韓國精密工學會 2000年度 秋季學術大會論文集 pp.299~302 KSPE 00F068

Neural Network을 이용한 최적 측정장비 결정 시스템 개발

손석배*(광주과학기술원 대학원 기전공학과), 박현풍(광주과학기술원 대학원 기전공학과),
이관행(광주과학기술원 기전공학과)

Development of an optimal measuring device selection system using neural networks

Seokbae Son*(Graduate School, Dept. of Mechatronics, KJIST), Hyunpung Park(Graduate School, Dept. of Mechatronics, KJIST), Kwan H. Lee(Dept. of Mechatronics, KJIST),

ABSTRACT

Various types of measuring devices are used for reverse engineering and inspection in different fields of industry such as automotive, aerospace, computer graphics, and home appliance. In order to measure a part easily and efficiently, it is important to select appropriate measuring device considering the characteristics of each measuring machine and part information. In this research, an optimal measuring device selection system using neural networks is proposed. There are two major steps: Firstly, the measuring information such as curvature, normal, type of surface, edge, and facet approximation is extracted from the CAD model. Second, the best suitable measuring device is proposed using the neural network system based on the knowledge of the measuring parameters and the measuring resources. An example of machine selection is implemented to evaluate the performance of the system.

Key Words : Measuring system(측정시스템), Neural Network(신경망회로), Optimal machine selection(최적 장비 선정)

1. 서론

최근 자동차, 항공, 가전, CG 등의 다양한 분야에서 고객의 심미적인 요구를 만족시키고 공학적인 특성을 높이기 위해서 형상 복잡도가 높은 자유곡면을 이용한 제품이 많이 생산되고 있다. 제품을 생산하는 과정에서 중요한 점은 짧은 시간 안에 고정밀도의 제품을 생산하는 것이다. 이를 위하여 제품의 시작 단계에서는 실제 파트를 측정하여 CAD 모델을 만들어내어 생산에 활용하는 전산역설계(reverse engineering) 기술이 널리 이용되고 있고, 제품의 품질 관리를 위해서는 다양한 측정기를 이용하여 점데이터를 획득한 다음 통계적인 처리 기법을 이용하여 파트를 검사하는 방법이 많이 이용되고 있다. 이와 같은 기술들은 쾌속 제품 개발의 핵심이 된다.

이러한 전산역설계와 검사를 위해서는 다양한 종류의 측정기가 이용되고 있는데, 전통적으로 접촉식 측정기(Coordinate Measuring Machine)가 많이 이용되었으며, 최근에는 다양한 종류의 레이저 스캐너, CT(Computed Tomography) 스캐너, Moire 방식 측정기, active stereo 방식의 측정기가 산업계의 여러 분야에 보급되고 있는 실정이다[1].

측정기들은 종류에 따라서 각각의 고유한 특성을 가지고 있다. 예를 들어 CMM 은 상대적으로 정확한 데이터를 획득하는 반면 속도가 느리므로 고정밀도의 기본 형상(primitives)에 유리하다. 이에 반해 레이저 스캐너는 정밀도가 상대적으로 낮고 파트 표면에 영향을 받는 단점은 있지만, 아주 빠른 속도로 많은 점을 얻을 수 있고 물리적인 접촉을 하지 않으므로 자유곡면의 측정에 유리하다. 그러므로 작업에 알맞은 최적의 측정기를 결정하는 것이 아주 중요하고 할 수 있다[2,3]. 측정기의 적절한 선정을 위해서 정밀도, 자유도, 접촉방식, 파트 표면의 특성, 파트의 크기, 곡면의 복잡성, 측정 데이터의 사용 목적, 접근성 등의 항목들을 분석하는 것이 바람직하다.

본 연구에서는 측정하고자 하는 파트에 대해서 최적의 측정기를 선정하는 시스템을 제안한다. 이

시스템에서는 먼저 입력된 CAD 모델을 자동으로 분석하여 곡률, 법선벡터, 크기, 곡면종류, 에지, 삼각형 근사 정보를 추출하고, 사용목적, 요구 정밀도를 입력 받는다. 다음으로 입력된 데이터와 사용 가능한 측정 장비간의 관계를 정의하여 neural network 방법을 이용하여 최적의 측정 장비를 선정하도록 하였다.

2. 측정시스템

2.1 측정시스템의 종류

측정기는 일반적으로 접촉식과 비접촉식으로 분류되어지고, 점을 획득하는 방식에 따라서 다음 Fig. 1 과 같이 여러 가지 측정 장비가 있다. 접촉식 측정방식의 장비로는 CMM 이 대표적이며, 비접촉식 측정방식으로는 레이저 스캐너, CT, 모아레, active stereo 등이 많이 사용된다. 각각의 장비는 서로 다른 물리적 특성을 이용하고 있으며, 특유의 장·단점을 가지고 있다.

실제로 이렇게 다양한 장비들 가운데 어떤 장비를 이용하느냐는 작업의 효율을 높이기 위해서 중요하다. 이와 같이 최적 측정장비를 결정하는 시스템은 하나의 파트를 최적의 여러 측정기로 측정하는 통합측정 시스템의 구현을 위해서 필요하다[3,4].

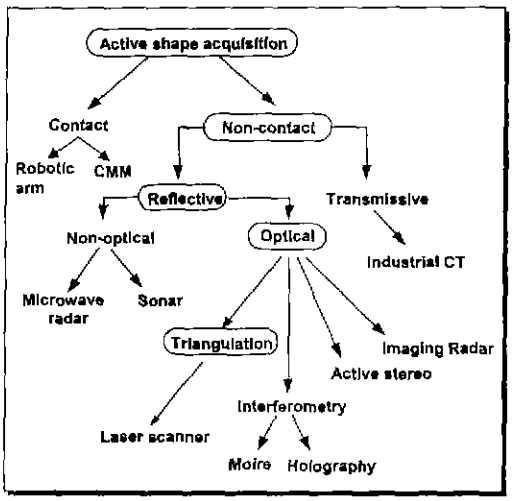

Fig. 1 Measuring devices [1]

2.2 측정장비 결정 시스템의 구성

본 연구에서 제안하는 측정장비 결정 시스템은 크게 측정 관련 정보를 자동으로 추출하는 모듈과 측정 지식으로부터 최적의 장비를 선정하는 neural network 시스템으로 구성된다. 추출된 측정 정보는 CAD 모델로부터 얻은 곡면 관련 정보와 측정작업에 관련된 정보로 구분된다. 각 모듈에 대한 자세한 설명은 3 절과 4 절에서 다루도록 하겠다.

3. 자유곡면 정보 추출 모듈

3.1 시스템의 구성

곡면정보 추출 시스템은 다음의 Fig. 2 와 같이 구성된다.

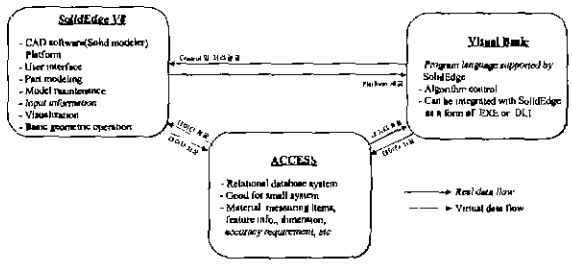

Fig. 2 Composition of the surface information extraction module

개발된 시스템에서는 CAD 모델이 존재한다고 가정하였다. 상용 CAD 소프트웨어인 SolidEdge 는 CAD 모델을 사용하는데 있어서 편리한 인터페이스와 곡면 분석을 위한 open architecture 를 제공한다. 그리고 Visual Basic 은 곡면 분석에 필요한 여러 가지 모듈을 생성하기 위해서 사용된다. 마지막으로 ACCESS 는 추출되어진 데이터를 저장하기 위해서 사용된다.

3.2 실행 예

곡면 정보 추출 시스템을 통해서 획득되는 정보들은 다음 Fig. 3 과 같다.

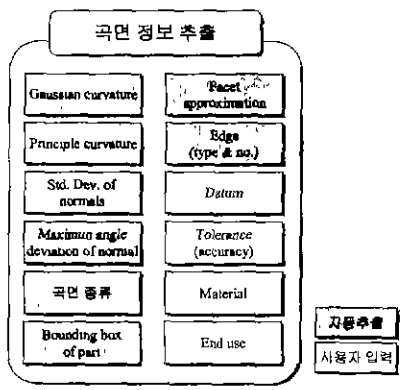

Fig. 3 Extracted information

위의 데이터들 가운데에서 곡률, 법선벡터, 곡면종류, 파트 크기, 삼각형 근사 결과, 에지에 관련된 정보들은 자동으로 추출되며, 데이텀, 공차, 재질, 측정 데이터의 사용목적에 관련된 정보들은 사용자의 선택에 의해서 쉽게 획득될 수 있도록 하였다. 본 시스템을 이용하여 데이터를 획득한 예를 다음의 Fig. 4 에 보였다.

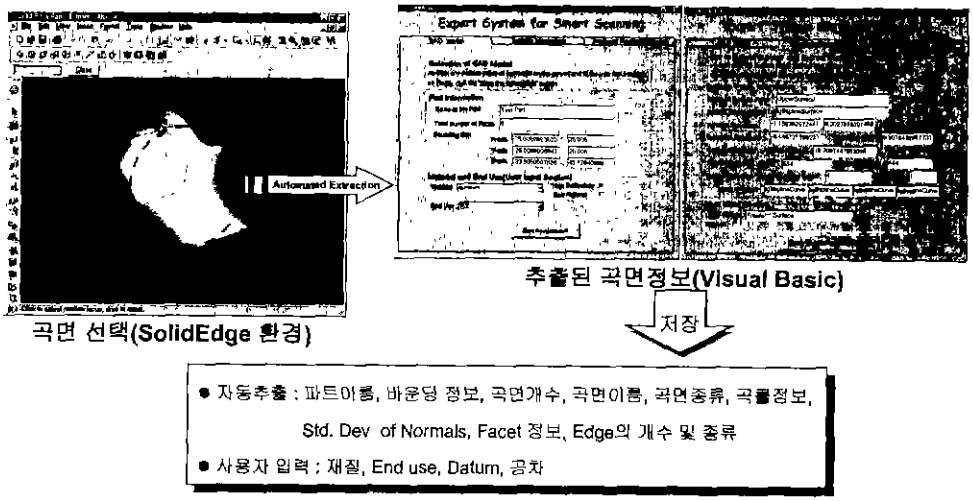

Fig. 4. An automated information extraction

본 시스템에서는 사용자가 마우스로 솔리드 모델의 각 패치를 클릭함으로써 필요한 정보를 입력하거나 획득할 수 있도록 하였다.

4. Neural Network 을 이용한 측정장비 결정 모듈

4.1 시스템 구현을 위한 흐름도

Neural network 을 이용한 측정장비 결정 모듈은 다음의 Fig. 5 와 같은 순서로 이루어진다.

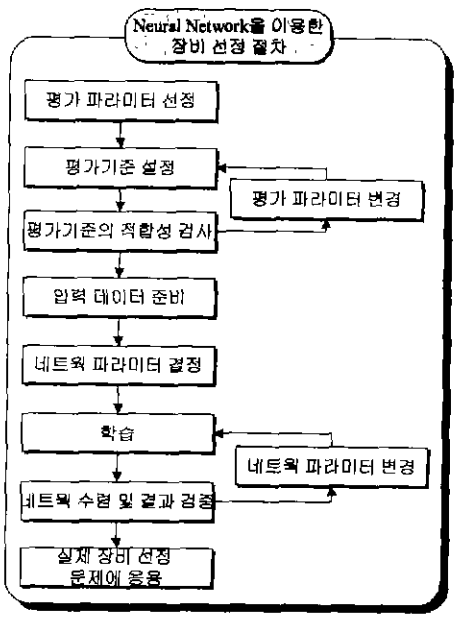

Fig. 5 Flowchart of neural network system

먼저 앞 절에서 획득한 여러 정보들 가운데에서 평가에 사용될 수 있는 파라미터를 선정한다. 선정된 파라미터는 기준을 나눌 수 있도록 장비와의 관련성을 규명하고 필요에 따라서는 정량화 할 수 있어야 한다. 이렇게 선정된 파라미터는 장비 선정에 적합한지 검사하여 가장 적합한 항목만을 최종 선택한다. 유사항목을 최소화하는 것은 추후에 계산 시간을 줄이기 위해서 꼭 필요한 과정이다. 이렇게 결정된 평가 기준에 대해서는 측정전문가의 지식과 측정기의 특성을 바탕으로 neural network 을 학습시키기 위한 입력데이터를 생성한다. 다음으로 학습(learning)을 수행하기 위해서 네트웍 파라미터를 결정해야 하는데, 이는 입·출력 데이터 표현 형식, hidden layer, 학습방식 및 변수값, transfer function 의 종류, 수렴치, 반복회수 등을 포함한다. 정확한 값을 찾기 위해서는 반복 실험이 요구된다. 네트웍 파라미터의 검증은 네트웍의 수렴정도와 학습 후에 테스트 데이터를 입력했을 때 목표값과의 오차를 검사함으로써 수행된다. 네트웍 파라미터의 결정은 전체 시스템에 많은 영향을 주기 때문에 충분한 실험을 거쳐야 한다. 이와 같이 장비 선정을 한 예를 다음 4.2 절에 보였다.

4.2 장비 선정 과정 실험

본 연구에서는 다음과 같이 여섯 가지 항목에 대해서 평가 파라미터를 선정하였으며, 괄호 안의 숫자와 같이 등급을 구분하였다.

(1) 곡면/특징형상의 종류(3)
(2) 곡면의 복잡성(3)
(3) 공차(3)
(4) 재질(2)
(5) 측정 영역의 크기(3)
(6) 측정 데이터의 사용목적(3)

입력데이터는 378 개의 경우에 대해서 이진화하여 표현하였으며(Fig. 6), 측정기는 CMM, 레이저 스캐너, 모아레 측정기를 고려하였다. 본 시스템은 MATLAB 을 이용하여 구현하였다.

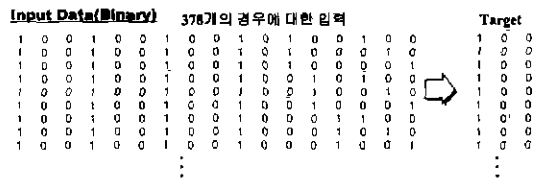

Fig. 6 Input data for network learning

이와 같은 입력데이터를 이용하여 학습을 수행하였으며, 네트웍의 수렴도를 다음 Fig. 7 에 보였다.

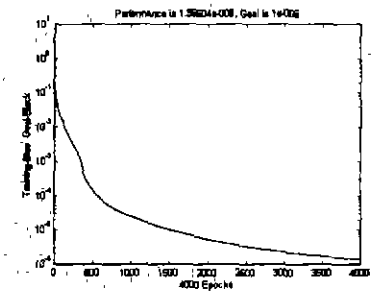

Fig. 7 Network convergence

여기에서는 입력이 17 개, 출력이 3 개, hidden layer 가 7×9, 학습방식은 back propagation, transfer function 은 tan-sig 와 purelin 을 사용하였다. 그리고 iteration 상한치는 4000 번이며 학습은 에러가 e-6 이하에서 중단된다. 네트웍이 수렴된 다음에 학습에 사용된 입력치와 같은 조건으로 테스트를 수행한 결과는 모두 정확하게 나오는 것을 확인하였다.

네트웍이 정확하게 작동하는 것을 확인한 다음에 여러 종류의 입력데이터로 장비 선정 실험을 수행하였다. 입력데이터의 예를 다음에 보였다(Fig. 8).

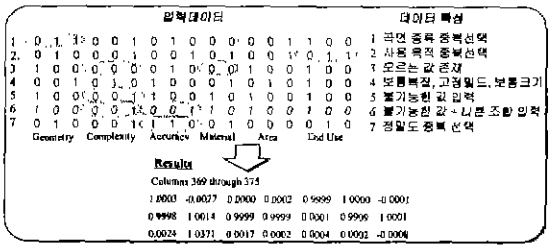

Fig. 8 Test of machine selection

입력데이터는 앞서 설명한 바와 같이 6 개 항목에 대해서 각각 17 개이며, 7 가지 예에 대해서 점선으로 표시한 부분이 neural network 시스템을 검증하기 위해서 의도적으로 중복선택, 불가능한 조합 입력, 모르는 값을 표현한 것을 나타내고 있다. 7 가지 입력값에 대한 결과는 그림의 아래부분에 나타내었고, 각 열이 하나의 결과를 나타내고 있다. 각 열에서는 1 행이 CMM, 2 행이 레이저 스캐너, 3 행이 모아레 측정기를 나타내고 있다.

예를 들어서, 입력데이터 5 번의 경우, 조건이 기본 형상, 높은 복잡성(점선으로 표시된 잘못된 데이터), 고정밀도, hard material, $100cm^2$ 미만의 측정영역, 사용목적이 검사일 경우 최적 장비를 5 번째열의 첫 행만이 0.9999 로 CMM 을 나타내고 있으며, 이는 정확한 결과이다. 부정확한 입력데이터에도 불구하고 정확한 값을 생성하는 네트웍의 강건함을 보여주고 있다.

5. 결론

본 연구에서는 neural network 을 이용하여 최적의 측정장비를 결정하는 시스템을 소개하였다. 본 시스템은 제품이 다양한 복잡성, 재질, 정밀도, 측정데이터의 사용목적, 크기 등의 특성을 갖는 경우에도 가장 적합한 측정장비를 선정 할 수 있게 함으로써 측정의 효율을 극대화 할 수 있도록 해줄 것이다. Neural network 을 이용하는 다른 장점은 입력의 중복선택, 모르는 값, 잘못된 값의 경우에도 표현이 가능하고 비교적 우수한 결과를 생성한다는 것이다. 그리고 새로운 평가 파라미터를 추가할 경우에도 편리하다.

본 시스템은 일반적으로 측정에 영향을 주는 여러 파라미터 가운데에서 대표적인 파라미터만을 이용하였다. 추후과제로 평가 파라미터를 확장하여야 하며, 곡면정보 획득 모듈과의 통합이 요구된다.

참고문헌

1. T. Várady, R. R. Martin and J. Cox, "Reverse engineering of geometric models — an introduction", Computer-Aided Design, Vol. 29, No. 4, pp. 255-268, 1997
2. I. Ainsworth, M. Ristic, and D. Brujic, "CAD-based measurement path planning for freeform shapes using contact probes", International journal of advanced *manufacturing technology*, Vol. 16, pp. 23~31, 2000
3. 손석배, 박현풍, 이관행, "통합측정시스템 구축을 위한 기반 연구", 한국정밀공학회 추계학술대회 논문집, pp. 436~439, 1999
4. T. Shen, J. Huang, and C. Menq, "Multiple-sensor integration for rapid and high-precision coordinate metrology", Proceedings of the IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, pp. 908~915, 1999