

본 연구는 95 교육부 기계공학분야 연구지원에 의하여 수행되었으며 이에 감사드립니다.

가공공정의 이상상태진단을 위한 진단전문가시스템의 개발

유 송 민*, 김 영 진**

Development of Diagnostic Expert System for Machining Process Failure Detection

Song-Min Yoo*, Young-Jin Kim**

ABSTRACT

Fault diagnosis technique in machining system which is one of engineering techniques absolutely necessary to automation of manufacturing system has been proposed. As a whole, diagnosis process is explained by two steps: sensor data acquisition and reasoning current state of system with the given sensor data.

Flexible disk grinding process implemented in milling machine was employed in order to obtain empirical manufacturing process information.

Resistance force data during machining were acquired using tool dynamometer known as sensor which is comparably accurate and reliable in operation. Tool status during the process was analyzed using influence diagram assigning probability from the statistical analysis procedure.

Key Words: Expert system(전문가 시스템), Fault diagnosis(이상진단).

Flexible disk grinding process(유연성디스크 연삭가공), Tool status(공구상태)

1. 서 론

현재의 산업시스템은 완전한 무인자동공장을 요구하고 있다. 이 시스템을 구현하기 위한 작업중 단위 생산 셀에 대한 진단 및 제어의 기술은 생산성의 향상과 품질 고도화에 큰 영향을 미치게 된다. 특히 생산공정상에 발생 가능한 이상상태를 진단하여 분류하는 과정은 절대적으로 필요한 요소기술중의 하나가 된다.

본 연구에서는 연삭가공시 발생하는 공구의 마모상태를

감시하기 위해 공구대에 공구동력계 및 음향방출(acoustic emission) 센서를 부착하여 취득되는 절삭 데이터를 시간영역에 따른 통계적 방법을 사용하여 절삭공정의 이상상태를 감지하고 복잡한 진단문제의 해결에 대해 단히 효과적인 인플루언스 다이어그램(influence diagram)을 이용하여 각각의 절삭력 데이터와 연삭재의 이상상태 즉, 마모상태와의 상관관계를 확률적인 값으로 나타내고자 한다. 본 연구에서 다루는 공구상태의 감시는 공구의 마모상태 검출을 의미한다.

* 경희대학교 기계공학과, 레이저공학연구소

** 경희대학교 산업공학과, 산학협력기술연구원

본 연구에서 사용되는 유연성디스크 연삭가공은 Kurfess⁽¹⁾에 의하여 실험적인 수준에서 분석되었으며 해석적인 모델이 여러 가지 제기되었으나^(2,3) 이상상태를 판별하고 진단할 수 있는 시도는 이루어지지 않고 있다. 따라서 본 연구에서는 전문가시스템을 이용한 이상진단기법을 도입하여 그의 효율성을 검증하고자 한다.

시스템의 이상진단에는 기본적으로 다음 두 가지의 과정이 요구된다. 첫 번째는 목적 시스템에 부착된 센서로부터 시스템의 상태에 대한 정보를 특정한 신호값내지는 데이터로서 수집하는 것이다. 그러나 아무리 완벽한 시스템이라 할지라도 사용되는 센서의 불완전성과 데이터 처리과정에서의 잡음발생등으로 인해 필연적으로 센서값에는 불확실성치를 포함하게 된다. 진단의 두 번째 단계는 이러한 센서로부터 받아들인 센서값의 분석 또는 해석을 통한 시스템의 현상태에 대한 판단을 내리는 것이다. 마찬가지로 수집된 센서값의 분석내지 해석하는 과정에서 진단 수행자의 개인적인 경험, 선호도, 오류, 혹은 주관적인 판단기준등으로 인하여 이상진단의 과정에는 많은 불확실성을 갖게된다. 결론적으로 모든 이상진단은 불확실성하에서의 판단과정이라 정의내릴 수 있다⁽⁴⁾. Table 1에 실험대상인 시스템의 중요한 변수에 대한 평균, 표준편차 그리고 경고상한값이 계산되어 있다.

Table 1 Warning limits calculation

| | Mean | Stdev | Curve fitting eq. |
|----|------|----------|---|
| Fx | G | 169.547 | 3.583519 Ustdev : $y = -0.0289x^2 + 0.8784x + 181.19$ Mean : $y = -0.0317x^2 + 1.174x + 161.3$ Lstdev : $y = -0.0345x^2 + 1.4696x + 141.41$ |
| | W | 302.068 | 7.786951 Ustdev : $y = -0.0646x^2 + 1.1242x + 392.07$ Mean : $y = -0.0252x^2 + 0.2238x + 304.73$ Lstdev : $y = 0.0142x^2 - 0.6767x + 217.39$ |
| Fy | G | 69.59546 | 0.840076 Ustdev : $y = -0.0079x^2 + 0.1664x + 78.096$ Mean : $y = -0.0041x^2 + 0.1104x + 69.07$ Lstdev : $y = -0.0004x^2 + 0.0545x + 60.043$ |
| | W | 109.5096 | 2.015756 Ustdev : $y = 0.0251x^2 - 0.7328x + 140.04$ Mean : $y = 0.032x^2 - 0.834x + 113.27$ Lstdev : $y = -0.039x^2 - 0.9352x + 86.497$ |
| Fz | G | 67.73302 | 2.578759 Ustdev : $y = -0.0229x^2 + 0.7747x + 80.47$ Mean : $y = -0.0242x^2 + 0.8866x + 61.553$ Lstdev : $y = -0.0255x^2 + 0.9985x + 42.636$ |
| | W | 135.401 | 2.705396 Ustdev : $y = -0.0264x^2 + 0.7308x + 161.92$ Mean : $y = -0.0302x^2 + 0.9103x + 130.25$ Lstdev : $y = -0.034x^2 + 1.0898x + 98.568$ |

2. 통계적 분석 및 불확실성치

센서값의 취득내지는 추출된 센서값의 해석과정에는 필연적으로 불확실성치가 포함된다. 따라서 이러한 불확실

성치를 표현할 수 있는 방법이 고려되어야 한다. 본 연구에서는 동적인 센서값에 대한 통계적 분포를 사용하여 시스템의 정상상태하에서 추출한 평균(μ)과 표준편차(σ)와 같은 몇가지 통계값과 시스템 작동자의 경험적 지식을 이용하여 산출한 경고 한계값을 설정함으로써 그 분포가 고려하고자 하는 영역내에서 어떻게 존재하는가를 파악하고자 하였다. 따라서 현 시스템에 대한 상태정보는 산출된 경고한계값을 기준으로 '높음', '정상', '낮음'의 세가지 상태에 대한 이산적 확률값을 구함으로써 나타낼 수 있다. 경고 상한값과 경고 하한값은 시스템의 성능이 저하됐음을 의미하는 경계값이 된다. 여기서 구한 이산적 확률값들은 특정한 이상증상에 대한 이상원인을 추론하기 위한 인플루언스 다이어그램의 입력값으로서 사용된다. 특정 변수에 대한 확률값은 간단한 적분공식에 의해 구할 수 있다. 이 과정은 참고문헌에 자세히 기록되어 있다⁽⁵⁾.

3. 진단추론방법

3.1 인플루언스 다이어그램

인플루언스 다이어그램은 서로 다른 상태변수사이에 존재하는 조건부 확률의 인플루언스와 독립성을 명확하게 표현할 수 있다. 두 개의 상태변수 x, y 가 존재할 때 상태변수 x 가 주어진 표본 공간내에서 또하나의 상태변수 y 에 대하여 독립일 때 y 는 x 에 대하여 인플루언스가 없다고 한다. 그 역 또한 상태변수 y 의 확률값이 0이 아니라는 조건하에서 성립한다. 인플루언스 다이어그램은 인간의 사고과정을 모방한 3가지 단계를 취하는데 위상적단계(topological level), 수치적단계(numerical level), 그리고 기능적단계(functional level)가 그것이다. 위상적 단계에서 인플루언스 다이어그램은 위상적 기호(nodes)와 그 기호를 연결해주는 관계선(arcs)의 조합을 통하여 대상의 상태를 간단하게 묘사하게 되며 이러한 위상적 기호는 변수를 표시하고 또 관계선은 변수간의 기능적 관계를 나타낸다⁽⁶⁾.

3.2 인플루언스 다이어그램의 적용과 베이즈법칙(Bayes' Theorem)

다른 유형의 의사결정에서 빈번히 사용되는 확률 트리와 본 연구에서 사용하고 있는 인플루언스 다이어그램의 차이는 둘다 동일한 결합 확률 분포에 적용이 가능하지만 인플루언스 다이어그램은 확률 트리에 비해 관련 변수들 사이의 복잡한 조건적 독립성 관계의 명확하고 정형화된

도식적 표현이 가능하다는 점이다.

진단 과정에 인플루언스 다이어그램을 적용하기 위해서는 목적 시스템의 전체 문제영역내 모든 변수들 사이에 상호배반(mutually exclusive)속성과 집합적으로 남김없는(collectively exhaustive)속성이 존재함을 밝혀야 한다⁶⁾.

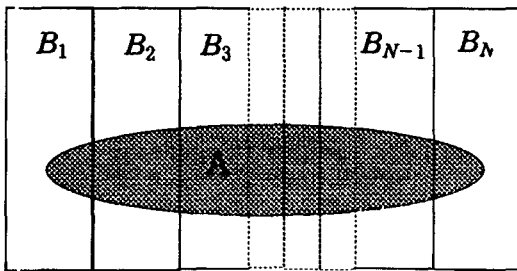
베이즈 법칙(Bayes' theorem)은 적용된 인플루언스 다이어그램의 해석 과정에서 중추적인 역할을 담당하며 프로세스의 복잡한 특성을 추론하는데 사용된다. 베이즈 법칙을 이용한 확률식은 다음과 같다.

$$\Pr(B_r|A) = \frac{\Pr(B_r)\Pr(A|B_r)}{\sum_{i=1}^N \Pr(B_i)\Pr(A|B_i)}$$

B_1, B_2, \dots, B_n : 질병의 종류

A : 임의의 이상증상

여기서 $\Pr(B_i|A)$ 의 확률상 의미는 어떤 질병이 A라는 증상을 보였을 때 그 질병이 B_i 일 확률을 의미한다. 또 $\Pr(A|B_i)$ 는 질병 B_i 에 대한 증상 A의 확률값이다. 공학적인 영역에서 B_i 는 특정 기계나 시스템이 가질수 있는



Universal sample space

Fig. 1 Mutually exclusive and collectively exhaustive events space in a universal sample space

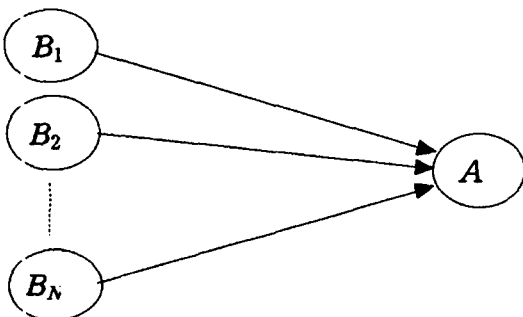


Fig. 2 Influence Diagram for Fig. 1

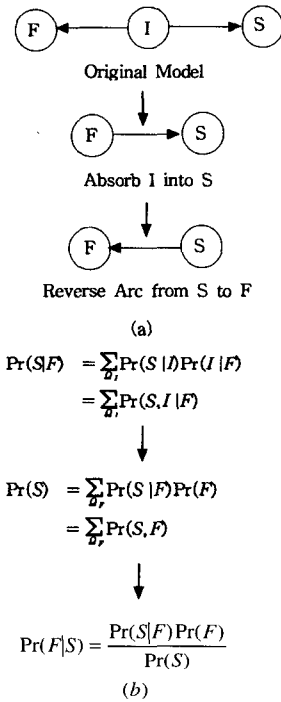


Fig.3 (a) Topological transformation of sensor-based inference with Goal:Pr(F|S)

(b) Functional evaluation of sensor-based inference with goal:Pr(F|S)

고장이나 이상원인들의 집합이며 A는 이상증상 즉 센서의 값 혹은 인간의 관찰이 될 것이다. Fig.1과 Fig.2는 진단의 대상이 되는 문제영역을 벤 다이어그램으로 표시한 후 인플루언스 다이어그램으로의 변환을 도시한 그림이다.

Fig. 3의 (a)와 같이 3개의 상태기호, 즉 이상원인(F), 중간과정(I), 그리고 센서(S)로 이루어진 인플루언스 다이어그램에서 위상적 변환과 기능적 평가로 구성된 센서를 기초로한 추론의 과정을 고려한다⁶⁾. 센서를 기초로한 추론은 센서의 값을 측정한 후 발생가능한 이상원인을 추측하는 것이며 $\Pr(F|S)$ 로 표현될 수 있다. 이러한 결론은 알려진 변수의 값, 즉 $\Pr(F)$, $\Pr(I|F)$, $\Pr(S|I)$ 를 이용하여 기능적 평가를 하므로써 얻어질 수 있다.

4. 실험을 통한 이론의 검증

4.1 가공공정

본 연구에서 채택한 기계가공공정의 대상으로는 유연성

디스크 연삭가공으로서 산업체에서의 응용 및 활용도가 기대되고 있는 공정분야중에 하나이다. 이 가공공정은 다음과 같은 경사각의 시간에 대한 변화율 ($\dot{\alpha}$)를 나타내는 해석적인 모델이 정립되어 있으므로 작업진행의 이상유무를 offline계측에 의한 간접적인 판단이 가능한 작업이다⁽²⁾.

$$\dot{\alpha} = -\frac{v_f \sin \alpha}{R_s} + \frac{1}{\text{area } R_s} [k_1 \omega \mu K_s (\alpha_0 - \alpha) - k_2]$$

가공공정의 상태를 판별할 수 있는 신호의 종류로서는 일반적으로 실시간개념으로 추론될 수 있는 절삭력 및 AE (Acoustic Emission) 등이 있으며 이들의 신호는 각각 online 또는 offline 상태에서의 측정방식으로 기록된다.

상기 연구과정을 수행하기 위한 실험적인 연구는 i) 여러가지 조건에 따라 수행되는 가공공정 및 ii) 이들 공정을 특징적으로 나타내는 신호처리에 의한 정량치 (Quantitative value) 정보수집의 두가지로 구분된다.

1) 기계가공조건 선정: 언급한 바와 같이 분석대상 가공공정으로 선정된 연삭가공공정을 수행하며 공정의 진행상태 정보를 포함하는 대상물(가공시편)을 생성하는 과정으로서 데이터의 다양화를 도모하기 위하여 여러가지 가공작업조건(연삭입도, 이송속도 및 절삭깊이)을 선정하였다.

2) 정보수집: 전술한 바와 같이 가공공정의 진행상태등을 online방식으로 관찰할 수 있는 것으로서는 절삭력 및 AE신호가 있다. 본 연구에서는 가공중에 발생하는 online 신호를 선정하여 가공상태 진단에 활용하고자 한다.

이러한 가공공정은 공구의 마모, 파손 및 공구와 공작물사이에 상호작용등 다양한 원인에 의하여 여러가지의 다른 신호를 발생하게 되며 각각의 경우 특징형상의 추출이 가능하므로 이러한 신호를 분석하여 이상의 원인을 규명할 수도 있다.

본 실험에서 사용할 시험편은 steel 각봉재를 일정한 길이로 절단하여 제작하며 이들의 정확한 제원을 가공전의 시편제원으로 기록한다. 이러한 시편은 연삭기를 통하여 가공되며 이때 다양한 작업조건(연삭입도, 이송속도 및 절삭깊이)에 따라 실험을 수행한다.

이상상태조건

유연성 디스크 연삭가공공정에서 예상될 수 있는 이상 또는 비정상적인(Abnormal operation) 운전상태의 요인으로는 다음과 같은 것이 있다⁽⁷⁾.

1) 공구마모 (Tool wear): 연삭공구의 마모로 인한 입자의 과도한 마모 또는 입자간에 공작물의 과도한 배움 (Loading)으로 인하여 비정상적인 작업이 진행되는 경우로 절삭력의 극심한 증대 및 표면손상이 우려된다.

2) 공구장착이상 (Poor tool setting): 공구의 장착상태이상 또는 공작물과 공구가 이루는 경사각이 작업을 위한 조건과 상이한 경우에 발생하며 센서로부터의 신호가 정상수치에서 벗어나는 경향이 있다.

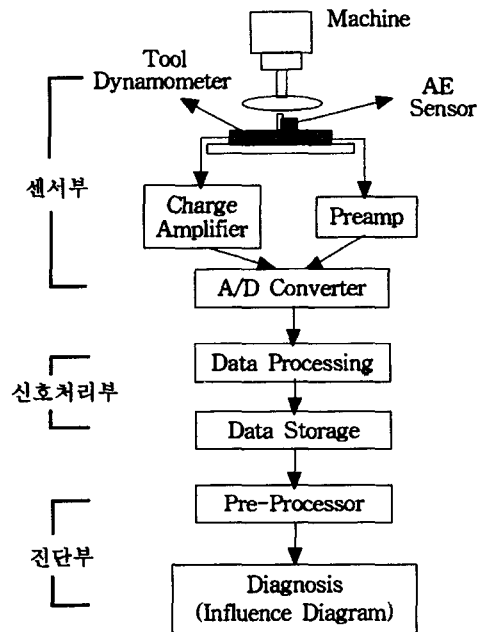


Fig. 4 Experimental set-up

4.2 실험장치구성

본 연구에서는 연삭재의 마모실험을 위하여 Fig. 4와 같이 실험장치를 구성하였다. 실험장치는 크게 연삭재실험에서의 절삭력 신호를 얻기위한 공구동력계로 구성된 센서부와 수집된 공구동력계의 신호를 처리하는 신호처리부, 그리고 최종적으로 인플루언스 다이어그램을 이용하여 신호값에 근거한 시스템의 상태를 판정하는 진단부로 구성되어있다.

실험은 크게 두 가지 경우에 대하여 수행되었는데 첫 번째 경우는 시스템의 정상상태하에서 정상적인 공구를

사용하여 공구당 4회씩 정해진 각 절삭조건별로 시편을 가공하였다. 두 번째 경우는 공구가 마모되어 가공면에 손상이 나타나는 경우에 대하여 첫 번째 경우와 동일한 조건으로 실험을 수행하였다. 이 두가지 경우의 실험으로 부녀 알려진 센서값의 통계적 확률값에 기반한 인플루언스 다이어그램모델 생성이 본 연구에서 개발하고자하는 이상진단 알고리즘의 기본골격이다. Fig. 5 및 Table 2는 각각 가공시 연삭저항의 성분과 연삭재실험의 절삭조건을 나타낸다.

Table 2 Process conditions

| 항 목 | 조 건 |
|-----------|----------------|
| 연삭재 입도 | #36, #50, #100 |
| 스핀들의 회전속도 | 600(rpm) |
| 이송속도 | 185(min/min) |
| 절삭깊이 | 3(mm) |
| 절삭각도 | 30° |

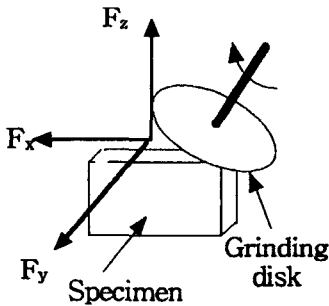


Fig. 5 Grinding force components

4.3 전처리프로세서의 개발

불확실성치를 포함한 센서값을 통계적 확률값으로서 처리하여 진단과정에서 인플루언스 다이어그램의 입력값으로 부여하기 위해 이를 전담할 전처리프로세서의 필요성이 요구된다. 본 연구에서는 Window용 응용 프로그램 개발 언어인 Visual Basic4.0을 사용하여 센서값의 수치 데이터 출력 및 몇가지 필요한 통계적 특성값의 계산을 비롯하여 센서값의 신호형태를 관찰할 수 있는 오실로스코프 기능, 센서값에 고유한 불확실성치를 계산하기위해 확률밀도함수생성과 경고한계값에 의한 특정영역의 이상확률값산출기능을 갖춘 프로그램을 일종의 전처리프로세서로 개발했는데 Fig. 6는 프로그램의 구성화면이다⁶⁾.

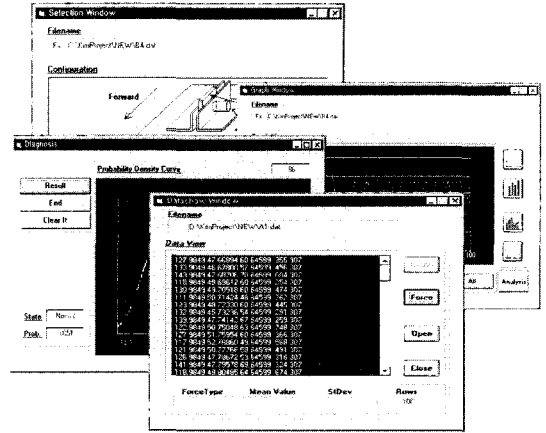


Fig. 6 Pre-processor window

5. 결과 및 고찰

유사한 이상원인이 존재할 때 실제 진단에서 어떤 변수가 중요한 변수인가를 찾아내는 능력은 인플루언스 다이어그램이 갖고 있는 가장 큰 장점 중의 하나이다. 본 연구에서는 인플루언스 다이어그램을 이용하여 제안한 공구의 자동교환시기알고리즘을 검증하기위한 단계로서 2가지 경우에 대하여 실험을 수행하였다. 먼저 이러한 검증을 위해서는 과거실험을 통하여 연삭재의 정상상태하에서 수집된 reference data와 현재 시스템에 대한 상태정보를 담고 있는 sample data가 요구되는데 연삭재의 일부분을 마모시킨상태에서 얻어진 절삭력데이터를 sample data로서 취하였다. sample data를 분석한 결과 연삭재의 마모시 절삭력은 이송능력, 주분력, 배분력 모두 평균수치가 큰 폭으로 증가하는 경향을 보였으며 AB신호는 RMS의 변동폭이 증가하였다 (Figs. 7-10).

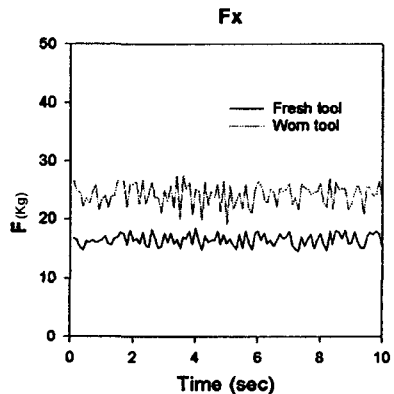


Fig. 7 Comparison of F_x

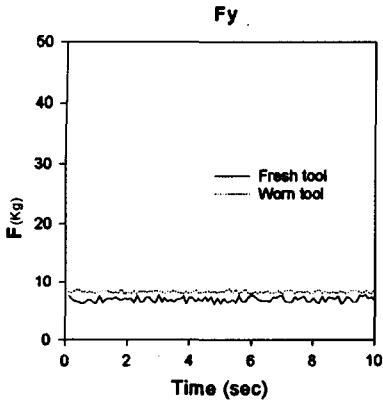


Fig. 8 Comparison F_y

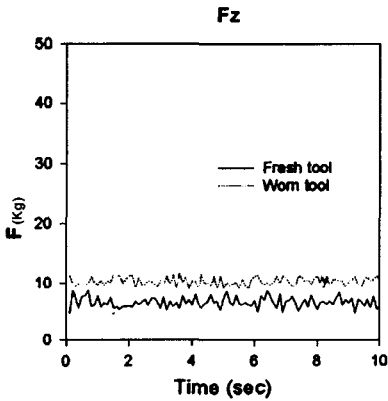


Fig. 9 Comparison of F_z

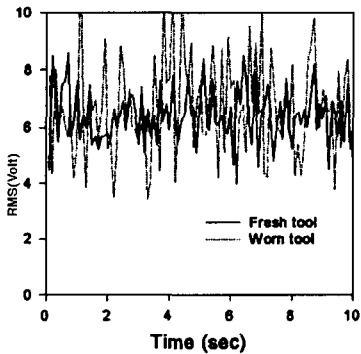


Fig. 10 Comparison AE RMS

최종적인 마모확률값을 산출하기 위한 파라미터 값으로서 입력되는 센서값의 각 분력에 대한 conditional probability를 Table 3에 제시하였다. 본 연구에서 얻어진 마모확률값은 Table 4에서 알수 있듯이 각각 실험의

Table 3 Experimental output using Influence Diagram

| F_x | M | Pr(M F_x) | | |
|--------|-------|----------------|--------|--------|
| | | 실험 1 | 실험 2 | 실험 3 |
| Low | True | 0.0001 | 0.0004 | 0.0031 |
| Normal | True | 0.0001 | 0.0110 | 0.0039 |
| High | True | 0.3055 | 0.8014 | 0.8110 |
| Low | False | 0.9999 | 0.9996 | 0.9969 |
| Normal | False | 0.9999 | 0.9890 | 0.9961 |
| High | False | 0.6945 | 0.1986 | 0.1890 |
| F_y | M | Pr(M F_y) | | |
| | | 실험 1 | 실험 2 | 실험 3 |
| Low | True | 0.0001 | 0.0004 | 0.0004 |
| Normal | True | 0.0001 | 0.0110 | 0.0001 |
| High | True | 0.3068 | 0.8014 | 0.8161 |
| Low | False | 0.9999 | 0.9996 | 0.9996 |
| Normal | False | 0.9999 | 0.9890 | 0.9999 |
| High | False | 0.6932 | 0.1986 | 0.1839 |
| F_z | M | Pr(M F_z) | | |
| | | 실험 1 | 실험 2 | 실험 3 |
| Low | True | 0.0001 | 0.0004 | 0.0004 |
| Normal | True | 0.0001 | 0.0004 | 0.0006 |
| High | True | 0.3070 | 0.8160 | 0.8156 |
| Low | False | 0.9999 | 0.9996 | 0.9996 |
| Normal | False | 0.9999 | 0.9996 | 0.9994 |
| High | False | 0.6930 | 0.1840 | 0.1844 |

Table 4. Final output for sample data

| 마모확률 | 실험1 | 실험2 | 실험2 |
|---------|------|------|------|
| P (M) | 0.67 | 0.86 | 0.84 |

실험1: depth of cut 3mm, grit size 36
 실험2: depth of cut 3mm, grit size 50
 실험3: depth of cut 3mm, grit size 100

경우 0.67, 0.86, 0.84 에 이르는 비교적 만족스러운 결과를 보였다.

실제 가공시 본 연구에서 제안하고 있는 Fig. 11과 같은 알고리즘을 적용할 때 공작물과 공구의 종류등과 더불어 절삭조건을 고려하여 센서값에 대한 적절한 통계적 특성값의 선정과 산출된 마모확률값에 대한 스톱스레드값 (threshold)의 신중한 결정은 신뢰성 높은 공구의 이상 진단을 보장할 것이다.

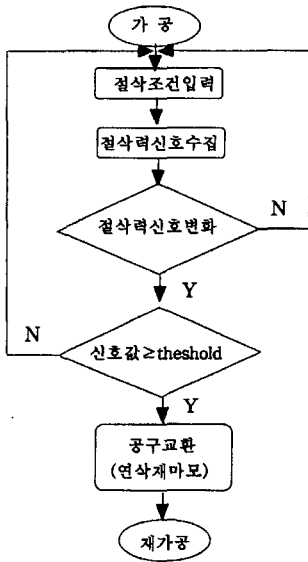


Fig. 11 The flow chart of tool wear monitoring and diagnosis algorithm

6. 결 론

본 연구에서는 기계가공공정의 이상상태를 진단할 수 있는 기법을 유연성디스크 연삭가공공정에 적용하였으며 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- 동적인 센서값에 의한 시스템의 진단에는 불확실성치를 고려한 확률분포의 사용이 필요하다.
- 진단추론에는 시스템의 정량적인 정보와 인간의 정성적인 지식을 같이 고려하는 인플루언스 다이어그램의 기법이 적용되었다.

- 완전한 진단 시스템의 개발을 위해서는 다양한 증상과 이상상태에 대한 고려가 있어야 한다.

참 고 문 헌

1. T.R. Kurfess, "Verification of a Dynamic Grinding Model", Trans. ASME, J. Dynamic, System, Measurement and Control, Vol. 110, No. 4, pp 403-409, 1988.
2. S.M. Yoo and D.A. Dornfeld, "Modeling of Flexible Disk Grinding Process, Part I Model Development", 1990 ASME WAM, Dallas TX, USA, 1990.11
3. S.M. Yoo and D.A. Dornfeld, "Three Dimensional Modeling of the Flexible Disk Grinding Process", 1990 ASME WAM, Dallas TX, USA, 1990.11
4. 정밀기계공동연구소, "기계상태감시 및 이상진단 워크샵 프로그램", 서울대학교, 1993. 11
5. 김영진, "진단전문가 시스템의 개발: 연산적 센서 검증", 대한기계학회논문집, 1994. 2
6. 김영진, "인플루언스 다이어그램을 기초로 한 이상진단 지식베이스의 개발", 대한기계학회 논문집, 1993. 9.
7. 유승민, "유연성 디스크 정밀연삭 가공중 평면가공에 관한 연구", 한국정밀공학회지, 13권, 7호, 158-166.
8. Microsoft, "Visual Basic User's Manual", 1995.