

유연 부품 조립을 위한 횡방향 오차의 보정 알고리즘

A Misalignment Compensation Algorithm for Flexible Parts Assembly

김진영, 조형석
(Jin-Young Kim and Hyung-Suck Cho)

Abstract : For successful assembly of flexible parts, informations about their deformation as well as possible misalignments between the holes and their mating parts are essential. Such informations can be acquired from visual sensors. For robotic assembly, the corrective assembly motion to compensate for such misalignments has to be determined from the measured informations. However, this may not be simply derived from the measured misalignment alone because the part deformation progressively occurs during misalignment compensation. Based on the analysis of flexible parts assembly process, this paper presents a neural net-based inference system that can infer the complex relationship between the corrective motion and the measured information of parts deformation and misalignments. And it verifies the performance of the implemented inference system. The results show that the proposed neural net-based misalignment compensation algorithm is effective in compensating for the lateral misalignment, and that it can be extended to the assembly tasks under more general conditions.

Keywords : flexible part assembly, robotic assembly, misalignment compensation algorithm, neural network, part deformation

I. 서론

유연부품을 조립하는 경우에는 단단한 부품과 달리 부품조립시의 조립반력으로 인하여 부품변형이 발생하게 된다. 따라서 힘 정보만에 의해서는 부품과 구멍사이의 상대오차를 알아내기 어려울 뿐 아니라, 부품자체의 강성이 작기 때문에 힘정보의 유용성도 반감된다. 따라서 유연부품을 다루는 경우에 있어서는 단단한 부품을 다루는 경우에 비해 힘 센서의 역할이 축소되고, 대신에 시각센서의 유용성이 더욱 배가되기 때문에 조립뿐만 아니라 유연부품을 다루는 다른 많은 연구에서도 시각센서를 이용하고 있다[1],[2].

단단한 부품의 조립에 관한 많은 연구[3],[4]에 비해 유연 부품의 조립[5],[6]에 대해서는 많은 연구가 이루어지지 않고 있다. 저자들은 이전 연구[7]에서 유연 부품 조립을 위해 필수적인 부품변형과 상대오차를 모두 측정할 수 있는 시각측정시스템을 제안하였는데, 본 논문에서는 이 시스템을 이용하여 부품변형 및 상대오차를 측정하고 이들 정보를 이용하여 유연 부품을 조립하고자 한다.

결국 센서정보를 받아 로봇을 이용하여 부품을 조립한다고 하는 것은 거의 대부분이 센서정보를 직접 또는 간접적으로 이용하여 조립되어 질부품과 구멍 사이의 상대오차 등 필요정보를 추출하고, 이를 다시 적절한 조립 알고리즘에 의해 로봇의 움직임을 제어하기 위한 제어신호(control action)로 만들어내는 것이다. 즉 조립문제는 일반적으로 이와 같은 방법에 의해 상대오차의 보정이

이루어지게 된다.

그런데 유연부품조립에서는 로봇이 보정운동을 하는 도중에도 부품변형이 발생하기 때문에 본래의 형상을 유지할 수 없고, 따라서 상대오차 등의 추출된 정보와 로봇의 보정운동 사이의 관계가 매우 복잡해지고 이론적인 해석이 쉽지 않다.

따라서 본 논문에서는 제안된 시각 측정 시스템 [7]에 의해 추정된 상대오차, 부품변형 등의 정보와 오차보정을 위해 요구되는 보정운동 사이의 복잡하고 비선형적인 관계를 신경회로망 기법에 의해 유추하고자 한다. 또한 신경회로망의 학습 및 성능검증을 통해 제안된 오차보정 알고리즘이 유연부품조립에 유효함을 확인한다.

II. 유연부품조립의분석

1. 조립 단계의 구분

유연부품의 조립 공정도 단단한 부품의 경우[3]와 마찬가지로 크게는 다음과 같이 세단계로 나누어 생각할 수 있다. 그림 1에 보여진 것처럼 우선 로봇이 부품을 잡고 구멍을 향하여 접근해가는 접근단계(approach stage), 다음으로는 부품이 구멍의 윗면에 접촉하여 구멍의 중심을 찾아가는 접촉 탐색 단계(contact and search stage), 마지막으로 구멍에 일치된 부품을 구멍 안으로 원하는 길이 만큼 삽입시키는 삽입 단계(insertion stage)로 나누어진다.

단단한 부품을 조립하는 경우에 있어서도 조립 알고리즘은 대개 접촉 상태에서 부품의 중심을 어떻게 구멍의 중심에 일치시킬 것인가 하는 탐색작업에 관한 연구를 중심으로 이루어져왔는데, 유연부품 조립에 관한 본 논문에서도 부품과 구멍사이의 오차를 보정해 주기 위한 탐색작업에 초점을 맞춰 연구하고자 한다.

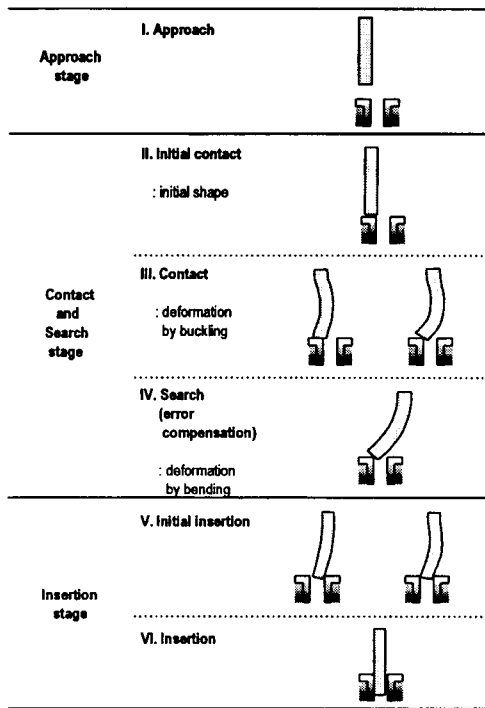


그림 1. 유연부품의 조립단계.
Fig. 1. Stage transition in flexible parts assembly.









접촉 탐색 단계는 그림 1에 보여진 것처럼 다시 초기 접촉단계(initial contact stage), 접촉단계(contact stage), 그리고 탐색단계(search stage), 즉 오차 보정 단계(error compensation stage)로 세분화 될 수 있다. 초기접촉단계는 구멍을 향하여 접근해가던 부품이 구멍의 윗면에 처음 접촉한 순간으로써 초기 변형이 없으면서 자중에 의한 변형을 무시할 수 있는 부품이라면 원래의 곧은(straight) 상태에서 초기 접촉이 발생한다. 다음의 접촉단계에서는 삽입방향인 아래쪽으로 축방향 삽입력이 계속 작용함으로써 반력에 의해 부품변형이 발생하고 따라서 원래의 형상을 잃어버리게 된다.

일반적으로 센서 정보의 궤환(feedback)을 이용하는 능동적 조립방법의 경우 이 접촉단계에서 필요한 정보를 추출하여 오차보정을 수행하게 된다. 즉 센서로부터 추출된 정보로부터 적절한 조립알고리즘을 이용하여 오차보정을 수행함으로써 부품과 구멍을 정렬(alignment) 시키고 이로부터 부품이 구멍 안으로 계속 삽입되어 질 수 있도록 한다.

2. 유연부품조립의 어려움

유연부품 조립이 어려운 이유를 단단한 부품의 조립과 비교하여 설명한 것이 표 1에 보여진다. 유연부품은 조립반력을 비롯한 외력 또는 자중에 의해 변형이 발생함으로써 초기형상을 유지하지 못하고 계속적인 형상 변화가 일어나게 되는데, 이것이 유연 부품 조립을 어렵게 하는 가장 기본적인 이유이다. 또한 변형특성도 탄성 또는 소성으로 명쾌하게 분류되지 않고 점탄성(viscoelasticity)과 같이 비선형적인 성질을 많이 내포하고 있는데, 비록 탄성거동을 하는 것으로 가정될 수 있는 경우

표 1. 유연부품조립의 어려움.
Table 1. Difficulties of flexible parts assembly.

item	factors that make FPA difficult	
	flexible part	rigid part
shape change	deformation due to external forces or weight	no shape change
initial shape	initial shape is various 	initial shape is mostly straight 
contact stage	deformation by axial force (buckling) 	no deformation 
search stage (error compensation stage)	deformation by lateral force (bending) 	no deformation 
insertion stage	deformation by axial force (buckling) 	no deformation 
force information	reduced usefulness	great usefulness

에도 변형량이 매우 크기 때문에 변형관계식은 선형 미분 방정식이 아닌 매우 복잡한 비선형 미분방정식으로 주어지게 된다. 따라서 올바른 해를 구하는 것이 어려울 뿐 아니라 시간도 많이 걸리기 때문에 이론적인 해석법의 적용에 한계를 갖는다.

부품 변형에 의한 영향을 좀더 구체적으로 기술하면 다음과 같다. 우선 접촉단계에서는 부품을 구멍에 삽입하기 위한 축방향 수직력에 의해 좌굴(buckling)이 발생하게 되고, 오차보정단계에서는 횡방향 오차를 보정하기 위해 구멍을 향하여 부품을 횡방향으로 이동시키는 과정에서 마찰력 이작용함으로써 굽힘(bending)이 발생하게 된다. 물론 오차보정단계에서는 축방향 수직력이 계속 작용함으로써 좌굴에 의한 변형이 더욱 심화될 수도 있다. 한편 구멍속으로의 삽입단계에서도 부품과 구멍내부에서의 마찰력으로 인해 좌굴이 발생할 수 있다.

이상과 같이 유연부품 조립은 단단한 부품을 조립할 때의 어려움 이외에도 더 많은 어려움을 갖고 있으며, 그 기본적인 이유는 부품 변형임을 알 수 있다. 단단한 부품을 조립하는 경우에는 부품과 구멍사이의 추정된 오차를 보정해 주기 위하여 부품을 파지하고 있는 로봇을 추정된 오차와 같은 양만큼 이동시켜주면 되지만, 유연부품을 조립하는 경우에는 보정운동시에 부품에 작용하는 축방향 힘 및 횡방향 마찰력이 주원인이 되어 좌굴 및 굽힘 변형이 발생하게 됨으로 로봇이 움직인 양과 실제로 구멍 윗면에 접촉하고 있는 부품선단의 움직인 양이 같지 않게 되는데, 이것이 로봇에 의한 오차보정을 어렵게 하는 요인이다.

다시 말해서 유연부품 조립을 성공적으로 수행하기 위해 서는 부품 선단 이상 대오차의 크기만큼 구멍 중심

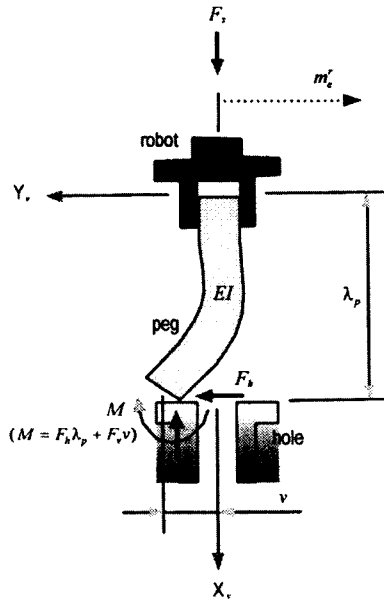


그림 2. 유연부품변형에 대한 자유물체도.
Fig. 2. Simplified free body diagram for the deformation of a flexible part.

을 향하는 방향으로 움직일 수 있도록 적절한 거리와 방향으로 로봇을 움직여 주어야 한다. 그러나 이들 사이의 관계가 매우 복잡하고 비선형적 이기 때문에 이론적인 해석이 쉽지 않다는데 문제가 있다.

3. 힘과 변형 사이의 관계

앞 절에서 기술했듯이 유연부품은 오차보정 시에 축방향 및 횡방향 힘에 의하여 좌굴 및 굽힘 변형이 발생하게 된다. 부품의 형상이나 구멍과의 접촉상태, 로봇이 부품을 잡고 있는 파지형태, 그리고 기타 다른 외력 및 자중의 작용 여부 등에 따라서 힘의 방향이 달라지고 힘과 변형사이의 관계도 다르게 되는데, 근사적으로 그림 2와 같이 수직 방향의 축력과 주로 마찰력에 의해 좌우되는 횡방향 힘에 의하여 변형되어 진다고 가정할 수 있다. 따라서 그림 2와 같은 하중조건 하에서의 변형관계를 알아보려 한다. 이에 덧붙여 부품 변형이 탄성 거동으로 Hooke의 법칙을 따른다고 가정할 수 있는 경우로 제한한다.

유연부품 조립시의 부품변형량은 일반적으로 그 변형량을 무시할 수 없는 과대변형의 경우로 볼 수 있다[8]. 변형관계식은 변형과 곡률과의 관계로부터 구할 수 있는데[9], 부품의 변형곡선의 기울기가 큰 경우 곡률과 회전각에 대한 관계식은 부품의 길이 방향 x_v 에서의 횡방향 변형을 v 라 할 때 다음과 같이 주어진다.

$$\frac{d^2 v}{dx_v^2} \left[1 + \left(\frac{dv}{dx_v} \right)^2 \right]^{3/2} = \frac{M}{EI} \quad (1)$$

여기서 M 은 굽힘 모멘트, EI 는 부품의 굽힘강도 (flexural rigidity)를 나타낸다. (1)을 이용하여 변형관계를 구하면 다음과 같다.

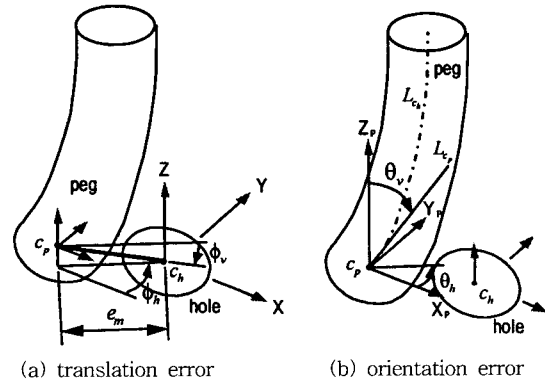


그림 3. 부품 사이의 오차.
Fig. 3. Alignment between mating parts.

$$\frac{d^2}{dx_v^2} \left[\frac{EI \frac{d^2 v}{dx_v^2}}{\left\{ 1 + \left(\frac{dv}{dx_v} \right)^2 \right\}^{3/2}} \right] + \frac{dv}{dx_v} \left(F_v \frac{dv}{dx_v} \right) = q \quad (2)$$

여기서 q 는 횡방향의 집중하중 F_h 에 의한 단위길이 당 등분포 하중이고, F_v 는 수직방향의 축력이다. 이 방정식으로부터 구해진 탄성변형 곡선의 정확한 모양은 elastica라고 부르는데, 이것의 수학적 해는 시행착오법(trial and error method)에 의해서 풀어야 한다. 그러나 그 계산 과정과 해가 매우 복잡할 뿐 아니라 시간도 많이 걸리기 때문에 수학적 해법을 조립문제에 적용하는 것은 실제적이지 못하다. 따라서 변형 관계의 좀 더 간단한 도출이 필요하다.

III. 오차보정운동

1. 오차의 정의

유연부품조립시에 부품과 구멍 사이에서 발생하는 오차는 그림 3에 보여진 것처럼 정의될 수 있다. 즉 구멍 중심 C_h 와 부품 밑면의 중심 C_p 사이의 위치 오차(translation error)에 의하여 주어지는 e_m, ϕ_h, ϕ_v , 그리고 부품 밑면의 중심에서 부품의 중심선에의 접선 L_c 와 구멍의 중심선 L_h 사이의 각도오차(orientation error)에 의해 주어지는 θ_v, θ_h 가 있다.

z 축에 대한 각도오차인 θ_z 는 원형부품(cylindrical peg)의 경우 z 축에 대해 대칭이기 때문에 원형부품의 조립에서는 나타나지 않는다. 다시 말해서 유연부품 조립시에 발생하는 오차는 위에 언급된 5개의 오차로 정의되는데, 이들 5개의 위치오차와 각도오차가 센서에 의해 측정되면 이를 보정해주기 위하여 부품의 다른쪽 끝을 잡고 있는 로봇이 어떻게 움직여야 될 것인가가 결정되어야 한다.

2. 오차보정운동의 정의

오차를 보정해 주기 위하여 로봇이 움직여야 하는 보정운동은 그림 4에 보여진 것처럼 직선운동(translational motion) $m^r = [m_x^r, m_{\phi_h}^r, m_{\phi_v}^r]^T$ 과 회전운동(rotational motion) $m_{\theta_x}, m_{\theta_y}$ 로 정의될 수 있다. 원형 부품의 경우 z 축에 대한 각도 오차가 고려되지 않기 때문에 z 축에 대

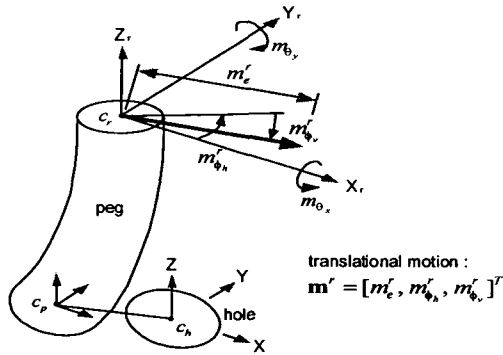


그림 4. 오차보정을 위한 보정운동.
Fig. 4. Corrective motion to compensate for misalignment by a robot.

한 회전운동인 m_{θ_z} 도 고려할 필요가 없다.

측정된 오차정보로부터 로봇에 의한 보정운동을 구한다고 하는 것은 결국 앞 절에서 정의된 5개의 오차정보와 5개의 보정운동 사이의 함수관계를 구하는 것이다. 오차보정시의 유연부품의 거동은 부품에 작용되는 힘과 변형 사이의 관계에 의해 지배되기 때문에 오차와 보정운동 사이의 함수관계는 (2)와 같은 힘과 변형 사이의 관계에 의해 주어질 수 있다.

즉 그림 2에서 보여진 것처럼 마찰력에 의한 횡방향 힘 F_h 와 수직반력 F_v 에 의해서만 변형이 일어난다고 가정하고, 또한 유연부품의 거동이 탄성거동이라고 가정하면 유연부품의 변형 v 는 부품에의 작용력 F_h 와 F_v 부품의 굽힘강도(flexural rigidity) EI , 그리고 부품 양단에서의 경계조건 C_{bc} 의 함수임을 알 수 있고, 이는 다음과 같이 표현된다.

$$v = f_v(F_h, F_v, EI, C_{bc}) \quad (3)$$

(3)을 이용하여 오차와 보정운동 사이의 함수관계를 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} m_e^r \\ m_{\phi_h}^r \\ m_{\theta_v}^r \\ m_{\theta_z}^r \\ m_{\theta_y}^r \end{bmatrix} = f_n \left(\begin{bmatrix} e_m \\ \phi_h \\ \phi_v \\ \theta_v \\ \theta_h \\ v(F_h, F_v, EI, C_{bc}) \end{bmatrix} \right) \quad (4)$$

3. 오차와 보정운동 사이의 단순화된 관계

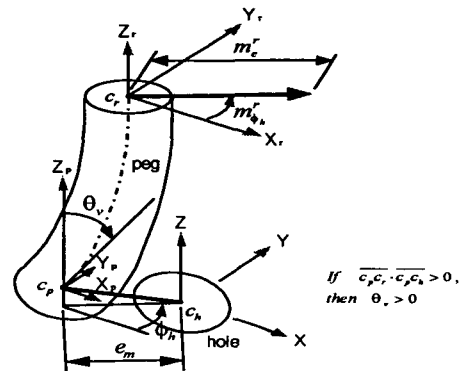
오차와 보정운동 사이에는 (4)에 보여지는 것처럼 많은 인자들이 관계되어 있는데, 일반적인 모든 경우에 적용될 수 있는 함수관계를 구하기 위해서는 이들 모든 인자들을 대상으로 하여 그 관계를 파악해야 한다. 그러나 이들 사이의 관계가 매우 복잡할 뿐만 아니라 실제값을 정확히 알아내기 곤란한 것들도 많이 있기 때문에 모든 인자들을 대상으로 한다면 어려움이 더욱 가중될 뿐 아니라 그 관계도 더욱 복잡하게 된다.

따라서 우선 몇가지 가정을 통해 몇 개의 인자만을 고려하는 함수관계를 고려하고 이들에 대한 관계를 파악

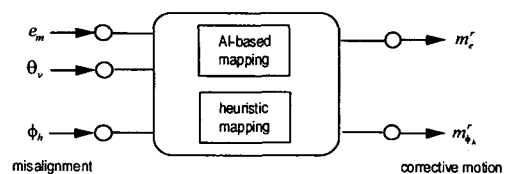
함으로써 추후 보다 더 일반적인 경우로 확대적용 할 수 있는 틀을 만들 필요가 있다. 본 논문에서는 이를 위하여 다음과 같은 가정을 함으로써 몇 개의 인자만을 고려한 오차와 보정운동 사이의 관계를 파악하고자 한다.

- 1) 물성과 크기가 같은 한 종류의 부품만을 대상으로 함으로써 굽힘강도 EI 가 일정하다.
- 2) 부품이 구멍표면에 접촉했을 때의 로봇의 z 축 위치를 일정하게 함으로써 접촉반력 F_v 와 F_h 가 일정하다.
- 3) 부품의 윗면은 핸드에 의해 고정된 고정단, 그리고 밑면은 자유단으로써 부품의 경계조건 C_{bc} 가 접촉상태에 관계없이 일정하다.
- 4) 부품 윗면의 위치 및 방향, 부품 밑면의 위치 및 방향, 또한 부품 밑면에서의 기울기가 같다면 변형 형상은 일정하다. 즉 변형모우드(mode)는 하나이다.
- 5) 부품이 구멍표면에 접촉된 접촉탐색단계에서의 보정운동이므로 높이방향에 관계된 오차 ϕ_v 와 보정운동 $m_{\theta_v}^r$ 를 무시하고 단지 수평면상의 오차 및 보정운동만을 고려한다.
- 6) 조립 시의 부품변형은 일반적으로 구멍중심을 향하기 때문에 부품중심선의 방향 θ_h 는 부품 밑면 중심의 오차방향과 같다.

이상과 같은 6가지가 정을 전제함으로써 고려되어야 할 로봇의 보정운동은 수평면상에서 이동해야 할 거리 m_e^r 과 방향 $m_{\phi_h}^r$ 만으로 되고, 또한 이들과 관계되는 오차 및 변형에 관한 인자들도 수평면상에서의 오차의 크기 e_m 과 방향 ϕ_h , 그리고 부품 밑면에서의 기울기 θ_v 만으로 된다. 이와 같이 몇 개의 인자만을 고려하는 단순화된 함수관계는 다음과 같이 표현된다.



(a) corrective motion and misalignment



(b) function parameters

그림 5. 보정운동 사이의 단순화된 관계.
Fig. 5. Simplified relationship between the corrective motion and the misalignment.

$$\begin{bmatrix} m'_e \\ m'_{\phi_h} \end{bmatrix} = f_s \left(\begin{bmatrix} e_m \\ \phi_h \\ \theta_v \end{bmatrix} \right) \quad (5)$$

그림 5는 (5)의 인자들을 보여주고 있는데, 그림 5(b)에 보여진 것처럼 상대오차 정보로부터 보정운동을 유추해야 할 필요가 있다. 그런데 이들 관계는 너무 복잡하고 비선형성이 강하여 완벽한 상관관계를 정의하는 것이 사실상 힘들뿐만 아니라 휴리스틱 하게 접근하기에도 무리가 따른다. 따라서 인공지능이론에 기초한 상관관계 유추가 바람직하다.

IV. 신경회로망기법에 의한 오차보정알고리즘

1. 개요

센서정보를 받아 로봇을 이용하여 부품을 조립하는 문제는 센서정보로부터 추정된 상대오차를 이용하여 로봇의 움직임을 만들어 내는 것이다. 단단한 부품을 조립하는 경우는 부품의 한쪽 끝을 잡고 있는 로봇의 움직임이 부품선단에 그대로 전달되고, 또한 부품 선단에서의 접촉반력으로부터 개략적인 상대오차의 추정이 가능하기 때문에 주로 힘센서와 같은 센서정보로부터 로봇의 보정운동을 결정하기 위한 연구들이 많이 수행되어져 왔다. 이들로서는 규칙기초알고리즘(rule-based algorithm)[4], 그리고 신경회로망에 기초한 방법[10] 등에 관한 연구들이 있다.

한편 유연부품을 조립하는 경우는 부품변형으로 인하여 부품양단의 움직임이 다르기 때문에 단단한 부품조립에서의 비선형성과 불확실성[11]에 덧붙여 추정된 상대오차와 보정운동 사이의 비선형성이 더욱 가중되게 된다. 따라서 조립 이외에도 유연부품을 다루는 경우에 있어서는 인공지능이론에 기초하는 연구들이 많은데, 이 중에서 신경회로망기법을 이용한 연구로는 유연판(flexible plate)을 다루는 로봇의 경로제어 및 위치제어에 관한 연구[12], 두 대의 로봇으로 유연보를 변형시키는

것에 관한 연구[13] 등이 있다.

본 논문에서는 시각측정시스템을 이용하여 측정된 상대오차 및 변형정보[14]로부터 신경회로망기법을 이용하여 로봇의 보정운동을 유추하고자 한다.

2. 오차보정알고리즘

(5)에 주어진 것과 같은 오차와 보정운동 사이의 단순화된 함수관계에 신경회로망기법을 이용하여 보정운동을 유추함으로써 오차를 보정하고 성공적인 조립이 이루어질 수 있도록 한다.

그림 6은 신경회로망기법에 기초한 오차보정알고리즘의 블록선도(block diagram)를 보여주는데, 여기에서 시각센서만에 의해 측정된 정보 $[e_m, \phi_h, \theta_v]^T$ 와 보정운동 $[m'_e, m'_{\phi_h}]^T$ 사이의 관계를 어떻게 구할 것인가에 초점을 맞춰 보정전략을 수립하고자 한다. 물론 보다 넓은 범위에 적용될 수 있는 일반적인 전략을 수립하기 위해서는 좀더 많은 인자들을 대상으로 관계를 유추할 필요가 있다. 그러나 우선 III장에서 기술되어진 것과 같은 가정을 통해 제한된 범위 내에서 만이라도 제안된 알고리즘의 타당성을 검토함으로써, 향후 보다 더 일반적인 경우로 확장할 수 있도록 하고자 한다.

한편 휴리스틱한 방법(heuristic approach)에 기초하여 (5)의 함수 관계에서 로봇에 의한 보정운동의 방향 m'_{ϕ_h} 은 상대오차의 방위각 ϕ_h 와 같다고 할 수 있기 때문에, (5)는 다시 다음과 같은 두 개의 관계식으로 표현될 수 있다.

$$m'_e = f_s \left(\begin{bmatrix} e_m \\ \theta_v \end{bmatrix} \right) \quad (6)$$

$$m'_{\phi_h} = \phi_h \quad (7)$$

여기에서 e_m, θ_v, ϕ_h 는 시각측정시스템[7]에 의해 측정되어지는 값이고, m'_{ϕ_h} 은 (7)에 의해 주어지며, m'_e 은 신경회로망을 이용하여 추론되어 진다.

3. 신경회로망의 학습 및 성능검증

3.1. 학습표본 선정 및 학습

(6)에 주어진 것과 같이 e_m 과 θ_v 를 입력변수로 하고 로봇에 의한 보정운동 m'_e 을 출력변수로 하는 신경회로망을 학습시키기 위하여 측정 범위 내의 여러 경우들이 고르게 분포되도록 하는 42개의 학습표본을 선정하였다. 사용된 대상부품은 우레탄 재질의 원형뿔(cylindrical peg)으로써 직경은 10mm, 파지부분을 제외한 길이가 60mm인 것을 사용하였다.

본 논문에서 사용된 신경회로망은 그림7과 같은 다층 퍼셉트론(multilayer perceptron)으로써 일반화된 델타학습규칙(generalized delta learning rule)을 이용한 역전파학습알고리즘[15]에 의해 학습되어 진다.

중간층의 개수는 입력층과 출력층의 노우드 개수를 고려하여 관계 설정(mapping)의 구현에 적당하다고 판단되는 2개로 선정하였으며, 각 중간층의 노우드 개수는 수렴성능 등을 고려하여 몇가지 경우에 대해 시험해본

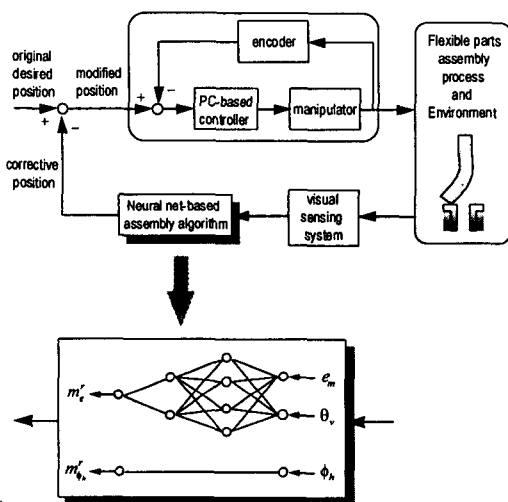


그림 6. 로망을 이용한 오차보정알고리즘.
Fig. 6. Block diagram of the neural net-based assembly algorithm.

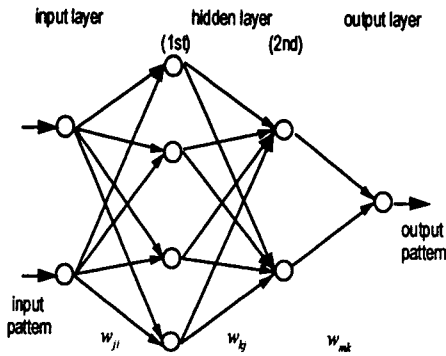


그림 7. 동추론을 위한 신경회로망.
Fig. 7. Ucture of the neural network for generating corrective motion.

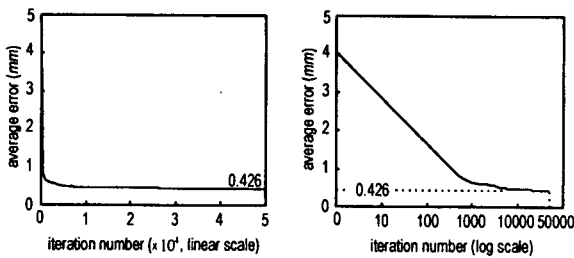


그림 8. 로망의 학습결과.
Fig. 8. Ining error for the implemented neural network.

결과로써 제1중간층의 노우드 갯수는 4, 제2중간층의 노우드 갯수는 2로 선정하였다. 학습계수와 모멘트 계수는 수렴속도와 오차의 진동현상을 고려하여 각각 0.9와 0.7로 선정하였으며, 학습의 최대반복횟수는 수렴속도와 수렴오차의 경향으로부터 50000으로 설정하였다.

3.2. 학습된 신경회로망의 성능검증

그림 8은 신경회로망의 학습결과를 보여주는데, 시스템의 평균오차는 0.426mm로 수렴하였다. 학습된 신경회로망을 이용한 보정운동 추론시스템의 성능을 검증하고자 학습표본으로 선정되지 않은 e_m 과 θ_v 의 조합 9가지 경우에 대해 보정운동의 실제측정값과 신경회로망을 이용하여 추론된 값을 비교하였다. 여기에서 보정운동의 실제측정은 로봇을 구멍중심방향으로 이동시키면서 오차의 보정여부를 조사하고, 보정이 완료될 때까지 로봇을 계속 이동시키는 실험에 의해 이루어졌다[16].

표 2는 그들에 대한 실제측정값과 추론값, 그리고 그들의 오차 및 오차백분율을 계산한 결과를 보여주고 있다. 오차의 평균값은 0.44mm이고, 오차백분율의 평균값은 약 5.8%이며, 특히 $e_m=1mm$ 인 경우에 오차가 큼을 알 수 있는데, 이는 상대오차 e_m 의 크기가 작은 경우에는 보정운동의 크기가 접촉조건과 같은 실험조건들에 매우 민감하게 되기 때문에 실제측정값에서의 편차가 크게 되고 이로 인해 균일한 측정값을 얻기 어려웠기 때문이다. 즉 측정값에서의 오차가 큰 것으로 판단된다. 또한 실제측정값은 로봇을 0.5mm 단위로 움직이면서 측정하였기 때문에 이것도 오차를 발생시키는 요인이 되고 있다.

표 2. 추론시스템의 성능 검증.

Table 2. Formance of the trained neural net-based inference system.

Input pattern		target Pattern	output pattern	error	
lateral error $e_m(mm)$	inclination θ_v (deg)	corrective motion, m_e^r (mm)		error A-B (mm)	error percentage $\frac{A-B}{A} \times 100\%$
		measured value (A)	inferred value (B)		
1	-3.5	8.0	7.70	0.30	3.8
1	0.0	7.5	6.86	0.64	8.5
1	5.0	3.0	2.46	0.54	18.0
4	-3.1	12.5	12.23	0.27	2.2
4	0.0	10.0	9.38	0.62	6.2
4	3.9	7.5	7.28	0.22	2.9
7	-2.7	15.0	14.46	0.54	3.6
7	0.0	13.5	12.83	0.67	5.0
7	3.6	10.0	9.80	0.2	2.0
average				0.44	5.8

이상의 결과에서 알 수 있듯이 신경회로망의 학습표본과 같은 조건을 갖는 부품을 조립하는 경우에 대한 보정운동의 추론성능은 충분히 믿을 만한 것으로 판단되어진다. 따라서 보다 일반적인 경우로 확대하여 다른 재질의 부품조립에 같이 적용할 수 있는 추론시스템을 필요로 한다거나 또는 접촉반력의 크기가 일정하지 않은 경우에도 적용할 수 있는 시스템을 설계하고자 할 때에는 III장에서 설정된 가정 중에서 해당되는 항목을 해제하고, 그에 따른 신경회로망의 입력변수와 출력변수를 조정한다면 보정운동의 추론이 가능할 것이다.

V. 결론

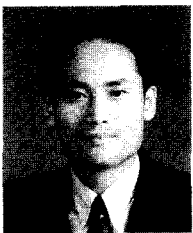
본 논문에서는 유연 부품조립공정의 분석을 통해 구멍과의 상대오차를 보정할 수 있는 보정알고리즘을 제안하였다. 즉 유연 부품조립에 있어서 조립반력에 의한 부품변형으로 인해 로봇에 의한 보정운동의 크기가 상대오차의 크기와 일치하지 않는다는 어려움을 극복하기 위해, 상대오차 및 부품변형과 로봇에 의한 보정운동 사이의 함수관계에 포함되는 인자들을 규명하고, 이로부터 신경회로망기법을 이용하여 보정운동을 추론하는 오차보정알고리즘을 제안하였다.

몇가지 가정을 통해 제한된 조건 내에서 적용되는 입출력변수를 설정하였는데, 평면상의 횡방향오차와 부품밀면에서의 기울기를 입력변수로 하여 이로부터 횡방향오차의 보정운동을 추론하는 신경회로망을 제안하였다. 한편 휴리스틱(heuristic)한 방법으로 보정운동의 방향은 오차의 방향과 같은 것으로 하였다.

또한 신경회로망의 학습, 성능검증을 통해 제안된 알고리즘이 유연부품조립에 유효하게 사용될 수 있고, 적절한 변수를 더 고려함으로써 정밀조립, 고속조립 등 보다 일반적인 경우의 조립으로 확대될 수 있음을 확인하였다.

참고문헌

- [1] J. E. Hopcroft, J. K. Kearney and D. B. Krafft, "A case study of flexible object manipulation," *International Journal of Robotics Research*, vol. 10, no. 1, pp. 41-50, 1991.
- [2] P. W. Smith, N. Nandhakumar and A. K. Ramadorai, "Vision based manipulation of non rigid objects," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3191-3196, 1996.
- [3] D. E. Whitney, "Quasi-static assembly of compliantly supported rigid parts," *ASME J. Dynam. Syst. Measur. Control*, vol. 104, pp. 65-77, 1982.
- [4] Y. K. Park and H. S. Cho, "Fuzzy rule-based assembly algorithm for precision parts mating," *Mechatronics*, vol. 3, pp. 433-450, 1993.
- [5] Y. F. Zheng, R. Pei and C. Chen, "Strategies for automatic assembly of deformable objects," *Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2598-2603, 1991.
- [6] H. Nakagaki, K. Kitagaki, T. Ogasawara and H. Tsukune, "Study of insertion task of a flexible wire into a hole by using visual tracking observed by stereo vision," *Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3209-3213, 1996.
- [7] 김진영, 조형석, 김성권, "유연성 있는 부품의 조립을 위한 부품변형 및 상대오차측정장치", 한국자동제어학술회의, pp. 632-635, 1996.
- [8] Y. F. Zheng and M. Z. Chen, "Trajectory planning for two manipulators to deform flexible beams," *Robotics and Autonomous System*, vol. 12, pp. 55-67, 1994.
- [9] R. Frisch-Fay, *Flexible Bar*, Washington Butterworths, 1962.
- [10] H. Asada, "Teaching and learning of compliance using neural nets: representation and generation of nonlinear compliance," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1237-1244, 1990.
- [11] M. E. Caine, T. Lozano-Perez and W. P. Seering, "Assembly strategies for chamferless parts," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 472-477, 1989.
- [12] F. Arai, L. Rong and T. Fukuda, "Trajectory control of flexible plate using neural network," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 155-160, 1993.
- [13] M. Z. Chen and Y. F. Zheng, "Deform flexible beams by two manipulators through neural network learning," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3180-3185, 1994.
- [14] 김진영, 조형석, 김성권, "부품변형 및 상대오차측정실험," 한국자동제어학술회의, pp. 1395-1398, 1997.
- [15] J. M. Zurada, *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, 1992.
- [16] 김진영, 시각측정시스템을 이용한 유연부품조립, 한국과학기술원박사학위논문, 1998.



김진영

1985년 서울대학교 기계설계학과 졸업(학사). 1988년 한국 과학 기술원 생산공학과 졸업(석사). 1999년 한국 과학 기술원 자동화 및 설계공학과 졸업(박사). 1988년-1998년 삼성전 자(주) 선임 연구원. 1999년-현재동명

정보 대학교 로봇시스템 공학과 전임강사. 관심분야는 생산자동화, 지능제어, 메카트로닉스.

조형석

제어·자동화·시스템공학 논문지 제4권, 제1호, 참조.