 의해 판단된 조향각이며, r은 카메라의 중심으로부터 떨어진 거리가 된다.

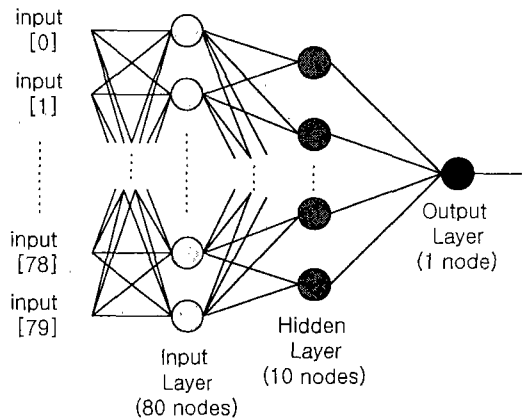


Fig. 6 The architecture of Neural Network

Table 2 Structure of Neural Network

Input	3 layer Neural Network
Input Node	80 nodes
Hidden Node	10 nodes
Output Node	1 nodes

위와 같은 설정 하에서, 취득 가능한 도로 영상의 경우는 총 29개가 된다. 이는 카메라의 좌측 상

단에서 우측 하단에 도로 영상의 첫 번째 경우가 존재하는 상황에서부터 카메라의 우측 상단에서 좌측 하단에 마지막 도로 영상인 29번째 경우가 존재하는 것을 의미한다.

부연해서 설명하면, 총 29개의 영상이 고려되는 것은 캡처된 화면의 두 대각선 사이에 존재하는 가이드라인 중에서 화면의 중앙을 지나는 것만 따진 것이며, 위/아래의 sub-block의 개수가 32개이므로, 본 논문에서처럼 가이드라인이 차지하는 폭이 3 블록이라 하면 총 29개의 경우만이 고려된다. 즉, 가이드라인의 폭이 영상의 가로 폭의 $(20 \times 3 \text{ pixels}) / (640 \text{ pixels}) \approx 10\%$ 정도가 되도록 카메라가 장치되어야 한다. 본 실험에서는 도로면과 카메라의 거리는 약 170cm, 카메라 배율은 1배, 가이드라인의 폭넓이는 10cm이다.

조향부가 실제로 구현할 수 있는 각도의 범위를 고려해서 12~18번째의 영상만 고려하기로 한다. 12~18번째 영상만 고려를 한 이유는 실제 차량이 구현할 수 있는 조향각의 물리적 한계가 고려된 것이다. 차량의 경우, 한번(본 논문에서는 한 샘플링 시간내를 의미)에 조향되는 각이 $\pm 15(\text{deg})$ 를 넘으면 급회전 및 차체의 전복 가능성으로 인해 바람직하지 않다. 그런 이유로 구현되는 조향각의 범위가 제한되었으며, 12~18번째 영상이 $-15(\text{deg}) \sim 15(\text{deg})$ 내의 범위의 값을 산출하므로 이들이 선택된 영상이 된 것이다. 이때의 각은 각각 $14.036(\text{deg})$, $9.462(\text{deg})$, $4.763(\text{deg})$, $0(\text{deg})$, $-4.763(\text{deg})$, $-9.462(\text{deg})$, $-14.036(\text{deg})$ 에 대응한다. 각도의 산출은 다음 식에 의한다.

$$\theta = \text{atan}\left(\frac{x}{y}\right)$$

$$x = 640 - (i - 1 + W) \frac{640}{C} - (i - 1) \frac{640}{C}$$

where, $W = \text{Width} = 4$, $C = \text{Column} = 16$, $i = 12, \dots, 18$,
and $y = 480$

단계 5. 기구학적 해석을 고려한 UCT의 조향 제어

UCT는 도로의 궤적과 UCT의 주행 방향 사이의 관계로부터 기울어진 각과 영상 처리와 Neural Network로부터 횡방향 거리를 알 수 있다. 이러한 정보를 이용하여 작업 경로를 추종하기 위한 UCT의 조향 제어 알고리즘을 구현하고자 한다. 그리고 항만에 사용중인 UCT의 주행을 기구학적 해석으로부터 UCT의 운동 방정식¹⁾을 얻을 수 있다. 그리고 UCT는 four-wheel driving이고 front-wheel steering system 이다. UCT의 기구학적 운동해석은 Fig. 7에서 보듯 9개의 좌표가 필요하며, 이 좌표는 서로 독립적이지 않고 다음의 기본적인 가정을 통해 유도되는 구속 방정식을 만족시키게 된다.

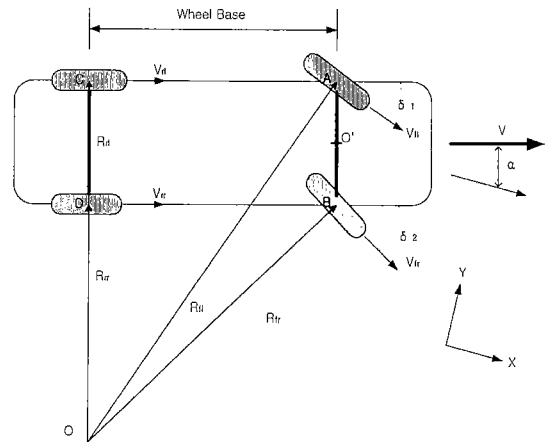


Fig. 7 Schematic of UCT Model

· 기본 가정

1. UCT의 dynamic effect(횡방향 미끄러짐과 바퀴 변형)는 무시된다.
2. 일반적인 UCT는 roll-pitch-yaw 운동의 복합형태로 나타난다. 그러나 yawing에 가장 큰 영향을 받기 때문에 rolling과 pitching의 영향을 무시한다.

이러한 기본적인 가정으로부터 다음의 구속조건

식을 유도하여 UCT를 2 자유도 system으로 간략화 한다.

구속조건 1 : 차량의 순간중심은 점 O이다.

$$\frac{d}{L} = \frac{1}{\tan \delta_1} - \frac{1}{\tan \delta_2} \quad (1)$$

구속조건 2 : 모든 바퀴의 중심은 점 O에 대해 같은 각속도로 회전한다.

$$\dot{X} = V \cdot \cos(\alpha + \delta) \quad (3)$$

$$\dot{Y} = V \cdot \sin(\alpha + \delta) \quad (4)$$

$$\dot{\alpha} = \frac{V}{R} \quad (5)$$

여기서, $\delta_1 = \tan^{-1}(\frac{2 \tan \delta}{2L + \tan \delta})$

$$\delta_2 = \tan^{-1}(\frac{2 \tan \delta}{2L - \tan \delta})$$

이 구속조건식을 이용하여 다음의 운동 방정식을 얻을 수 있다.

$$X = \int_0^t V \cdot \cos(\frac{1}{L} \int_0^t V \cdot \sin \delta dt + \delta) dt \quad (6)$$

$$Y = \int_0^t V \cdot \sin(\frac{1}{L} \int_0^t V \cdot \sin \delta dt + \delta) dt \quad (7)$$

Table 3 Nomenclature

L	wheel base 길이
d	wheel thread 길이
R _{fr}	0속도 중심에서 전방 오른바퀴까지 거리
R _{fl}	0속도 중심에서 전방 왼바퀴까지 거리
R _{rr}	0속도 중심에서 후방 오른바퀴까지 거리
R _{rl}	0속도 중심에서 후방 왼바퀴까지 거리
V _{fr}	전방 오른바퀴의 속도
V _{fl}	전방 왼바퀴의 속도
V _{rr}	후방 오른바퀴의 속도
V _{rl}	후방 왼바퀴의 속도
δ ₁	전방 오른바퀴의 회전각
δ ₂	전방 왼바퀴의 회전각
θ ₁	전방 오른바퀴의 회전 속도
θ ₂	전방 왼바퀴의 회전 속도
δ	앞바퀴축 중심의 회전각
α	UCT의 회전각

$$\theta_1 \sin \delta_1 = \theta_2 \sin \delta_2 = \theta_3 \tan \delta_1 = \theta_4 \tan \delta_2 \quad (2)$$

그리고 바퀴에선 횡방향의 미끄러짐이 존재하지 않는다는 조건에 의해 다음의 구속조건식을 얻을 수 있다. 이때 이 구속식은 앞바퀴축의 중심점(O')에 대한 것이다. 이때 V는 순간속도를 의미하고 X, Y는 UCT의 현재위치를 의미한다.

3. 시뮬레이션

본 논문에서는 횡방향 진행 방향이 사다리꼴 형태인 UCT 추종 가이드 라인을 적용하여 시뮬레이션 하였다. 가이드 라인의 정보는 Fig. 8의 처리 과

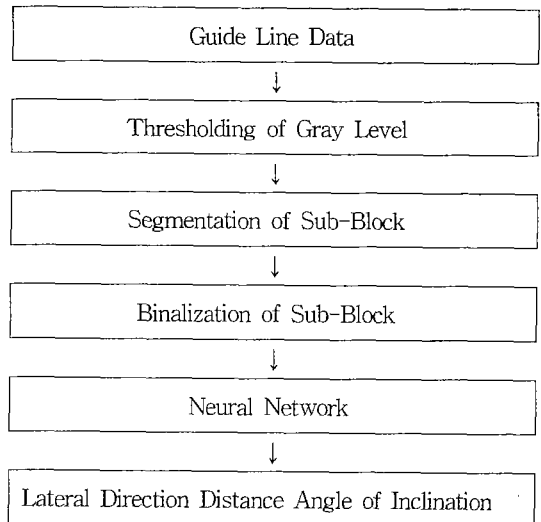


Fig. 8 Flowchart

정으로부터 횡방향 이탈 거리와 경사각을 측정한다. 이때 이 값들은 UCT의 추종 오차이며, 이 오차를 이용하여 Fig. 11의 블록 선도의 경로를 거쳐 Fig. 9와 Fig. 10이 같은 결과를 얻었다. 여기서 Fig. 9는 원하는 경로와 실제 경로를 나타내고, 그리고 Fig. 10은 UCT 핸들 각 변화를 나타낸다. 그때 추종 궤적은 PID 제어를 사용하여 보상한다.

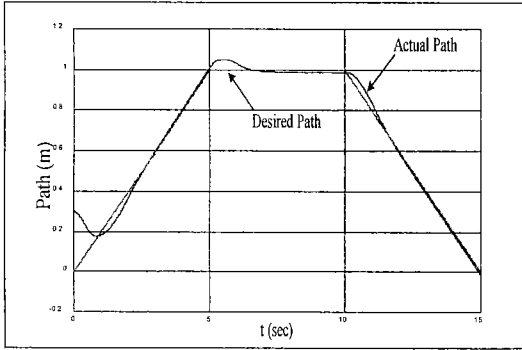


Fig. 9 Path Tracking Trajectory

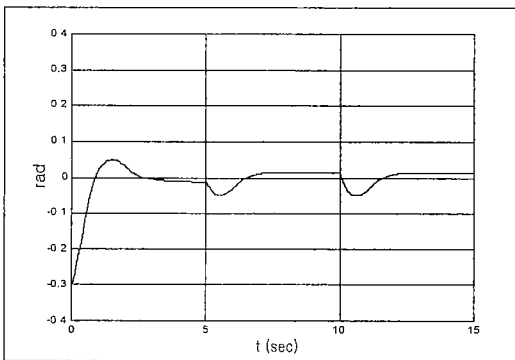


Fig. 10 Angle Variation of UCT Handle

4. 결론

본 논문에서는 조향제어의 달성에 관한 연구를 수행하였다. UCT가 추종해야 할 가이드 라인에 대한 정보를 얻기 위해서 비전 시스템을 적용하였다. 그리고 Neural Network를 사용하므로써 적절한 조향각을 영상 잡음의 영향에 대해서도 빠른 시간 내에 얻을 수 있었다. 이렇게 얻어진 조향각을 기구학적 해석에 의해서 얻은 UCT의 운동방정식에 대해서 시뮬레이션한 결과 만족스러운 성능을 얻을 수 있었다.

참고문헌

- 1) Kim, M. C., "Steering Control of a Vehicle Based on Kinematic Modeling", POSTECH, 1993
- 2) Jang, N. Y., "On the Design of Vision-based Automatic Steering System for Electrically Propelled Vehicles", KACC '98, Oct., 1998
- 3) Howard D. and Mark B., "Neural Network Toolbox", Math Work, 1998
- 4) Lee, J. W., "Lane Recognition Algorithm by an Image Processing", Journal of Control, Automation and Systems Engineering. Vol. 4, No. 6, Dec., 1998, pp. 759-764

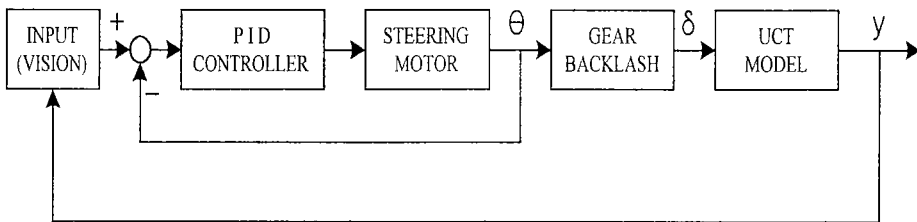


Fig. 11 Block Diagram of UCT system