

인공지능에 기반한 단계적 의사결정방법: 베어링 설계에의 적용

서태설*, 한순홍**

Stepwise Decision Making Methodology Based on Artificial Intelligence: An Application to Bearing Design

Tae-Sul Seo* and Soon-Hung Han**

ABSTRACT

The bearing design includes the steps of selecting bearing type, selecting bearing subtype, and determining the peripheral equipments. In this paper decision making methodologies are compared to propose a stepwise decision methodology to the bearing selection problem. An artificial neural network trained with design cases is used for selecting a bearing type in the first step. Then the subtype of the bearing is selected using the weighting method, which is a kind of multi-criteria decision making method. Finally, the types of peripheral equipments such as lubrication devices, seals and bearing housings are determined using a rule-based expert system.

Key words : Artificial intelligence, Preliminary design, Expert system, Neural network, Decision making, Bearing selection

1. 서 론

하나의 기계를 설계하는 과정에는 원천 설계(original design), 구성 설계(configuration design), 파라메트릭 설계(parametric design), 선정 설계(selection design) 등이 포함되게 된다. 기존에 없던 기계를 설계할 때는 원천 설계가 많이 필요하나, 설계를 진행해 나가다 보면 여러 부품을 적절히 구성하여야 한다^[1]. 특히 초기 설계(preliminary design)단계에는 기능적 요구와 설계 제한 조건을 만족시키는 구성 설계가 필요하다^[2]. 또한 특정 부품의 성능을 결정하여야 하는 경우나 설계 해의 유효성을 평가하기 위해서는 파라메트릭 설계가 요구된다^[3].

한편 현대의 기계장치에 사용되는 기계 요소의 경우는 대부분 표준화되어 있고 이들 표준 부품은 시판되고 있어서, 새로운 기계를 설계할 때 적합한 부품을 선정하는 것이 중요하다. 이 같은 선정(selection)

문제는 전문가의 경험적 지식을 많이 필요로 하기 때문에 전문가시스템과 같은 인공지능기법을 활용하는 것이 적합하다^[4,5]. 또한 부품 선정에 있어서 개인의 주관적 취향보다는 객관적 장단점이 차지하는 비중이 큰 경우에 대해서는 컴퓨터에 의한 선택 지원이 효과적이다^[6].

운동체를 지지하는 기계 요소인 베어링에는 많은 종류가 있어서, 기계 장치의 초기 설계 시에는 적합한 베어링을 선정하는 과정이 매우 중요하다. 특히 정밀 기계의 경우 베어링이 기계의 성능에 매우 중대한 영향을 미치기 때문에 더욱 그러하다. 지금까지 베어링 선정에 대한 몇몇 연구가 있어왔으나, 대체로 특정 형식(type) 내에서의 베어링 세부 형식(subtype) 선정에만 국한되었다. 그러나 베어링 설계에서는 베어링 세부 형식 선정 이전에 베어링 메커니즘에 따른 베어링 형식의 선정이 우선되어야 하며, 베어링 선정 외에 베어링 하우징, 윤활 시스템, 실링 등의 주변 장치의 설계도 필요하기 때문에, 이러한 것까지 포함하여야 한다. 따라서 효과적인 베어링 설계를 하기 위해서는 베어링 설계에 수반되는

*KINITE DB·정보기술개발부

**중신회원, KAIST 기계공학과

일련의 선정 단계의 특성을 잘 분석하여, 각 단계에 적합한 의사결정방법을 적용시키는 단계적 방법론이 요구된다.

본 논문에서는 기존 연구자들이 선정 과정에 이용 하였던 여러 가지 의사결정 방법론들의 특성을 비교 분석한 후, 베어링 선정의 각 단계에 가장 적합한 방법론을 적용시키는 새로운 선정 방법론을 제안하였다. 즉, 인공 신경망(artificial neural network), 가중치 방법(weighting method), 규칙기반 전문가시스템(rule-based expert system) 등을 단계적으로 적용한 단계적 의사결정방법을 제안하고 이를 베어링 선정 문제에 적용하였다.

2. 관련 연구

지금까지 베어링 선정 문제에 적용되었던 의사결정방법은 대체적으로 규칙기반 시스템, 다기준 의사결정(multi-criteria decision making)방법, 경험기반 시스템(experience-based system) 등으로 구분할 수 있다^[7]. 먼저 규칙기반 시스템은 베어링의 성능을 결정하는 여러 가지 속성들에 대한 각 베어링의 특성 지식을 if-then 규칙으로 표현하는 경우이다. Fagan^[8]은 여러 개의 모듈로 구성되는 회전축 시스템 설계의 하부 모듈인 베어링 설계 지원 도구 개발에 이 방법을 사용하였고, 다른 연구자들도 구름 베어링의 세부 형식 선정에 이와 같은 방법을 적용하였다^[4,9].

다음으로 다기준 의사결정방법은 선정의 신뢰도를 높이기 위하여, 베어링의 운전 조건이나 요구 성능에 영향을 미치는 주요 속성(attributes)에 대한 대상 베어링의 등급에 각 속성의 선호도를 나타내는 가중치(weighting factors)를 반영하는 것을 기본으로 한다. Rowe^[9]와 Cheng 등^[10]은 등급과 가중치를 행렬로 계산하였다. 이와 유사한 의사결정방법으로서 다

차원 벡터^[11]와 TOPSIS 방법^[12]이 도입되기도 하였다. 이들 방법에서는 각 대상 베어링에 대해서 다차원 벡터 집합으로 표현하여 벡터간의 거리 개념을 이용한다. Chen^[13]은 퍼지 등급(fuzzy rating)을 베어링 선정에 적용하였다.

마지막으로 경험기반 시스템의 경우는 기존의 설계 사례를 활용하거나 설계 경험이 많은 전문가들의 의견을 종합하는 방법이다. 이 방법 중에 베어링 선정 문제에 적용된 것은 belief-possibility-plausibility 구간 개념을 이용하여 의사결정의 불확실성을 수용한 Dempster-Shafer 이론^[14]이 있다. 경험기반 시스템으로는 이 밖에 사례기반 추론(case-based reasoning)과 인공 신경망 기술이 적용될 수 있으나, 베어링 선정 문제에는 아직까지 적용되지 않고 있다.

베어링 선정에 적용될 수 있는 3가지 유형의 방법론의 특징을 Table 1에 정리하였다.

3. 의사결정 방법론의 비교검토

부품을 선정하는 행위는 여러 물건 중 최적한 물건을 선택하는 것이므로 일종의 의사결정으로 볼 수 있다. 의사결정 문제는 불확실성 또는 리스크의 유무에 따라서 크게 5가지로 대별된다: 1) 확실성 기반 의사결정, 2) 리스크 기반 의사결정, 3) 불확실성 기반 의사결정, 4) 부분정보 기반 의사결정, 5) 상충(conflict) 기반 의사결정. 부품 선정 문제는 대체안(alternative solution)을 선택할 때의 이득이 확정되어 있기 때문에 확실성 기반 의사결정에 해당한다. 또한 각 대체안은 복수개의 속성에 의해 나타내어지는데 하나의 속성의 단점은 다른 속성의 장점에 의해서 보상되어지므로, 이러한 문제는 다속성 의사결정 문제-보상형 모델에 분류된다^[6].

이러한 유형의 의사결정 문제를 해결하기 위해서

Table 1. Comparison of decision making methodologies for selection^[7]

유형	해당 방법론	특징
Rule-based System	Rule-based Expert System	-논리적 지식을 전산화하는 데 유리하다. -규칙간의 모순 및 중복이 발생할 수 있으며, 규칙이 많을 경우 지식의 관리가 어렵다.
Multi-criteria Decision Making	Weighting factor, Multi-dimensional vector, Plausible inference, Fuzzy rating	-지식 관리가 체계적이고 단순하다. -수학적 계산 방법이 사용되어 결과가 명확하다. -불규칙적이거나 불완전한 지식을 수용할 수 없다. -지식 제공 전문가에 따라서 결과에 영향받는다.
Experienc-based System	Case-based reasoning, Dempster-Shafer theory, Neural network	-실제 설계 사례와 경험을 기반으로 하기 때문에 보다 실제적 결과를 얻을 수 있다. -불완전한 지식으로도 추론이 가능하다. -설명 기능이 없거나 취약하다.

가장 널리 이용되고 있는 방법은 다기준 의사결정방법이다. 이 방법에서는 대체안 개개의 속성을 평가하고, 이들을 종합하여 개개 안의 종합 평가치를 산출하여 가장 높은 평가를 받은 대체안이 결정되어진다.

다기준 의사결정방법은 문제를 단순화하고 확실한 결과를 얻을 수 있다는 면에서 유리하기 때문에, 의사결정에 영향을 미치는 속성과 가중치의 결정이 명확한 경우에 효과가 있다. 그러나 의사결정에 영향을 주는 속성치의 신뢰도가 보장되지 않으면 잘못된 결과를 얻을 수도 있는 위험성이 있다. 이런 경우는 속성들의 가중치 결정을 내재적(implicit)으로 결정해 주는 인공 신경망과 같은 경험기반 시스템을 활용할 필요가 있다.

경험기반 시스템은 좋은 사례를 충분히 수집할 수만 있다면 항상 실제에 가까운 결과를 얻을 수 있다. 특히 신경망의 경우는 인간 신경계의 정보 전달과정을 응용한 인공지능 패러다임(connectionism)을 취하였기 때문에 불완전한 지식으로도 합리적 결과를 얻게 할 수 있다.

그 외에 의사결정이 한 두 가지의 속성과 관련한 논리적 추론으로 이루어지는 경우는 인간의 인지과정을 닮은 인공지능 패러다임(cognitivism)을 취한 규칙기반 시스템을 적용하는 것이 유리하다.

이처럼 선정 문제에 적용될 수 있는 방법에는 3가지 방법이 대표적이고 나름대로의 특성을 가지고 있다. 따라서 선정 문제를 잘 분석하여 그 특성에 맞는 적합한 의사결정방법을 선택하여 적용하는 것이 필요하다.

4. 단계적 의사결정방법의 제안

여러 개의 물건 중 하나를 고르는 과정은 대체로 2,3 단계로 구분할 수 있다. 첫 단계에서는 대상 물품의 주요 형식을 결정하고, 다음의 한 두 단계에서는 세부 형식 또는 특정 제품을 선정하게 된다. 어떤 경우에는 결정된 제품의 주변장치 또는 부속품을 선정하는 과정도 뒤따르게 된다. 예를 들면, 자동차를 구매하려고 할 때 제일 먼저 생각하게 되는 것은 어떤 종류의 자동차로 할 것인가를 결정하는 것이다. 즉, 트럭, 승합차, 소형 승용차, 중형 승용차 등에서 어떤 차종이 자동차 구매 목적에 적합한가를 판단하여야 한다. 차종이 선정되면 다음 단계에서는 동일 기종의 자동차 메이커별 비교를 하여 가장 적합한 모델을 선정하게 된다. 마지막으로 에어백(air-bag)의 장착 여부, ABS의 채택 여부 등과 같은 선택사항을

Table 2. Examples for stepwise decision making

Examples	First step	Second step	Third step
자동차	차종 (소형 승용차)	→ 차량모델 (B사)	→ 옵션 (에어컨)
베어링	주요형식 (구름형식)	→ 세부형식 (단열볼베어링)	→ 주변 장치 (그리스윤활)
안내면	주요형식 (미끄럼형식)	→ 세부형식 (MF guide 2)	→ 세부설계
파스너	방식 (나사못)	→ 세부형식 (십자머리)	→ 세부설계

결정하게 된다. 이처럼 기계 설계에서도 이와 같이 단계적으로 부품을 선정해야 할 경우가 많이 있다. 특히 베어링, 체결 요소, 펌프, 모터 등과 같이 수많은 종류가 있고, 유닛(unit) 형태로 제품화되어 있는 경우가 이에 해당한다.

이 경우 각 단계마다 의사결정의 특성이 다를 수 있기 때문에 그에 적합한 의사결정방법을 적용해야만 올바른 선정이 이루어질 수 있다. 따라서 효과적인 선정을 하기 위해서는 어떤 경우는 선정 과정을 선정 특성에 맞도록 몇 단계로 구분하고, 각 단계에 맞는 의사결정 방법을 적용하는 단계적 의사결정방법이 바람직하다.

Table 2에는 이와 같은 단계적 의사결정방법이 적용될 수 있는 몇몇 사례를 예시하였다.

다음에서 인공 신경망, 가중치방법, 규칙기반 전문가시스템을 순차적으로 적용한 단계적 의사결정의 한 가지 모델을 제시한다.

4.1 주요형식의 선정 (1단계)

주요형식의 선정은 설계자의 취향이나 경험에 따라 수치로 표현하기 어려운 인자들에 의해서 복합적으로 이루어지는 특성을 갖고 있다. 따라서 주요형식의 결정은 규칙기반 전문가시스템이나 신경망이 적합하며, 선정에 많은 인자(속성)가 관련되어 있을 때는 신경망이 더 적합하다.

신경망에는 여러 가지 형태가 있을 수 있지만 본 연구에 사용된 신경망은 Fig. 1과 같은 구조의 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)의 형태를 취하였다. 이와 같은 다층 신경망은 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이에 하나 이상의 은닉층(hidden layers)이 개재되어 있다. 각 층은 여러 개의 노드(nodes)로 구성되어 있고 각 노드는 이전 노드로부터 전달받은 값을 변환하여 다음 노드로 전달하도록 하는 액티베이션 함수(activation function)를 갖고 있다.

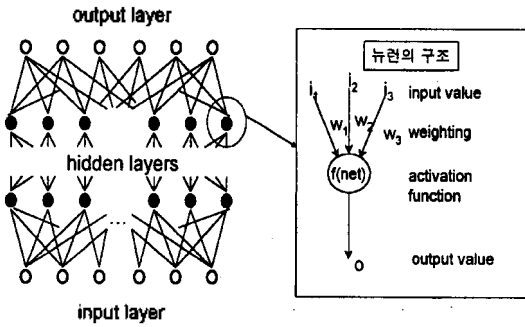


Fig. 1. Configuration of a multi-layer neural network.

신경망은 입력 정보(설계 요구조건)와 출력 정보(선정 결과) 사이에 내재하는 패턴 정보를 처리하는 역할을 한다. 신경망의 입력층은 선정 대상품의 기능적 및 환경적 요구조건이며, 출력층은 선정하고자 하는 대상의 후보형식이 된다. 신경망은 수집된 사례를 이용하여 학습되고 검증된다. 검증이 끝난 신경망의 입력층에 선정하고자 하는 대상의 설계 요구조건을 입력하면 출력층은 학습된 결과에 따라서 대상 후보의 선정을 위한 결과 값을 제시한다.

4.2 세부형식의 선정 (2단계)

다음 단계로 세부형식의 결정은 비교적 평가 항목(속성)이 명확하고 각 항목의 평가도 수치화될 수 있기 때문에 다기준 의사결정방법이 적합하다. 본 연구에서는 비교적 쉽게 적용할 수 있는 가중치방법(weighting method)을 두 번째 단계로 한다. 이 방법에서는 선정의 신뢰도를 높이기 위하여, 대상 후보의 각 속성에 대한 등급에 각 속성의 선호도를 나타내는 가중치를 반영하여 행렬로 계산하며¹⁰⁾, 계산식은 식 (1)과 같다.

$$R_j = k_i \times W_{ij} ; j = 1, \dots, m, i = 1, \dots, n \quad (1)$$

여기서

R_j : 대상 세부형식의 선정가능성

k_i : 각 속성의 가중치(선호도)

W_{ij} : 각 속성에 대한 각 세부형식의 등급

n : 적용 속성의 수

m : 대상 세부형식의 수

4.3 주변장치 선정 (3단계)

주요형식과 세부형식(또는 특정 제품)이 결정되면 주변장치 또는 부속품을 선정한다. 주변장치는 세부형식이 결정되면 자동적으로 결정되거나 매뉴얼에 제시되는 것이 보통이기 때문에 이를 규칙(rule)으로

**IF selected_bearing is ROLLING_BR and
DN.value is greater than 100000**

THEN lubrication_method is JET_LUB

Fig. 2. A sample rule for lubrication method.

만들어 사용하는 지식기반 전문가시스템으로 구현하는 것이 적합하다. Fig. 2는 베어링의 윤활방법 결정을 위한 if-then 규칙의 일레이다.

5. 베어링의 설계특성 분석

5.1 베어링의 개념과 종류

어떤 베어링을 사용하는냐에 따라서 기계의 성능이 좌우될 수 있을 정도로, 베어링은 없어서는 안될 중요한 기계요소 중의 하나이다. 넓은 의미에서 베어링에 주어진 역할은 "상대하는 접촉면 사이에 필요로 하는 운동을 원활하게 마찰 없이 수행되도록 하는 안내 기능"이다. 기계의 상대운동 부분은 직선운동과 나선운동도 있지만, 일반적으로 베어링이라고 하면 우선 회전축을 지지하는 데 사용되는 회전안내 요소가 대표적이다. 베어링에 요구되는 기본적인 기능은 고정체(베어링면)와 이동체(회전축) 사이에 작용하는 하중을 충분한 강성으로 지지하고, 또한 필요한 상대운동의 방향에 대해서는 마찰저항을 가능한 한 최소로 하는 것이다. 이것은 고정체와 이동체 사이의 공간(베어링 간극)에 고강성을 갖는 윤활기구를 설치함으로써 해결된다¹¹⁾. 지금까지 고안되어 온 베어링을 이러한 윤활 기구의 측면에서 분류해보면 Table 3과 같다.

베어링은 베어링 간극을 불이나 원통 롤러와 같은 전동체를 개재시켜서 하중을 지지하는 방식의 구름 베어링과, 유막을 개입시켜서 하중을 지지하도록 하는 미끄럼 베어링으로 대별된다. 그 외에 자기의 흡인력과 반발력을 이용하는 자기 베어링이 새로운 베어링 방식으로 주목받고 있다. 미끄럼 베어링은 윤

Table 3. Types of bearing mechanism

베어링 메커니즘	베어링 형식
구름 접촉	구름 베어링
미끄럼 접촉	유동압 베어링
	유정압 베어링
	공기동압 베어링
	공기정압 베어링
비접촉(자기력)	자기 베어링

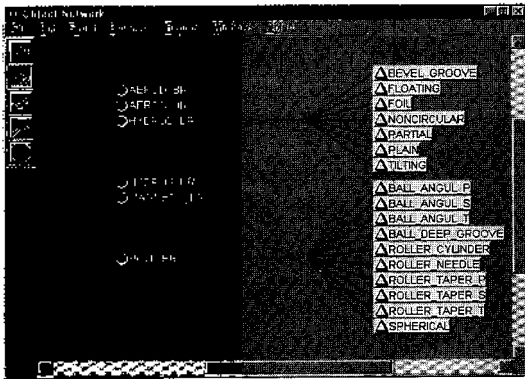


Fig. 3. Subtypes of hydrodynamic and rolling bearings.

활체에 따라서 액체 윤활과 기체 윤활로 나누어지며, 양자 모두 유막 압력 발생 원리에 따라서 동압 베어링과 정압 베어링으로 분류될 수 있다.

각 베어링의 형식은 다시 세부 형식으로 분류되며, Fig. 3은 유정압 베어링과 구름 베어링의 세부형식의 일례를 나타낸다.

5.2 베어링 선정과정의 분석

초기 설계 단계에서 이루어지는 베어링 선정은 Fig. 4에 나타낸 것 같이 대체로 3단계를 거쳐서 이루어진다. 첫 번째 단계에서는 베어링의 메커니즘에 따라 구분되는 주요 형식의 선정이 수행된다. 이 단계에서 베어링의 형식선정은 몇몇 속성에 따라서 결정되지만, 각 속성의 가중치를 결정하기 쉽지 않고 대부분 경험적 지식에 의해서 이루어지기 때문에 사례기반 의사결정방법이 적합할 것이다. 두 번째 단계에서는 베어링의 세부 형식을 결정한다. 여기서는

의사결정에 필요한 속성이 분명히 구분되며, 각 속성에 대한 등급과 가중치를 결정하기 위한 지식이 체계화되어 있어서, 다기준 의사결정방법이 적합할 것으로 사료된다. 베어링의 세부 형식이 결정되면 세 번째 단계에서는 베어링의 윤활 방식, 마운팅 방법, 실링 방법 등에 대해서 결정하게 되는데, 이런 것들은 보통 카탈로그에 제시되어 있기 때문에 규칙 베이스를 이용하는 전문가시스템을 활용하는 것이 바람직하다.

5.3 베어링 선정과 관련된 속성

베어링 선정과 관련된 속성(attribute) 또는 평가 항목(criteria)에는 여러 가지가 있다. 여기에는 베어링의 성능을 결정하는 속성, 베어링의 운전환경과 관련된 속성, 베어링의 유지보수와 관련된 속성 등으로 구분되며, Table 4에 각각을 정리하였다.

6. 단계적 의사결정방법에 의한 베어링 선정

6.1 설계 요구

베어링 선정을 수행하기 위해서는 Table 4에 나열한 모든 속성을 고려하는 것이 필요하나 그 중에서 유지보수 측면은 베어링 설계의 일차적 목적이 아니므로 성능과 운전환경에 관련된 속성을 중심으로 하되, 속성 값의 표현이 수치나 논리 값으로 표현 가능한 속성만을 고려한다. 여기서 사용하게 될 설계 요구조건은 실제로 구름 베어링을 채택한 사례로서 다음과 같다.

- ① 최대하중: 1,000 kgf
- ② 최대속도: 7,000 rpm
- ③ 요구강성: high
- ④ 요구정밀도: 0.4
- ⑤ 요구공간: medium
- ⑥ 회전방향전환여부: yes
- ⑦ 시동/정지 회수: medium
- ⑧ 운전온도: room temperature
- ⑨ 충격하중여부: no
- ⑩ 환경청결도: yes
- ⑪ 진공환경: no
- ⑫ 환경습도: no
- ⑬ 소음정도: yes

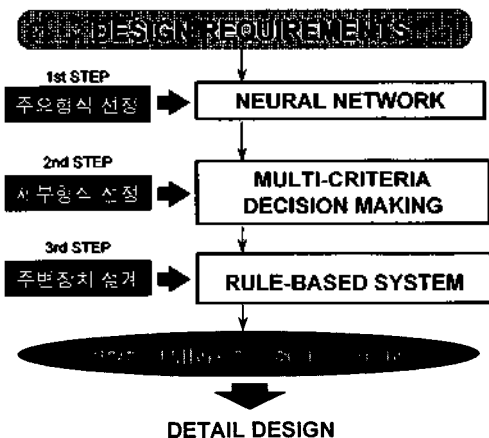


Fig. 4. Bearing selecting steps and methods.

6.2 신경망에 의한 베어링 형식의 선정

베어링 형식의 선정에 사용된 신경망의 입력층은 13개의 베어링 설계 요구조건이며, 출력층은 대상이

Table 4. Attributes related to selecting bearing

성능속성	환경속성	유지보수속성
· 소음정도 · 시동/정지 회수 · 강성 · 정밀도 · 저마찰성	· 저진동성 · 운전속도 · 부하능력 · 회전방향전환여부	· 습도 · 공간성 · 온도 · 진공도 · 청결도 · 충격하중여부
		· 가격 · 보수용이성 · 수명 · 취득용이성

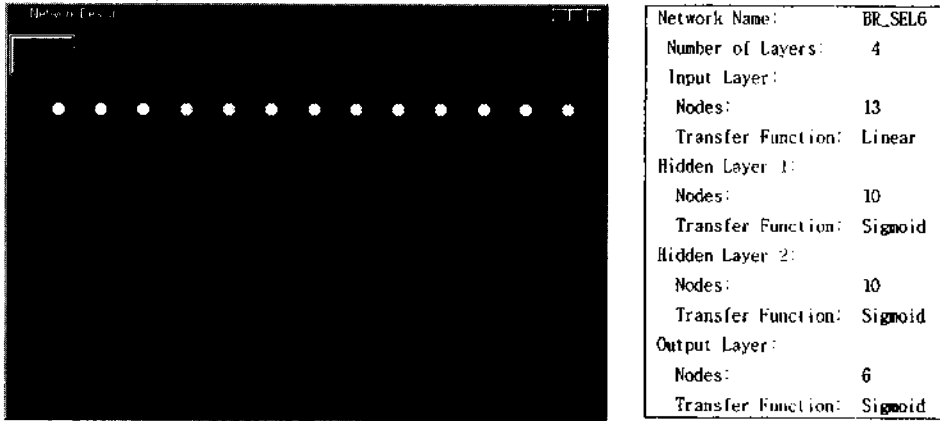


Fig. 5. Specifications of neural network used for bearing type selection.

되는 6종의 대표적 베어링 형식으로 하였다. 신경망의 은닉층은 2개이며, 각 층은 10개씩의 노드로 구성하였다. 본 연구에서는 윈도우 환경용 신경망 프로그램인 Q-net V2.1을 사용하였으며, Fig. 5에 채택한 신경망의 개요를 나타내었다.

신경망의 학습은 Table 5에 나타낸 것과 같이 수집된 다수의 사례로부터 얻어진 패턴 정보를 이용하여 수행하였다. 학습 시 입력층의 각 노드에 입력되

는 값은 실제값(real value)이나 상징값(symbolic value), 논리값(logical value) 중 어느 것이나 가능하다. 여기서는 최대하중, 최대속도, 정밀도, 평균운전 온도 등이 실제값으로 입력되었으며, 상징값을 활용한 경우는 강성, 공간성, 시동/정지반복회수 등이고, 참과 거짓으로 나타내는 논리값을 이용한 경우는 방향전환여부, 충격하중여부, 환경청정도, 진공도, 공간성, 소음정도 등이다.

Table 5. Sample patterns used for training the neural network

case	1	2	3	reference values	data type
Output layer	유동압 (O2)	구름 (O1)	자기 (O6)	O1, O2, O3, O4, O5, O6	symbolic
Max. load(I1)	1	1	10	1,000 kgf	numeric
Max. speed(I2)	1	1.8	7	10,000 rpm	numeric
Stiffness(I3)	H	H	H	High, Middle, Low	symbolic
Accuracy(I4)	0.1	1.0	1.0	micro miter	numeric
Space(I5)	S	M	L	Large, Medium, Small	symbolic
Dir. Change(I6)	Y	N	Y	Yes, No	logical
Start/stop(I7)	F	M	M	Freq., Medium, Rare	symbolic
Ave. temp. (I8)	100	300	room	deg. C	numeric
Shock-load(I9)	N	N	Y	Yes, No	logical
Cleanness(I10)	Y	Y	N	Yes, No	logical
Vacuum(I11)	N	Y	N	Yes, No	logical
Wetness(I12)	N	N	Y	Yes, No	logical
Noise(I13)	N	Y	Y	Yes, No	logical

앞 절의 사례를 대상으로 학습된 신경망을 적용한 결과를 Table 6에 나타내었다. 선정 결과는 구름 베어링 형식이 출력노드 중 가장 큰 값(1.0227)을 나타내었고, 다른 형식은 1보다 매우 작은 값을 나타내었다.

Table 6. The outputs from the neural network trained

Output Node 1	구름 베어링	1.0227
Output Node 2	유동압 베어링	-0.03409
Output Node 3	유정압 베어링	-0.00064
Output Node 4	공기동압 베어링	0.00143
Output Node 5	공기정압 베어링	0.00845
Output Node 6	자기 베어링	0.00005

Table 7. Ratings for rolling bearings⁽¹⁶⁾

베어링 종류	베어링 속성	하중 회전 내충 저마 정밀				
		속성	속도	격성	찰성	도
단열볼	깊은홈	0.5	1.0	0.25	0.75	1.0
	앵글러	0.5	1.0	0.25	0.75	1.0
	자동조심	0.0	0.75	0.0	1.0	1.0
	매그니토	0.25	0.75	0.25	0.75	1.0
원통롤러	N, NU	0.75	0.75	0.75	0.75	1.0
	NF, NH	0.75	0.75	0.75	0.5	0.75
복렬볼	자동조심	0.25	0.75	0.0	0.75	0.5
	깊은홈	0.5	0.5	0.25	0.75	0.5
	앵글러	0.5	0.5	0.25	0.75	0.5
복렬롤러	NN	0.75	0.75	0.75	0.5	1.0
구면롤러	자동조심	1.0	0.5	0.75	0.25	0.5
원추롤러	단열	0.75	0.5	0.75	0.25	1.0
	복렬	1.0	0.5	0.75	0.25	0.5

Table 8. Results of bearing subtype selection using weighting method

선정 사례 번호		1	2	3	4	5	6
가중치	하중	0.5	0.125	0.125	0.133	0.05	0.05
	회전속도	0.125	0.125	0.5	0.3	0.25	0.2
	내충격성	0.125	0.125	0.125	0.133	0.05	0.05
	저마찰성	0.125	0.125	0.125	0.133	0.05	0.45
	정밀도	0.125	0.5	0.125	0.3	0.6	0.25
대상 베어링 세부 형식	원통롤러(N, NU)			0.781		0.9	0.812
	원통롤러(NF, NH)	0.718	0.718	0.718	0.716	0.737	0.637
	복렬볼(앵글러)	0.5	0.5	0.5	0.499	0.5	0.6
	복렬볼(깊은홈)	0.5	0.5	0.5	0.499	0.5	0.6
	복렬볼(자동조심)	0.375	0.468	0.562	0.508	0.537	0.625
	복렬롤러(NN)	0.75	0.843	0.75	0.791	0.887	0.7
	단열볼(앵글러)	0.625	0.812		0.799		0.825
	단열볼(깊은홈)	0.625	0.812		0.799		0.825
	단열볼(매그니토)	0.468	0.75	0.656	0.691	0.85	0.762
	단열볼(자동조심)	0.343	0.718	0.625	0.658	0.837	
	구면롤러(자동조심)	0.75	0.562	0.562	0.566	0.525	0.425
	원추롤러(복렬)	0.75	0.562	0.562	0.566	0.525	0.425
	원추롤러(단열)	0.687	0.781	0.593	0.682	0.812	0.537

이것은 실제 사례와 동일한 결과를 나타낸 것으로 신경망의 학습이 합리적으로 이루어졌음을 알 수 있다.

6.3 가중치방법에 의한 베어링 세부형식의 선정

가중치방법에 의한 베어링 세부형식의 결정을 위해 사용된 구름 베어링의 속성으로는 가장 보편적으로 사용되고 있는 하중, 회전속도, 내충격성, 저마찰성, 정밀도 등의 5개를 채택하였고, 각 후보 베어링에 대한 등급(W_i)은 Table 7을 사용한다. 각 등급은 특정 속성에 대해서 대상 베어링에 대해 상대적인 비교를 한 것이다. 예컨대, 하중능력의 경우는 구면롤러와 복렬 원추롤러형식이 가장 우수하고, 회전속도와 정밀도에서는 단열 깊은홈과 앵글러 형식이 우수하다.

또한 베어링의 각 속성에 대한 선호도를 나타내는 가중치는 설계 요구조건으로부터 각 속성간의 상대적 중요도를 반영하여 설계자가 판단하여 결정한다.

본 연구에서는 MS Office의 Excel을 사용하여 행렬 계산을 수행하였으며, Table 8에 몇 가지 선정 결과를 나타내었다. 사례 1과 2는 각각 하중과 정밀도를 다른 속성보다 중시한 경우로서 원통롤러(N, NU) 형식이 선정되었으며, 사례 3은 회전속도를 중시한 경우로서 단열 볼 형식이 선정되었다.

6.4 규칙기반 전문가시스템에 의한 주변장치의 선정

베어링의 주요형식과 세부형식이 결정되면 마지

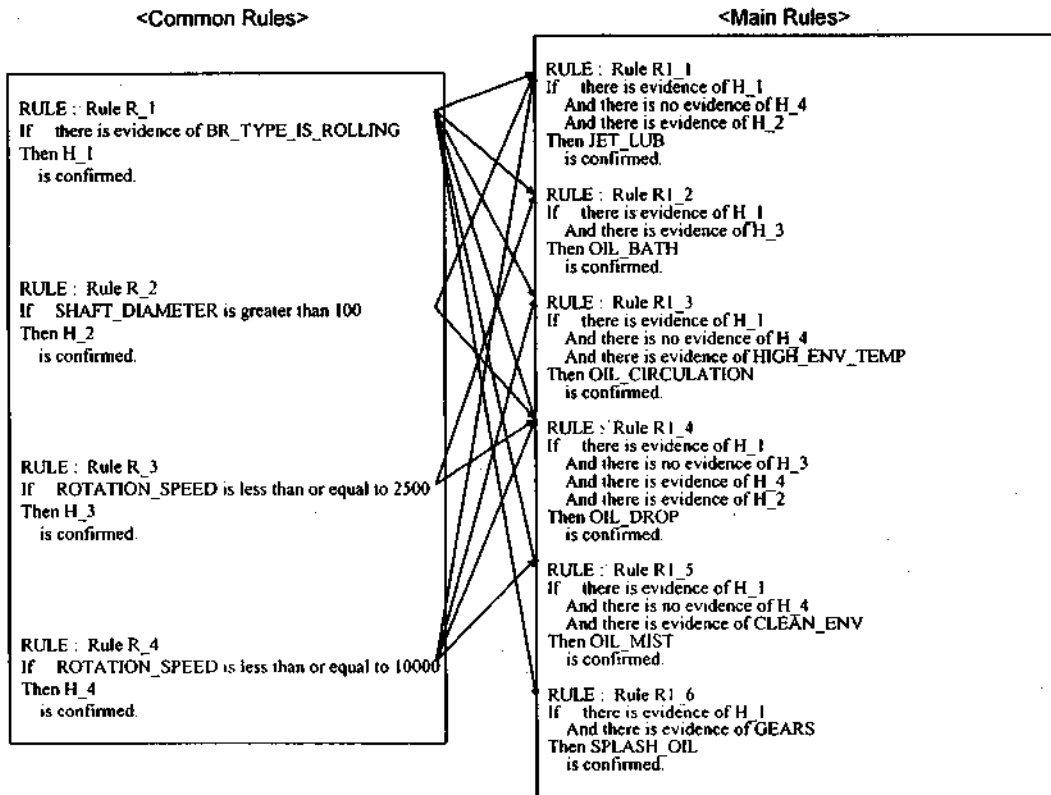


Fig. 6. Rules prepared for selecting lubrication method.

막으로 윤활방법, 실링방법, 고정방법 등의 주변장치를 선정하여야 하는데, 본 논문에서는 지식기반 전문가시스템으로 구현하였다.

그 중에서 구름 베어링의 윤활방법 선정에 사용된 규칙들을 Fig. 6에 나타내었다. 이러한 규칙들은 구름 베어링용 카탈로그에 있는 윤활방법 선정 지침을 기초로 만들어졌다¹⁷⁾.

윤활방법 선정에 사용된 규칙은 모두 10개인데, 이 중에서 4개는 공통규칙(common rules)으로서 나머지 6개의 주요규칙(main rules)에서 필요에 따라 활용되도록 하여 지식 베이스의 크기를 최소화할 수 있게 하였다.

이렇게 얻어진 규칙 베이스는 Nexpert Object의 PC 버전인 Elements Environment 2.0을 사용하여 구현하였다¹⁸⁾. Fig. 7은 윤활방법 선정규칙이 실행된 결과의 한 사례화면을 나타낸다. 여기서 선정조건으로 <회전속도 7,000 rpm>, <축직경 70 mm>, <기어 있음>을 입력하여 실행한 결과 4개의 규칙이 실행되었으며, R1_6만이 참으로 나타나 비산급유법(splash oil lubrication)이 선정되었다.

7. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 기계설계에서 기계요소 선정을 위한 단계적 의사결정방법을 제안하고, 이를 베어링 선정문제에 적용하였다. 베어링 형식 선정에 신경망을 사용하였고, 베어링의 세부 형식의 선정에는 다기준 의사결정방법인 가중치방법을 적용하였으며, 베어링 주변장치 설계에는 규칙기반 전문가시스템을 사용하였다.

본 논문은 인공지능방법에 기반한 단계적 의사결정방법을 제안하고, 그 응용 가능성을 살펴본 것으로서 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 물품의 선정은 주요형식 선정, 세부형식 선정, 주변장치 선정 등의 단계로 구분될 수 있으며, 각 단계에 맞는 의사결정방법을 적용하게 되면 보다 합리적인 의사결정을 수행할 수 있다.

(2) 베어링 선정 문제는 if-then 규칙에 의한 전문가 시스템 방법이나 다기준 의사결정 방법에 의한 특정 형식의 결정만이 아니라, 여러 단계로 구분하여 인공 신경망과 같은 경험기반 시스템 방법을 포함한 단계

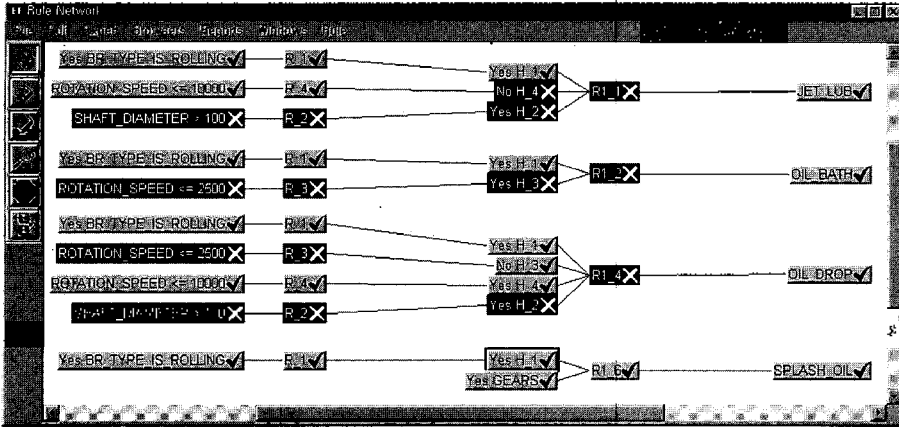


Fig. 7. Rules executed for selecting lubrication method.

적 의사결정방법을 적용하는 것이 더 합리적이다.

향후 연구 계획은 다음과 같다.

(1) 단계적 의사결정방법의 통합 프로그램 개발: 여러 가지 인공지능에 의한 의사결정방법들을 하나의 패키지로 묶게 되면, 설계자가 다른 문제에 적용할 때 필요에 따라 단계마다 다른 방법을 적용할 수 있게 되어, 새로운 문제라도 쉽게 그 문제에 맞는 단계적 의사결정 체계를 구성하여 사용할 수 있다.

(2) 신경망의 학습에 필요한 합리적 사례 수집의 확대: 신경망의 관건은 적합한 사례의 충분한 수집에 있다. 따라서 보다 많은 사례를 수집하여 선정 결과의 정확도를 높일 필요가 있다.

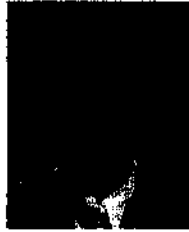
참고문헌

1. Ullman, D.G., *The Mechanical Design Process*, McGraw-Hill, New York, pp. 16-35, 1992.
2. 구도연, 한순홍, "금지기구 설계 전문가시스템에서 구성설계 방법론", 한국CAD/CAM학회논문집, 제 1권, 제 2호, pp. 163-172, 1996.
3. 강춘식, 한순홍, "구성설계 방법을 이용한 차량 오디오의 파라메트릭 설계", 한국CAD/CAM학회논문집, 제 2권, 제 4호, pp. 276-285, 1997.
4. Rao, P.A.V.N.S., "BEAS: Expert System for the Preliminary Design of Bearings", *Advances in Engineering Software*, Vol. 14, No. 2, pp. 163-166, 1992.
5. Pathak, M.A. and Ahluwalia, R.S., "An Expert System for the Design and Selection of Ball Bearing Parameters", *Materials & Design*, Vol. 11, No. 6, pp. 317-322, 1990.
6. Nakajima, N., Daigo, M. and Hannya, Y., "Analysis

- and Construction of Fuzzy Purchase Decision Support Systems", *日本ファジイ學會誌*, Vol. 8, No. 5, pp. 871-881, 1996.
7. 서태실, 한순홍, "전문가시스템과 신경망을 복합한 베어링 종합설계에 관한 연구", '98한국CAD/CAM학회 학술발표회 논문집, pp. 401-406, Feb. 1998.
8. Fagan, M.J., "Expert Systems Applied to Mechanical Engineering Design - Experience with Bearing Selection and Application Program", *Computer-Aided Design*, Vol. 19, No. 7, pp. 361-367, 1987.
9. Rowe, W.B., Cheng, K. and Ives, D., "A Knowledge-Based Systems for the Selection of Fluid Film Journal Bearings", *Tribology International*, Vol. 24, No. 5, pp. 291-297, 1991.
10. Cheng, K. and Rowc, W.B., "A Selection Strategy for the Design of Externally Pressurized Journal Bearings", *Tribology International*, Vol. 28, No. 7, pp. 465-474, 1995.
11. Shinno, H., Nakanishi, S. and Ito, Y., "Decision Making by Means of Multi-dimensional Evaluation Vectors in Basic Layout Design Procedure - Application to Bearing Selection and Arrangement for Machine Tool Spindle", *Trans. JSME Pt.C*, Vol. 56, No. 526, pp. 1535-1541, 1990.
12. Ahluwalia, J., Gupta, S.K. and Agrawal, V.P., "Computer-Aided Optimum Selection of Roller Bearings", *Computer-Aided Design*, Vol. 25, No. 8, pp. 493-499, 1993.
13. Chen, Y.H., "Fuzzy Ratings in Mechanical Engineering Design - Application to Bearing Selection", *Proc. IMechE Pt.B: J. Engineering Manufacture*, Vol. 210, pp. 49-53, 1996.
14. Butler, A.C., Sadeghi, F., Rao, S.S. and LeClair, S. R., "Computer-Aided Design/Engineering of Bearing Systems Using the Dempster-Shafer Theory", *Ar-*

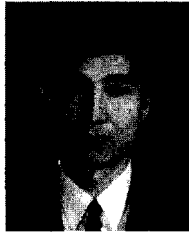
tificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing, Vol. 9, No. 1, pp. 1-11, 1995.

- 15. 青山藤詞郎, 靜壓軸受: 設計와 應用, 工業調査會, pp. 11-16, 1990.
- 16. 김천욱, 최신기계설계, 문운당, pp. 252-328, 1982.
- 17. *KBC Rolling Bearing*, 한화기계, Pr. No. 9704.
- 18. *Neuron Data Elements Environment Intelligence Rules Element V4. 0 User's Guide*, IR-3000-0796-00.



서 태 설

1984 연세대학교 기계공학과 학사
 1986 KAIST 생산공학과 석사
 1993 ~ 현재 KAIST 자동화 및 설계공학과 박사과정
 1986 ~ 현재 산업기술정보원 근무
 관심분야: 설계 전문가 시스템, 인공 신경망 응용, 베어링 설계, 데이터베이스



한 순 홍

1977년 서울대학교 조선공학과 학사
 1979년 서울대학교 조선공학과 석사
 1990년 The University of Michigan 박사
 1979년 ~ 1993년 한국해사기술연구소 CSDP사업단
 1993년 ~ 현재 한국과학기술원 기계공학과 교수
 관심분야: 설계 전문가 시스템, 시스템 통합(STEP), 형상 모델링