

## 가공특성 지식DB를 통한 고속가공에서 최적조건선정에 관한 연구

원종률\*, 남성호, 홍원표, 이석우, 최헌중(한국생산기술연구원)

### A Study on Optimization of Cutting Conditions Using Machining Characteristics DB in High Speed Machining

J. Y. Won, S. H. Nam, W. P. Hong, S. W. Lee, H. J. Choi (KITECH)

#### ABSTRACT

It is one of the most important things to determinate optimized cutting conditions which satisfy productivity and cost simultaneously in production and CAPP systems. These days many researchers have figured out the optimizing way for solutions of multi-object function to find the approach methods using algorithm such as genetic algorithm or tabu search, etc., instead of mathematical methods. The main creation of objective function is proposed by empirical method but which is difficult to set it up and to analysis. In this paper, an optimization method of cutting condition is shown using the ANN and GA for the multi-objective function in high speed machining.

**Key Words** : Optimization (최적화), Cutting condition (절삭조건), High speed machining (고속가공), Artificial neural network (신경망), Genetic algorithm (유전자알고리즘)

#### 1. 서론

최근의 기계가공은 다품종 소량생산의 생산방식과 제품의 리드타임의 단축 및 가공시간 단축을 통하여 비용을 절감함과 동시에 제품의 질적 향상을 통하여 생산성을 극대화하는데 초점이 맞춰지고 있다. 고속가공은 높은 소재 제거율과 가공 후 무연마나 고품위 가공을 이용하여 고품위, 고정도의 가공물을 생성함으로써 공정을 축소시키며, 공구교환시간 및 가공시간을 단축시켜 생산성을 향상시킬 수 있다. 이러한 고속가공에 있어서 가공조건의 최적화는 생산성의 증가와 비용 절감에 크게 기여하기 때문에 가공 공정을 계획하는데 중요한 요소로 작용한다. 과거의 연구는 이익의 최대화나 제조단가의 최소화와 같은 하나의 목적만을 고려하였으나, 근래에는 신경망이나 Lagrangian 완화법, Simulated Annealing, 유전자알고리즘(Genetic Algorithm), 등을 사용하여 다중의 목적을 동시에 만족시킬 수 있는 최적의 해를 찾아내는 연구가 진행되고 있다.<sup>[1]</sup> 이러한 알고리즘적 해석은 목적함수를 충족시키는 인자들의 복잡한 상호 연관성 가운데 최적의 조건을 찾아내는 것으로 비선형적 문제를 해결하는 대표적인

방법이며, 조건의 변화에 따라 유연성 있게 대처될 수 있는 장점이 있다. 따라서, 알고리즘을 이용한 가공조건의 최적화는 공구마모의 감소, 가공 시간의 절약뿐 아니라 기술적인 데이터베이스를 이용함으로써 장비의 효율성과 능률의 최적 상황과 최소의 비용을 발생시킬 수 있는 상황의 공통 영역을 찾을 수 있다. 하지만 알고리즘적 해석방법에 있어서 목적함수에 대한 가공인자의 최적화 문제는 수학적 방법에 의한 해를 구하기는 매우 난해하기 때문에 일반적으로 실험이나 경험을 바탕으로 목적함수를 설정하고 함수에 대한 근사해를 찾는 방법을 사용한다.<sup>[2]</sup>

본 연구에서는 고속가공에서 가공인자의 최적조건선정을 위하여 절삭 특성과 절삭조건에 대한 수학적 관계식과 기술적인 데이터베이스를 함께 활용하였다. 목적함수에 대하여 부분적인 수학적 이론식과 신경망의 예측 결과값을 각각의 목적함수로 설정하고 유전자 알고리즘을 이용하여 각각의 목적함수에 대한 제약조건을 동시에 만족시키는 최적화 방안에 대하여 기술한다.

#### 2. 가공인자에 대한 최적화 문제의 해

기계가공에 있어서 가공인자에 대한 최적화의 목적은 제한된 범위 내에서 생산능력, 생산비용, 가공품위와 같은 다중목적들을 동시에 만족시키기 위한 것이다.<sup>[1]</sup> 제품의 생산과정에 있어서 생산능률은 최대화되고, 생산비용과 가공품위의 수치는 낮아지는 것이 이상적이다.<sup>[2][3]</sup> 따라서 Fig. 1에서와 같이 3가지 목적들을 동시에 만족시킬 수 있는 가공인자조건이 최적조건이라 할 수 있으며, 정확한 목적함수의 선정이 무엇보다 중요하다.

본 연구에서는 목적함수에 대한 수학적인 표현과 비선형 함수 해석 알고리즘인 신경망을 선택적으로 선정하고, 한계치를 설정함으로써 다중목적함수를 만족시키는 해를 찾는 방법을 제안하며, 가중치에 의한 목적함수의 영향도를 조사하였다.

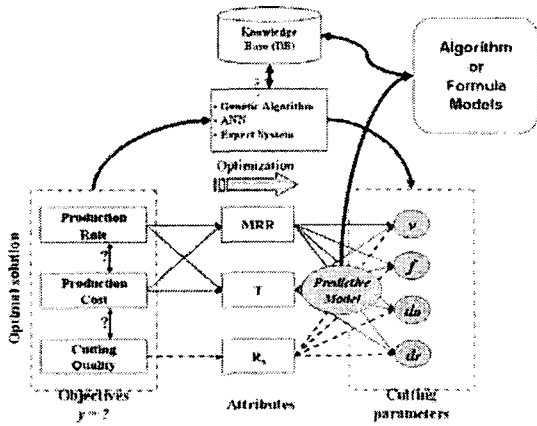


Fig. 1 Flowchart of cutting condition optimization

## 2.1 목적함수와 가공인자와의 관계

일반적으로 기계가공에 있어서 최적화를 위해 고려되어야 할 부분은 생산능력, 생산비용, 가공품위로서 주축회전수, 이송속도, 절입깊이의 함수로 표현될 수 있다.<sup>[3]</sup> 1907년 Taylor의 최적 절삭속도에 대한 제안을 바탕으로 최적화의 연구가 시작되었다.<sup>[4]</sup> Wang은 CAPP 시스템에서 최대생산시간의 최소화와 가격의 최소화에 대한 최적화 방안을 연구하였다.<sup>[5]</sup>

\* 생산능력 ( $T_p$ )

Franci Cus는 생산능률을 제품생산에 필요한 전체시간으로 계산하였다.<sup>[5]</sup>

$$T_p = T_s + Vol \frac{(1 + T_c/T)}{MRR} + T_i \quad (1)$$

여기서  $T_s$ 는 공구장착시간,  $vol$ 은 제거될 체적,  $T_c$ 는 공구교환시간,  $T_i$ 는 비절삭시간으로 상수화

될 수 있다.  $MRR$ 은 소재제거율,  $T$ 는 공구수명이다.

$$MRR = d_u \cdot d_r \cdot V \cdot f \cdot n \quad (2)$$

$$T^\alpha \cdot V \cdot f^\beta = C \quad (3)$$

여기서  $d_u, d_r$ 은 축방향 절입깊이, 반경방향 절입깊이,  $V$ 는 절삭속도,  $f$ 는 날당이송속도,  $n$ 은 날의 수이고  $C, \alpha, \beta$ 은 양의 상수이다.

일반적으로 생산능률식은 계산의 난해함으로 실험에 의해 상수, 계수 등을 결정하는 방법이나 비선형 알고리즘 해석 방법이 연구되고 있다.

\* 생산비용 ( $C_p$ )

생산비용은 제품 당 가격으로 표현되며  $T$ 와  $T_p$ 의 함수로 나타난다.

$$C_p = T_p (C_t/T + C_i + C_o) \quad (4)$$

여기서  $C_t, C_i, C_o$ 는 각각 공구비, 인건비, 간접비이다.

\* 가공품위 ( $R_a$  or  $R_{max}$ )

제품의 질을 평가하는 가장 중요한 항목 중 하나는 표면거칠기의 평균값이나 최대값 ( $R_a$  또는  $R_{max}$ )이다. 일반적으로 표면조도 관계식은 식(5)와 식(6)과 같이 가장 간단한 표면거칠기 식으로 절입깊이에 의한 함수로 표현할 수 있다.

$$R_a = \frac{a_e^2}{8R} \times 1000 \quad (5)$$

$$R_{max} = R_{max,scallop} + R_{max,cuttermark}$$

$$= \frac{f_p^2 + f_t^2}{8R} \quad (6)$$

여기서  $a_e$ 는 공구의 평면상의 절입깊이  $f_p$ 는 경로간격 (path interval),  $f_t$ 는 날당 이송속도,  $R$ 은 공구반경이다.

또한, Yang은 식 (7)과 같이 양방향 표면 거칠기에 불확정 성분을 중첩시킨 최대 표면거칠기( $R_{max}$ )로 나타냈다.<sup>[6]</sup>

$$R_{max} = \frac{p^2}{8R} \left(1 - \frac{R}{R + \rho_{\pi ck}}\right) + \frac{f^2}{8R} \left(1 - \frac{R}{R + \rho_{\pi ck}}\right) + R_{physical} \quad (7)$$

여기서  $p$ 는 경로간 이송,  $R$ 은 공구반경,  $\rho_{\pi ck}$ 는 경로간 이송방향 곡률반경,  $\rho_{feed}$ 는 이송방향 곡률반경이다. 반면, P.G. Benardos는 표면거칠기에 대한 해석적 방법으로 신경망과 다구지 기법을 활용하여 파

라미터를 최적화 하였다.<sup>17)</sup> 이와 같은 선행연구들로부터 목적함수 중에서 제품의 질을 평가할 수 있는 가공품위에 대한 중요도는 매우 크지만 실제 가공에 있어서 공구와 피삭재 사이에서 발생하는 메커니즘이나 열적 문제에 의해 복잡한 비선형적인 문제로 나타나며,<sup>18)</sup> 이에 대한 이론적 해석과 더불어 신경망과 같은 비선형적인 문제에 대한 해를 찾는 알고리즘적 해석방법이 연구되고 있다.

## 2.2 신경망에 의한 가공특성 예측

전술한 바와 같이 수학적 목적함수와 신경망을 각각의 독립적인 목적함수로 인식하여 최적화 문제를 푸는 방법에 있어서는 목적함수의 함수식이 중요한 것처럼 신경망의 신뢰도 또한 높아야 한다. Lee는 가공특성 예측에 있어서 2단계 신경망을 사용하였다. 우선 기계적 특성을 내포하고 있는 절삭력이 표면거칠기 예측에 사용 가능함을 보였으며, Fig. 2에서와 같이 4개의 가공인자를 입력노드로 표면거칠기를 예측하는 2단계 신경망 구조를 가지고 있으며 예측률은 최대 13.6%, 평균 6.8%의 오차율로 Fig. 3과 같다.<sup>19)</sup> 따라서 2단계 신경망의 예측 결과는 신뢰할 만한 수준으로 판단되며, 최적화 알고리즘에서 목적함수로서 최적조건의 근사 해를 찾는 데 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

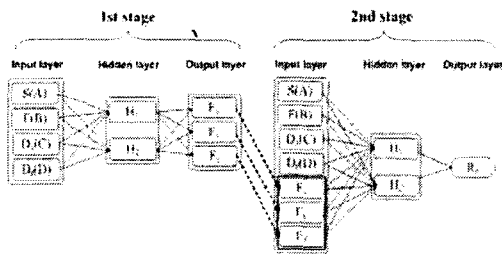


Fig. 2 Diagram of 2 stage ANN architecture

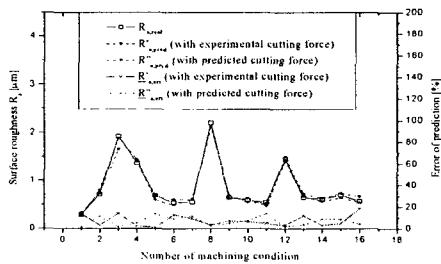


Fig. 3 Prediction results of surface roughness for combinations of machining parameters using 2-stage ANN

## 2.3 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)은 생물의 진화와 유전법칙을 임의의 개체들의 구성 집단에 대하여 선택(selection), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)라는 세가지 연산을 수행함으로써 최적화 하는 기법이다. 유전자 알고리즘은 먼저 초기집단을 형성한 후 모든 집단에 대해 연산을 수행한다. 다음으로 개체의 적합도를 평가하여 개체를 선택하고, 선택된 개체를 교배와 돌연변이가 시켜서 종료조건인 전체세대수가 형성될 때까지 반복한다. 기존의 최적화 방법은 국부탐색을 수행하여 전체 최적점을 찾기 위해 다수의 초기점에 대한 반복계산이 필요하나, GA는 하나의 설계점이 아닌 설계집단을 사용하여 확률론적인 탐색을 수행함으로써 전체 최적점에 도달할 확률이 크다. 또한 기존의 최적화 방법들이 함수의 연속성과 임의의 점에서의 미분이 가능해야 하는 등 수학적 제약조건들이 있으나 GA는 이러한 제약조건 없이 적합도 함수만으로 최적해를 탐색하므로 공학문제의 적용성이 우수한 특징이 있다.

## 2.4 최적화 방안

Fig. 4는 가공조건의 최적화를 위한 개념도이다. 초기조건을 입력한 후 범위 내에서 절삭조건의 무작위 생성을 통해 절삭조건의 초기값( $v, f, d_n, d_r$ )을 설정한다. 사용자는 최적화 방안에 대하여 수학적 방법과 알고리즘적 방법 중에서 선택할 수 있으며, 선택된 최적화 방안에서 절삭조건의 초기값이 입력조건으로 활용되고 출력값은 표면거칠기값으로 유전 알고리즘에 의해 최적값이 되도록 교배, 돌연변이, 재생을 통해 새로운 세대를 생성한다. 이때 수학적 최적화 방법은 목적함수의 최대 또는 최소값을 갖는 가공인자 조합을 찾는다. 또한 2단계 신경망을 이용한 최적화에서는 신경망 자체가 목적함수의 역할을 수행하며 신경망에 의해 예측된 표면거칠기값에 대한 가공인자 조합의 최적값을 찾는다. 첫 번째 목적함수에 의해 얻어진 최적의 표면거칠기값에 대한 가공조건은 두 번째 목적함수의 제약조건으로 활용된다. 즉, 두 번째 목적함수는 첫 번째 목적함수에 의한 제약조건을 만족시키면서 동시에 최적의 가공조건을 찾아야 한다. 따라서 두가지 제약조건을 만족시키는 범위에서 가공조건을 선정한다. 하지만 각각의 목적함수에서 얻은 결과값에 대하여 동시에 최적(최대 또는 최소)의 값을 만족시킬 수는 없다. 따라서 목적함수의 중요도에 따라 가중치(weight)를 선정함으로써 그 중요도에 대한 비중을 나눌 수 있을 것이다. 만약 2개의 목적함수를 동시에 만족시켜야 한다면 목적함수 1에는 가중치  $w_1$ 를, 목적함수 2에는

1-w값의 가중치를 주는 방법을 사용할 수 있다. 즉, 가중치의 변화에 따라 목적함수의 중요도를 선정함으로써 사용자의 의도에 따라 유연성 있게 대처할 수 있다.

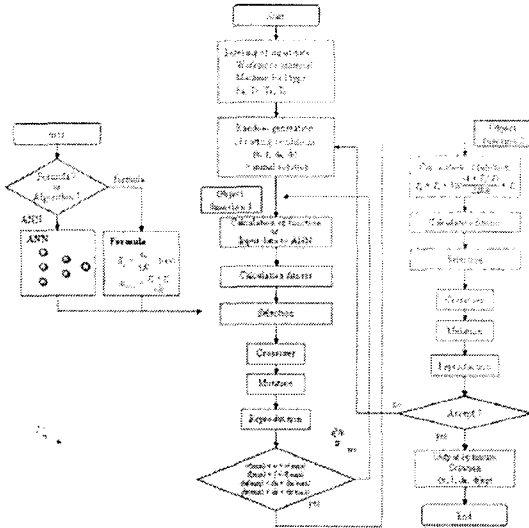


Fig. 4 Diagram of optimization cutting conditions

### 3. 가공인자의 최적화

#### 3.1 제약조건

절삭요소를 한정 짓는 여러 인자들은 기술적인 세부조건과 기구적인 제한조건으로 범위의 한계를 설정할 수 있다. 즉, 기계와 공구상의 한계와 절삭가공조건 안전범위 등으로 인해 가공요소의 최대값과 최소값을 설정한다. 따라서 허용 가능한 절삭조건의 범위는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 v_{\min} &\leq v \leq v_{\max}, \\
 f_{\min} &\leq f \leq f_{\max}, \\
 d_{u,\min} &\leq d_u \leq d_{u,\max}, \\
 d_{r,\min} &\leq d_r \leq d_{r,\max}, \\
 0 &\leq w \leq 1
 \end{aligned}$$

본 연구에서는 신경망을 이용한 첫 번째 목적함수(Object Function 1) 영역에서 얻어진 절삭속도( $v$ ), 날당이송속도( $f$ ), 축방향절입깊이( $d_u$ ), 반경방향절입깊이( $d_r$ )의 결과값이 다음 목적함수(Object Function 2)의 제약조건 한 부분으로 포함된다. 따라서 첫 번째 목적함수를 만족시키는  $v$ ,  $f$ ,  $d_u$ ,  $d_r$ 의 조건은 두 번째 목적함수를 만족시키는 또 다른 제약조건이 된다.

#### 3.2 최적화를 위한 유전자 알고리즘

본 연구에서는 가장 간단한 형태의 목적함수를 최적화시키는 예제를 통하여 신경망의 적용가능성과 가중치의 고려 여부를 검토하였다. 또한 가능한 다른 함수의 영향을 최소화시키기 위하여 가장 간단한 2개의 목적함수를 선정하였고, 제약조건에 대한 함수도 최소화하였다. 우선 목적함수는 재료제거율(Material Remove Rate)과 표면거칠기( $R_{\max}$ )로서 식(8), 식(9)와 같다.

$$MRR = v \cdot f \cdot d_u \cdot d_r \cdot n \cdot S \quad (8)$$

$$R_{\max} = \frac{d_r^2 + f^2}{8R} \quad (9)$$

유전자알고리즘의 구성은 우선, 초기가공조건( $v, f, d_u, d_r$ )을 무작위로 선정된 후 룰렛휠 선택방법을 사용하여 개체를 선택한 뒤, 교배율 0.6으로 일점 교배를, 돌연변이율 0.05로 돌연변이를 수행하였다. Fig. 5는 염색체(chromosome)의 교배와 돌연변이의 과정을 나타낸 것이다.

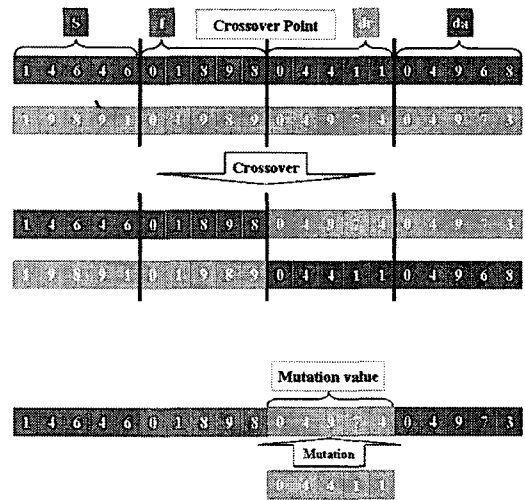


Fig. 5 Process of crossover and mutation

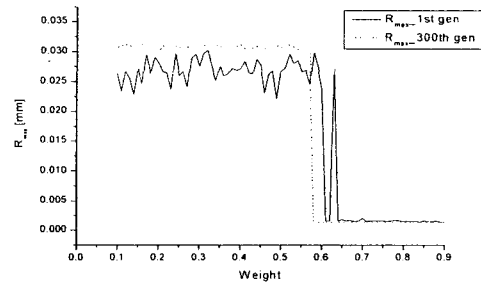
세대 당 개체수는 500개, 세대수는 300개로 하였다. 가중치를 부여하여 2개의 목적함수를 동시에 만족시키도록 하였으며, 가중치는 0.01간격으로 81개로 구분하였다. 이에 대한 결과가 Fig. 6에 나타나 있으며, 그림에서와 같이 가중치 0.57을 기준으로  $R_{\max}$ 와 MRR은 급격히 감소한다. 이것은  $v$ ,  $f$ ,  $d_u$ ,  $d_r$  값의 범위로부터 구해지는  $R_{\max}$ 와 MRR의 최소값 보다 작은 값으로 실제 적용할 수 없는 값이다. 이와 같은 값이 얻어지는 것은  $R_{\max}$ 에 대한 가중치가 0.57을 넘

어서면서 전체 함수들에 대한 지배력이 급속히 커지기 때문인 것으로 판단된다. 따라서 가중치를 정할 때 어느 정도의 가중치가 여러 목적함수를 조화롭게 이끌 수 있는지를 염두에 두고 결정하여야 한다.

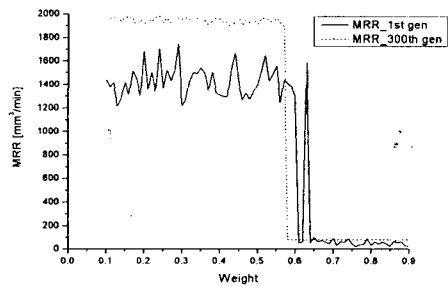
Table 1은 300세대가 지남에 따라 나타난 해의 개선율(첫 번째 세대의 결과값에 대한 최종 세대의 결과값의 비)이다. 가중치 0.01 ~ 0.57사이에서  $R_{max}$  값에 대한 평균 개선율은 15%이지만, MRR에 대한 평균 개선율은 37%로 전체적으로 볼 때 더 최적화 되어감을 알 수 있다.

Table 1 Improvement rate of solutions

Weight	$R_{max}$ (%)	MRR(%)	Weight	$R_{max}$ (%)	MRR(%)
0.1	16.28788	34.10758	0.34	23.50598	31.58245
0.11	33.04721	42.49092	0.35	12	27.33621
0.12	16.4794	38.96125	0.36	18.91892	30.18018
0.13	21.56863	63.29846	0.37	14.44867	41.88269
0.14	33.9207	51.63713	0.38	12.5	28.6969
0.15	15.12915	38.92859	0.39	15.29851	47.42017
0.16	26.82927	49.83687	0.4	14.76015	49.18214
0.17	4.72973	29.79072	0.41	7.042254	48.39614
0.18	17.87072	31.07897	0.42	15.09434	48.82621
0.19	6.185567	50.24451	0.43	16.34981	23.39328
0.2	7.5	12.59777	0.44	7.665505	16.20813
0.21	16.54135	45.33646	0.45	11.55235	40.07502
0.22	15.4717	28.35392	0.46	32.17391	50.36987
0.23	30.9322	47.1383	0.47	18.3908	47.93033
0.24	4.377104	15.9109	0.48	15.29851	50.93776
0.25	18.14672	40.88604	0.49	40.90909	45.9763
0.26	15.73034	29.25706	0.5	14.60674	36.39308
0.27	27.91667	34.21938	0.51	13.91941	29.36602
0.28	7.266436	28.78397	0.52	5.067568	18.92231
0.29	5.067568	12.57312	0.53	10	36.72801
0.3	12.36364	60.81243	0.54	6.315789	29.86077
0.31	4.377104	55.57158	0.55	16.54135	26.22478
0.32	2.980132	36.45173	0.56	12.63941	55.26438
0.33	12.77372	30.39214	0.57	22.85714	32.26135
<b>Average <math>R_{max}</math> (%)</b>	<b>15.6531</b>	<b>Average MRR (%)</b>	<b>37.5432</b>		



(a) The best solutions of  $R_{max}$  in the first and last generation



(b) The best solutions of MRR in the first and last generation

Fig. 6 The results of best solution

#### 4. 결론

본 연구에서는 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 1) 다목적함수에서 이들을 포함하는 단일 목적함수의 엄밀한 정의없이 탐색의 방향을 제대로 이끌수 있는 간단한 수식만으로 원하는 해를 얻을 수 있다.
- 2) 가중치를 이용하여 목적함수의 정도를 결정할 수 있다.

차기 신경망을 이용한 목적함수의 해석에 대한 연구가 진행되어져야 할 것이다.

#### 후기

본 연구는 산업자원부에서 추진하는 차세대신기술개발사업의 하나로 수행되고 있는 '글로벌 정보공유 및 지식기반의 차세대 생산시스템 개발' 과제의 지원을 받아 수행되었습니다.

## 참고문헌

1. F. Cus, J. Balic "Optimization of cutting process by GA approach," *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, Vol. 19, pp. 113-121, 2003.
2. J. Vivancos, C.J. Luis, L. Costa, J.A. Ortiz, "Optimal machining parameters selection in high speed milling of hardened steels for injection moulds," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 155-156, pp. 1505-1512, 2004.
3. U. Zuperl, F. Cus, B. Mursec, and T. Ploj, "A hybrid analytical-neural network approach to the determination of optimal cutting conditions," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 157-158, pp. 82-90, 2004.
4. F. W. Taylor, "On the art of cutting metals," *Trans. Am. Soc. Mech. Eng.*, Vol. 28, pp. 31, 1907.
5. J. Wang, T. Kuriyagawa, X. P. Wei, D. M. Guo, "Optimization of cutting conditions for single pass turning operations using a deterministic approach," *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, Vol. 42, pp. 1023-1033, 2002.
6. 정태성, "고속 5축 가공을 이용한 쾌속 시작 시스템의 개발에 관한 연구," 한국과학기술원 학위논문, 2004.
7. P. G. Genardos, G. C. Vosniakos, "Prediction of surface roughness in CNC face milling using neural networks and Taguchi's design of experiments," *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, Vol. 18, pp. 343-354, 2002.
8. Yue Jiao, Shuting Lei, Z.J. Pei, E.S. Lee., "Fuzzy adaptive networks in machining process modeling: surface roughness prediction for turning operations", *International Journal of Machine Tool & Manufacture*, in print, 2004
9. 이석우, 원종률, 남성호, 홍원표, 최현중, "신경망을 이용한 고속가공의 표면거칠기 예측과 가공 DB 구축," 한국생산기술지, in print, 2004