

신경회로망을 이용한 GT 코드 추천 시스템 개발에 관한 연구

Development of The GT code Recommendation Systems using Neural Networks

조현수* (서울대학교 기계설계학과 대학원) 이홍희 (인하대학교 산업공학과) 이교일 (서울대학교 기계설계학과)

Hyun Soo Cho* (Dept. of Mechanical Design & Production Engineering, Seoul National University)

Hong Hee Lee (Dept. of Industrial Engineering, Inha University)

Kyo Il Lee (Dept. of Mechanical Design & Production Engineering, Seoul National University)

ABSTRACT : The classification and coding of part for group technology applications continue to be labour intensive and time-consuming processes, and therefore much effort is dedicated to the structure and creation of automatic coding systems. In this paper, Neural networks is used to generate processes-related digit as well as part geometry-related digit of the TS code where part name is provided as input. since part name, which is appropriately designated, provides much information about part geometry and manufacturing processes. The developed GT recommendation system is integrated with interactive TS coding systems and database in order to handle the changes of production environment, such as the change of production part of plant. It is found to recommend codes accurately and promises to be a useful tool for consistent, reliable and convenient coding processes

Key Words : Group Technology, Coding System, Neural Networks, Part Name, Code Recommendation

1. 서론

오늘날 제조업은 전세계를 무대로 한 무한 경쟁의 산업 환경 속에서, 소비자 요구사항(Need)의 다양화 및 급변하는 기술수준에 따른 제품 수명의 단축, 대량생산의 이득상실 등으로 인해 여러 가지 어려움에 당면하고 있다. 이에 따라 그 해결책으로 생산현장부터 설계, 영업 등의 모든 분야에서 컴퓨터를 전략적으로 활용하여 업무를 개선하고, 생산현장을 최적의 상태로 자동화하며, 제품개발의 속도를 최대로 향상시키기 위하여 무단히 노력하고 있다.^{[7][8]}

특히, 효율성이 뛰어난 흐름생산방식(Flow Shop)과 유연성이 뛰어난 주문생산방식(Jop Shop)의 장점을 모두 취하고자 하는 생산형태인 유연생산시스템(Flexible Manufacturing System, FMS)을 통해 단품종 소량 생산 체제로의 전환을 모색하고 있는 실정이다. 이에, 단품종 소량생산에 적합한 가공 및 설계단계까지를 포함한 관리체계의 필요성이 대두되게 되었는데, 그 중의 한 방법이 바로 군분류 기술(Group Technology)의 이용이다. 군분류 기술은 제조 부품을 분류, 집단화(Classification & Coding)하는데 여러 가지 기술을 사용하고 있는데, 그 중 대표적인 것이 제품의 기하학적 형상과 제조 특성에 따른 분류 시스템(Coding System)의 이용을 들 수 있다.^{[7][10]}

그런데, 제품 분류를 위한 코딩 작업 자체가 부품의 도면과 제조 특성에 관한 지식을 바탕으로 한 코딩 작업자의 많은 수작업을 요구할 뿐만 아니라 여러 작업자가 주관적 판단에 의해 코딩 작업을 수행함에 따른 일관성있는 코딩 자료의 확보 문제 등 여러 가지 측면에서 많은 어려움을 유발시킨다.^{[7][9]} 이에, 일관성 및 신뢰성 있고 편리한 코딩 작업을 위하여 주요 부품에 대하여 표준 GT 코드를 선정하고 이를 코딩 작업 시에 추천하는 기능의 필요성이 절실히 요구되고 있다.

Kaparthy와 Suresh는 도면의 기하학적 형상을 16×16 pixel의 ON/OFF 상태로 표시하고 신경회로망을 이용하여 이를 분

류하여 해당 Opitz 코드를 추천하는 시스템을 개발하였고^[2], M.R. henderson과 S. Musti는 3차원 솔리드 모델(solid model) 데이터를 이용하여 DCLASS 코드를 자동으로 코딩하는 시스템을 개발하였다.^[3]

본 논문에서는 도면의 CAD 자료 대신에 제조업에서 그 자체만으로도 기능적 형상 및 제조 특성에 관한 많은 정보를 함축하고 있는 부품 이름을 입력으로 하여, 각 부품별 해당 GT 코드를 코딩 시에 추천하는 시스템을 외란(Noisy)에 강하고 패턴 인식 등에 널리 사용되는 신경회로망을 이용하여 구현하였다.^{[4][5]} 신경회로망을 이용함으로써 부품 입력과 GT 코드의 연관 관계에 부품 이름에 관한 보다 많은 정보를 활용할 수 있도록 하였으며 프로그램ming 작업을 쉽게 하였다.

또, 데이터베이스와의 통합을 통해 신경회로망 학습 과정을 자동화하여 효율성을 높이고, 생산부품 변화와 코딩 데이터 증가에 따른 수정 보완이 가능한 코드 추천 시스템을 개발하였다.

2. 추천 코드 분석

2.1 TS coding 시스템^[9]

기존의 개발된 군분류시스템은 독일 아헨공대의 Opitz System, Brigham Young 대학의 DCLASS System, 일본 기계기술 연구소에서 개발한 KK-3 System 등을 그 예로 들 수 있다.^{[7][10]} 본 논문에서는 우리나라의 한 중공업 회사를 대상으로 서울대학교에서 개발한 TS 코드 시스템을 대상으로 하였다.

TS 코드 시스템은 크게 회전형과 비회전형으로 구분된 8개 Digit와 공통인 7개의 Digit를 포함한 총 15개 Digit로 구성되었으며, 각 Digit마다 36개의 Alphanumeric 코드를 부여하여 최대한의 확장성과 유연성을 확보하였다. 또한 부품에서 나타나는 많은 특정형상(Feature)들을 추출하고 이를 분류함으로써 코드 정보로부터 공정계획수행 결과를 얻어내기에 용이한 GT 코딩

시스템이다. 특히 각 Digit마다 다중선택(Multi-Pick)을 가능하게 함으로써 형상의 조합을 나타내기 위한 코드의 순서를 최소화하였다. <Fig.1>은 TS 코딩 시스템의 코드체계를 나타낸다.

DIGIT	부 품 분 류	
	의 미	
	회전형상	비회전형상
1	부품명칭	
2	재 설	
3	치수	
4	치수	치수
5	치수 및 치수비	무게 및 치수비
6	주외면	주외면
7	외면형상	
8	외면형상-기어 및 나사	벤딩
9	구멍치수 및 정밀도	
10	주구멍	주구멍
11	주구멍형상	주구멍형상
12	보조구멍방향	보조구멍방향
13	보조구멍 - 틀이형상	
14	기타 가공	
15	정밀도	

Fig. 1 Structure of TS code system

2.2. 부품 이름의 이용

부품의 코딩 작업을 위한 기하학적 형상에 관한 정보 추출의 궁극적인 방법은 CAD 시스템과의 통합화를 통한 특정 형상의 자동 인식 방법일 것이다. 그런데, CAD 인터페이스 모듈 개발을 위한 일반화, 표준화 및 기술적 미성숙 등이 현재로는 문제가 되고, 또한 기존의 도면이 CAD 시스템으로 작성되어 있지 않는 것이 대부분인 관계로 실제 생산현장에서 사용가능하고 보다 활용성이 높은 형상 정보 추출 방법의 이용이 요구된다.

설계로 대다수의 부품의 경우, 적절히 부여된 부품 이름은 그 자체만으로도 기능적 형상 및 제조 특성에 관한 맛은 정보를 함축하고 있고 그 자체가 부품 데이터베이스에 보통 포함되어 있어 실제 생산현장에서 사용가능하므로 GT 코드 추천 시스템의 입력 성보로써 활용 가능성이 높다고 할 수 있다. 특히, 부품 이름을 사용할 경우 GT 코드 추천시에 부품 형상 정보만으로는 처리하기 힘든 열처리, 정밀도 등과 같은 제조 특성 관련 Digit 역시 추천 기능을 제공할 수 있다는 장점이 있다.

이에 본 논문에서는 대화형 입력 프레임에서 입력된 부품 이름을 이용하여 각 Digit별로 코딩 가능성이 높은 코드를 추천하는 시스템을 구현하였다.

2.3 추천 가능 코드의 선정

대상 TS 코드 시스템의 전체 15 digit중 부품 이름에 의해 추천 가능성이 회박한 부품의 전체 크기와 관련된 digit4 & 5, 구멍의 치수와 정밀도와 관련된 digit9을 제외한 나머지 12 digit에 대하여 추천 기능을 제공하였다. 각 부품 이름별 추천 가능 코드 분석은 관계형 데이터베이스를 이용하여 구축된 기존의 TS 코딩 결과를 근거로하여 수행하였다. 먼저 부품 Library에 등록된 부품명을 포함하는 모든 부품들의 코딩 자료를 추출하여 이를 바탕으로 상대 빈도와 절대 빈도를 고려하여 추천 가능 코드를 선정하였다. 이 때 대상 TS code 시스템이 다중 선택이 가능함으로 코드 추천 역시 해당 코드의 코딩 유무만을 판별하여 다중 선택에 대한 정보를 포함하였다.

<Table. 2>는 회전형 부품중 SHAFT에 관련된 기존 TS 코드 데이터와 해당 추천 코드를 나타낸다.

3. 신경회로망의 이용^{[5][6][11]}

신경회로망은 뇌 세포에 해당하는 Processing element(PE)들이 신경에 해당하는 정보 Channel에 의해 연결된 네트워크 시스템으로 각 PE는 다른 PE들로부터 입력을 받아들여 이를 비선형 활성함수(activation function)를 통해 하나의 출력을 생성하고 이를 정보 channel를 통해 다른 PE의 입력으로서 전달하게 된다. 이때 PE들간의 연결 강도를 스스로 조절하여 원하는 결과를 도출하도록 Network를 조정하는데, 이것이 신경회로망의 가장 큰 특징인 학습 능력이다.

<Fig. 2>는 PE와 3가지 대표적인 비선형 활성 함수를 나타낸다.

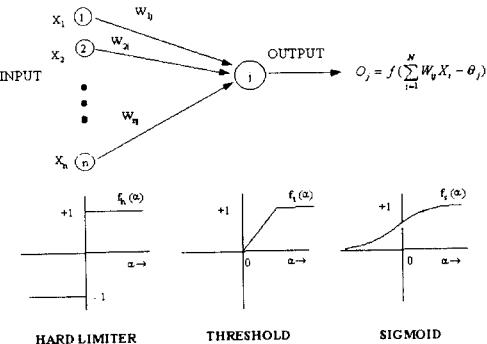


Fig. 2 Processing element & Activation functions

일반적인 다층 패션트론의 구조는 <Fig. 3>와 같으며, 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며 입력층을 제외하고는 각 PE(Node라고도 함)에 대한 총 입력은 그 전층의 모든 Node의 출력값에 강도(Weight)를 곱한 값의 합으로 식(1)과 같다.

$$\text{net}_{pj} = \sum_i w_{ji} \cdot o_{pi} + \theta_j \quad (1)$$

w_{ji} : 전층의 i번째 노드와 현재 층의 j번째 노드사이의 연결강도

O_{pi} : 패턴 p에 대한 현재층의 j번째 노드의 출력값

θ_j : 현재층의 j번째 노드의 offset값

그리고, net_{pj} 를 활성 함수의 입력으로하여 해당 노드의 출력값 O_{pj} 을 생성한다. 이 때 일반적으로 사용하는 활성 함수(Activation Function)는 미분 가능한 $f(x) = 1/(1+e^{-x})$ 즉, 시스모이드(sigmoid)함수이다. 이 때 각각의 패턴 P에 대한 출력값 O_{pj} 과 기대값 t_{pj} 를 비교하여 그 오차의 제곱의 총합 E_p 를 최소로 하도록 연결강도를 조절하여 신경회로망을 학습시킨다.

$$E = \sum E_p = \frac{1}{2m} \sum_{p=1}^m \sum_{j=1}^n (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (2)$$

m : 전체 학습 패턴의 수

학습과정 동안에 전체 학습 오차 E를 최소화하기위한 여러 종류의 알고리즘이 알려져 있는데 그 중 백 프로퍼케이션 알고리즘이 가장 널리 사용되고 있다. 백 프로퍼케이션 학습 알고리즘은 최소자승(least mean square)알고리즘의 비선형적 확장이라 할 수 있으며 미분의 반복규칙(chain-rule)을 여러번 반복 적용하여 확률 근사치 프레임워크(stochastic-approximation framework)와 관련지음으로써 유도해낼 수 있다. 기본적 방법으로 학습 오차 E를 줄이기 위해 가중치 W를 식(3)~(6)을 이용하여 계속적으로 조정하게 된다.

$$\delta_k = (t_k - o_k) f_k(\text{net}_k) = (t_k - o_k) o_k (1 - o_k)$$

⇒ 출력층의 k번째 노드의 오차 (3)

$$\delta_j = f(\text{net}_j) \sum_k \delta_k \cdot w_{kj} = \sum_k \delta_k \cdot w_{kj} \cdot o_j(1-o_j)$$

⇒ 은닉층의 j번째 노드의 오차 (4)

$$\Delta W_{ji}(k+1) = \eta \delta_j o_i + \alpha \Delta W_{ji}(k) \quad (5)$$

$$W_{ji}(k+1) = W_{ji}(k) + \Delta W_{ji}(k+1) \quad (6)$$

이 때 η 은 학습률이며, α 는 모멘텀이다. 실제 학습에 있어서 학습률이 끌수록 빠른 학습을 가져오나 E가 net_{ij} 의 복잡한 함수일 경우 진동 또는 발산할 염려가 있으므로 적정한 값의 선택이 요구된다. 모멘텀 α 는 전역 최소값에 대한 수렴도를 향상 시키기 위하여 사용되었고, offset θ 역시 연결 강도와 같이 학습이 된다.

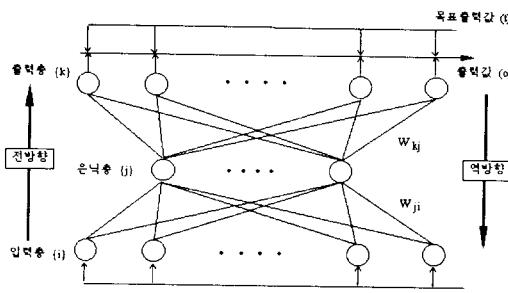


Fig. 3 Structure of two-layer perceptron

4. 구현된 GT 코드 추천 시스템

대화형 GT 코딩 작업시 코드추천기능을 구현함으로써 얻을 수 있는 잇점은 다음과 같다.

- 사용자가 도면을 참고하여 코딩작업을 진행할 때 각 Digit마다 가능성 높은 코드를 하이라이트(High-Light)시켜 줌으로써 코딩작업시 소요되는 시간을 크게 단축시킬 수 있다.
- 사용자가 코딩작업을 진행할 때 도면의 특성에 따라 애매모호한 경우가 발생하였을 경우 판단의 기초자료가 됨으로써 코딩작업에 도움이 된다.
- 여러명의 서로 다른 사용자가 코딩작업을 수행하더라도 일관된 도면 코딩을 유도할 수 있다.
- 코딩작업 경험이 없는 작업자의 코딩시 오류 발생을 최소화 할 뿐아니라 도면의 이해에 도움을 줄 수 있다.

4.1 시스템의 구성

전술한 바와 같이 대상 코드 시스템인 TS 코드 시스템이 회전형과 비회전형을 구별하는 구조이기 때문에 부품명 COVER의 경우처럼 회전형과 비회전형에 동일한 부품 이름을 사용하지만 회전형이나 비회전형이나에 따라 각 Digit별 추천 코드가 전혀 달라지는 경우가 발생할 수 있다. 이에 추천 시스템 역시 회전형과 비회전형에 대하여 부품 Library 및 학습 데이터를 각각 따로 구성하였다.

전체 시스템의 특징은 다음과 같다.

- 데이터베이스와의 통합을 통하여 부품 Library에 등록된 각각의 부품 이름에 대한 코드 데이터를 추출한 후 이 자료를 바탕으로하여 상대 빈도와 절대 빈도를 감안한 각 Digit별 추천 가능 코드를 생성하였다. 이 때 상대 빈도에 따라 추천 가능성을 3단계로 구별하였다.
- 부품 이름 인식에 신경회로망을 사용하여 표준 GT 코드 추천 가능성을 높이고 또한 부품명의 부분적 오류에도 유연성 있게 대처하도록 하였다.

- 부품 Library의 유지 관리 및 관리 모듈(Module)을 통한 추천 코드의 수정 및 보완을 용이도록 하였다.

관련 데이터베이스는 RDBMS인 ORACLE를 이용하여 구축하였고, GUI(Graphic User Interface)환경 구축을 위한 개발 Tool로는 Forms와 C Language를 사용하였다. GT 코드 추천 시스템의 전체 구성은 크게 코딩 작업시 각 Digit별 관련 코드 추천 기능 제공하는 사용자 모듈과 자동 학습 및 부품 Library 관리 기능 제공하는 관리자 모듈로 구성된다.

<Fig. 4>는 사용자 모듈과 관리자 모듈의 구성 흐름도이다.

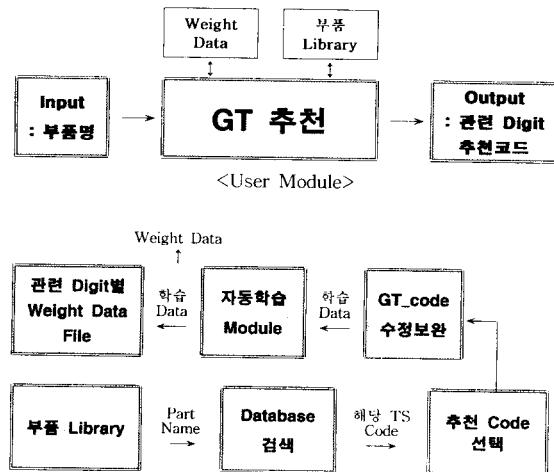


Fig. 4 Schematic diagram of User module & Admin. module

4.1.1 사용자 Module

대화형 코딩 작업시 부품 이름을 입력으로하여 신경회로망을 통하여 학습된 추천 코드 Data에 대한 각 Digit별 Weight data File을 Access하여 해당 Digit에 대한 추천 코드를 코딩 작업시 하이라이트(High-Light)시키는 사용자 Interface를 구현하였다. 또한 추천시 입력 부품의 단어들에 대하여 부품 Library를 검색할 수 있도록하여 보다 신뢰성있는 추천 기능을 유도하였다. <Fig. 5>는 회전형 Digit 6(외면 형상)에 대한 추천 기능을 제공한 사용자 모듈의 예이다.

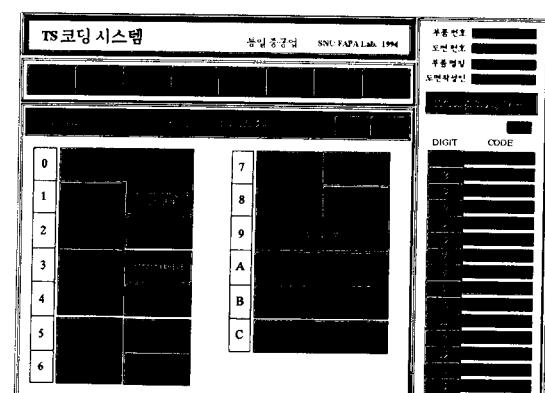


Fig. 5 User Module of GT Recommendation systems

4.1.2 관리자 Module

시스템의 관리자가 부품 Library를 관리하여 생산 부품의 변화에 대응할 수 있도록 하였고 데이터베이스와의 통합을 통하여 추천 TS 코드 자동적으로 추출하여 재학습할 수 있도록 하여 코딩 자료의 증가를 통한 신뢰성 확보 문제를 해결하였으며, 또 각 부품별 추천 가능 코드가 수정 및 보완이 가능토록 하였다. <Fig. 6>는 관리자 Module을 통한 부품 Library의 수정에 관한 예이다.

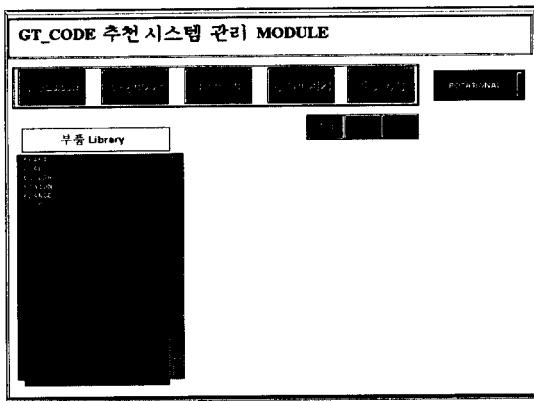


Fig. 6 Admin. Module for GT Recommendation system

4.2 신경회로망을 이용한 GT 코드 추천

입력 정보인 부품 이름과 출력 자료인 각 Digit별 추천 코드 간의 상호 연결(mapping)관계를 확립하기 위해서 교사 학습을 이용하였고, 프로그램의 용이성과 학습 속도 및 시스템의 특성을 감안하여 1개의 은닉층을 지닌 Two-Layer Perceptron 이용하였다.

다중 퍼셉트론은 구현이 쉽고 학습이 어느정도 가능하다는 이유로 현재 많이 사용되고 있으며 은닉층의 개수가 1개 이상이면 이론적으로 어떠한 형태의 결정 구역이던지 구성할 수 있다.^{[1][11]}

그리고, 학습 방법으로는 다중 퍼셉트론에 적합한 Error Back-Propagation 알고리즘을 적용하였다.

4.2.1 입력층과 출력층의 구조

입력층은 부품 이름의 영문 표기시 단어를 구성하는 Alphabet을 입력 데이터로 이용하였으며, 26개의 노드(Node)로 구성하였다. 각 노드는 A~Z에 해당하는 각 Alphabet의 존재 여부에 따라 1과 0으로 각각 표시된다. 회전형 부품의 대표적인 예인 축(SHAFT)에 대한 적용 예는 다음과 같다.

* Example : SHAFT

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0

출력층은 각 Digit별 추천 가능 코드를 코드당 2 노드를 추천 가능성에 따라 Binary code로 설정함으로써 표시하였다. 노드수는 학습 속도를 감안하여 각 Digit별 TS 코드의 코드 수에 따라 변동될 수 있도록 하여 유연성을 주었으며 최대 36개의 Alphanumeric 코드에 대해 72개로 구성하였다. 그리고, 추천 가능성을 중요성과 기존 코드의 빈도에 따라 Very Frequent, Frequent & Little Frequent로 3 단계화하였다.

- Very Frequent(80% 이상) ⇒ 11로 setting
 - Frequent(80 ~ 50 %) ⇒ 10으로 setting
 - Little Frequent(50 ~ 25 %) ⇒ 01로 setting
- 회전형 부품의 대표적인 예인 축(SHAFT)의 Digit 15(정밀도)에 대한 적용 예는 다음과 같다.

* Example : SHAFT의 Digit 15

⇒ code 2(MEDIUM), 4(HIGH), 5(LOW) 추천 가능한 경우

Code 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 A B C D

Node 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0

4.2.2 신경회로망의 적용

실제 학습은 12개 digit에 대하여 각각의 학습 데이터를 자동 학습 기능을 이용하여 구성하여 이를 바탕으로 독립적으로 수행한 후 각 Digit별 연결 강도 데이터(Weight Data)을 파일로 저장하였다.

신경회로망의 은닉층의 노드수는 이론적으로는 은닉층의 개수는 Log₂N개 ($N \Rightarrow$ 입력층 노드수) 이상이면 신경회로망이 수렴하게 되지만, 신경회로망 전체의 크기가 작은 관계로 수렴성 및 학습 속도를 고려하여 입력층의 노드수의 절반에 해당하는 13개로 설정하였고, 전체 학습 오차 허용범위는 1로 취하였다.

그리고 신경회로망의 출력값 결정은 출력층의 각 노드의 출력값이 0.9 이상이면 그 노드를 활성화하고 0.1 이하이면 비활성화 상태로 간주하여 결정하였다. 실제 학습 데이터에 대한 결과는 활성화 노드는 그 계산값이 0.95 이상이었고 비활성화 노드는 0.01 이하이었다.

전체 학습은 부품 Library에 등록된 회전형 부품 18개, 비회전형 부품 10개를 대상으로 하였다.

다음은 회전형 부품 Digit 15(정밀도: 코드 A~D 가능)에 대한 신경회로망 학습 데이터 형식의 예이다.

ABCDEFGHIJKLMNPQRSTUVWXYZ

10000101000000000011000000 [Part Name]: SHAFT

0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 A B C D

000111000010100000000000101 [Recommendation code]

5. 추천 결과

회전형 부품의 Digit15 (정밀도)에 대해 적용하여 SHAFT만을 학습시킨 후에 ARM SHAFT, DRUM SHAFT, WHEEL SHAFT에 적용한 결과 ARM SHAFT, DRUM SHAFT는 SHAFT로 정확히 수렴하였고 WHEEL SHAFT는 약간의 오차가 발생하였지만 대부분의 추천 코드가 추천되는 만족할 만한 결과를 보였다. 신경 회로망을 통한 출력층의 결과는 다음과 같다.

10000101000000000011000000	[SHAFT]
0.0001	0.0021
0.9997	0.0001
0.0033	0.9997
0.0001	0.0001
0.0000	0.0054
0.9954	0.0000

10000101000010000111000000	[ARM SHAFT]
0.0001	0.0018

0.9996	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	
0.0028	0.9998	0.0000	0.9943	0.0000	
0.0001	0.0001	0.0001	0.0000	0.0070	
0.0000	0.0043	0.0001	0.0001	0.0039	
0.9934	0.0000	1.0000	0.0001	0.0001	
10010101000010000111100000 [DRUM SHAFT]					
0.0002	0.0027	0.0000	0.9995	1.0000	
0.9999	0.0002	0.0002	0.0002	0.0002	
0.0124	0.9995	0.0000	0.9981	0.0000	
0.0003	0.0002	0.0002	0.0000	0.0605	
0.0000	0.0026	0.0002	0.0002	0.0007	
0.9884	0.0000	0.9999	0.0002	0.0002	
10001101000100000011001000 [WHEEL SHAFT]					
0.0006	0.0015	0.0008	0.9996	0.9996	
1.0000	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006	
0.7046	0.9868	0.0000	0.9999	0.0001	
0.0156	0.0006	0.0006	0.0001	0.0001	
0.0001	0.0028	0.0006	0.0006	0.0000	
	0.0000	0.9963	0.0006	0.0006	

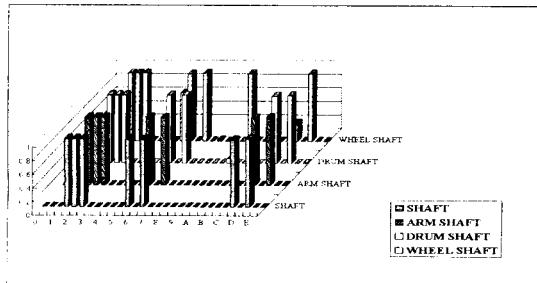


Fig. 7 Recommended digit15 code for part SHAFT

대상 TS 코드 시스템으로 코딩되어 있는 부품명이 GEAR(SHAFT)인 부품에 대하여 GT 코드 추천 시스템을 적용하여 실제 코딩된 코드와 개발된 GT 코드 추천 시스템에 의해 추천된 코드와 비교하였다. 그 결과는 <Table. 1>에서와 같이 실제 코딩 자료와 추천 코드를 비교시 대부분의 코드가 추천 가능성을 통하여 추천됨을 볼 수 있고, 추천 가능성이 높은 코드일수록 좀 더 정확한 결과를 보임을 알 수 있다.

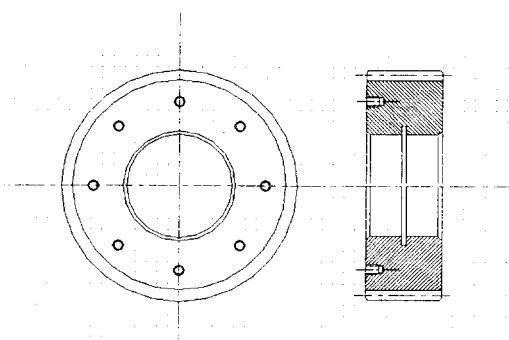


Fig. 8 The draft of GEAR(SHAFT)

<Table. 1> 추천 코드와 실제 작업 코드와의 비교

DIGIT	추천 CODE			실제 CODE
	HIGH	MEDIUM	LOW	
1	1			1
2				4
3		C		C
4				2
5				3
6			1, 2, 3, 4	0
7		P	5	P
8			6, 7, 8	6
9				E, F
10			1, 2, 4	1
11	A		2	1, A
12		0	1	1
13		0	2, 6	2
14		B	1	1
15		2, 6, C	1, 5, D	1, 2, 5, 6

6. 결론

본 논문에서는 GT 코딩 작업의 편리성, 정확성, 일관성을 위하여 부품이름 정보를 바탕으로 각 Digit별 가능 코드를 추천하는 GT 코드 추천 시스템(GT Code Recommendation System)이 개발되었다. 개발된 GT 코드 추천 시스템을 대화형 GT 코딩 시스템과 통합, 구현함으로써 GT 코딩 시스템의 전반적 신뢰성 향상을 얻을 수 있었다. 특히, 부품 이름 인식에 신경 회로망을 이용함으로써 표준 GT 코드 추천 가능성을 높이고 또한 부품명의 부분적 오류에도 유연성있게 대처토록 하였다.

또, 부품의 일반적인 정보와 GT 코드를 유지하는 부품 데이터베이스 시스템을 구축하였고, 관리자 모듈을 이용한 데이터베이스와의 통합을 통해 신경회로망 학습 과정을 자동화하여 효율성을 높이고, 생산 부품 변화와 data의 증가에 따른 수정 보완이 가능한 GT 코드 추천 시스템을 개발하였다.

7. 참고 문헌

- 1) H. C. Zhang & S. S. H. Huang, "Applications of neural networks in manufacturing: a state-of-the-art survey", International Journal of Production Research, Vol. 33, No. 3, pp. 705-728, 1995
- 2) S. Kaparthi & N. C. Suresh, "A Neural network system for shaped-based classification & coding of rotational parts", International Journal of Production Research, Vol. 29, No. 9, pp. 1771-1784, 1991
- 3) M.R. henderson & S. Musti, "Automated group technology part coding from a three-dimensional CAD database", Trans. of the ASME, Vol. 110, pp. 278-287, 1988
- 4) R. P. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets", IEEE ASSP magazine, Vol. 4, No. 2, pp. 4-22, 1987
- 5) L. Fausett, "Fundamentals of neural networks", Prentice hall, pp. 289-304, 1994
- 6) Y. Hirose, K. Yamashita & S. Hijiyama, "Back-propagation algorithm which varies the number of hidden units", Neural Networks, Vol. 4, pp. 61-66, 1991

- 7) T. C. Chang, R. A. Wysk & H. P. Wang, "Computer-aided manufacturing", Prentice hall, pp. 357-398, 1991
- 8) J. L. Burbidge, "Group technology in the engineering industry", Burlington press, pp. 103-124, 1979
- 9) 이교임, "지적공정기술계획의 G.T Based DB 분류기술개발에 관한 연구(G7 과제 연구개발 보고서)", 서울대학교 정밀기계설계공동연구소, 1993
- 10) 함인영, "Group technology의 개론 및 응용", 한국과학기술원, 1981
- 11) 김대수, "신경망 이론과 응용 (I)", 하이테크 정보, 1994

PART_NUMBER	PART_NAME	# # # # ROTATIONAL PART # # # #												
		DGT1	DGT2	DGT3	DGT6	DGT7	DGT8	DGT10	DGT11	DGT12	DGT13	DGT14	DGT15	
1010803	SHAFT, PTO OUTPUT	2	2	B	1	1, 5, 6, 9	B	7, 8	7	3, 5	2	1, L	1, 2, 5, 6	
1011710	SHAFT	2	2	7	23	P	1	0	0	57	6	79D	1	
1011876	FLANGE-PROPELLER SHAFT	2	2	7	1, 3, 7	0	0	2, 4	8, A	1	8	4, 9	1, 2, 3, 5	
1012363	MIDSHIP STUB SHAFT	2	2	7	247	5EP	B	9F	0	5	3	4C	15CD	
1012364	MIDSHIP STUB SHAFT	2	2	7	23	5EP	B	9F	0	5	1238	0	25CD	
1012395	MIDSHIP, STUB, SHAFT	2	2	C	27	2P	1B	4	0	57	36	4C	2ACD	
1012402	SPLINE SHAFT	2	3	7	247	0	B	9	B	5	3	49K	2CD	
1012426	SLIP STUB SHAFT	2	2	C	24	P	B	9	0	5	3	49CL	2ACD	
1012586	SHAFT, THROUGH	2	2	C	28	P	1B	0	0	7	3	479L	2CD	
1012701	SLIP STUB SHAFT	2	2	C	24	P	B	0	0	0	0	68CL	1AC	
1012729	STUB SHAFT	2	2	C	245	0	B	0	0	0	0	168	2C	
1012882	SLIP STUB SHAFT	2	2	C	24	0	B	9	0	0	0	46C	2AC	
1013615	PINION, SHAFT	2	2	C	23	7	16B	0	0	0	0	C, L	26C	
1013648	DRIVE SHAFT	2	2	7	1	9P	1B	0	0	1	2	479	26C	
1014370	MIDSHIP STUB SHAFT	2	2	C	147	5	1B	9	A	0	0	CL	12C	
430-3036-04	SHAFT	2	2	C	0	CP	0	0	0	2	6	1	26D	
B144-65008-00	GEAR (MOTOR SHAFT)	2	2	C	3	5, P	6	1	2, A	8	2	1	1, 2, 5, 6	
B144-65009-00	GEAR(SHAFT)	1	4	C	2, 3	9	6	1	A	0	0	1	1, 2, 5, 6	
B144-65010-00	GEAR(SHAFT2)	1	4	C	1	0	6	1	2, A	0	0	1	1, 2, 5, 6	
B144-65011-00	SHAFT2	2	2	7	0	P	0	0	0	5	2	0	1, 2, 5	
B144-65012-00	GEAR(SHAFT3)	1	4	C	0	P	6	1	1, A	0	0	1	1, 2, 5, 6	
B144-65013-00	SHAFT	2	2	7	2, 4	P	0	0	0	5	2	E	1, 2, 5, 6	
B144-65016-00	GEAR(SHAFT4, 5)	1	4	C	2	5, P, R	6	3	A	0	0	1	1, 2, 5, 6	
B430-30018-00	SHAFT	2	2	7	2	1	1	7	8	5	23	B	26	
B430-32036-00	SHAFT	2	2	7	2	90P	0	8	0	0	0	6B	26D	
B430-32037-00	WORM SHAFT	2	2	C	24	790P	1A	8	0	0	0	1A	25A	
B430-32040-00	SHAFT	2	2	7	1	790P	1	8	0	0	0	6BL	25D	
B430-32049-00	DRUM SHAFT	2	2	C	2	90P	1	0	0	15	13	7BE	25D	
B430-32062-00	ARM SHAFT	2	2	C	23	59P	1B	0	0	1	26	14L	26AD	
B430-32080-00	SHAFT	2	2	7	0	P	0	0	0	5	3	BL	25	
B430-32097-00	LEVER SHAFT	0	0	C	1	COP	0	0	0	5	23	1L	26D	
B430-75018-00	ADJUSTING SHAFT	2	2	7	1	CFP	1	0	0	5	6	K	0	
B430-75021-00	SHAFT	2	2	7	1	P	0	0	0	1, 5	3	0	1, 5	
B430-92101-00	WHEEL SHAFT	2	2	7	1	CP	1	0	0	0	0	E	2	

ratio	code	digit1	digit2	digit3	digit6	digit7	digit8	digit10	digit11	digit12	digit13	digit14	digit15
Very Frequent	2	2			P								2
Frequent			C	2			0	0					
Little Frequent			7	1, 3, 4	5, 9	0, 1, B		A	1, 5	0, 2, 3	1, 4, CL	1, 5, CD	

Table. 2 TS code data from database & related recommendation code for SHAFT