

피삭재와 공구재종의 상관관계에 근거한 절삭조건 최적화 (I)

Optimization of Cutting Condition based on the Relationship between Tool Grade and Workpiece Material (I)

한동원 (건국대 대학원), 고성림 (건국대 기계설계학과)

Dong-Won Hahn (Graduate School, Kon-Kuk Univ.), Sung-Lim Ko (Kon-Kuk Univ.)

ABSTRACT

To adapt the neural network process for the purpose of determination of optimal cutting conditions(optimal cutting speed and feed rate), some selection strategies for the machining factors are necessary, which is considered when planning cutting process. In this case, factors that have both nonlinearity and strong relationship must be selected. Although tool grade and chemical properties of workpiece material have strong effect to cutting speed, it's not easy to find a analytic relation between them. In this paper, a mathematical method for determining the optimal amount of cutting(depth of cut, feed rate) is presented by tool geometry and heat generation during cutting process. And various tool grade and workpiece material groups are classified based on its chemical properties. Thier chemical composition and hardness are used as input pattern for neural network learnig. The result of learning shows the relationship between tool grade and workpiece material and it is proved that it can be used as a sub-system for automatic process planning system.

Key Words : Optimal Cutting Condition(최적 절삭조건), Process Planning(공정계획), Machining Factor(가공인자), Chemical Composition(화학성분), Machinability(피삭성), Neural Network(신경회로망)

1. 서론

절삭공정을 설계함에 있어 작업자에게 주어지는 정보는 완성된 공작물의 형상에 대한 정보와 피삭재에 대한 정보, 공작기계에 대한 정보, 그리고 공구에 대한 정보이다. 과거에는 작업자가 이러한 조건들을 염두에 두고 주로 경험에 의존하여 가공에 적절한 절삭조건을 선정해왔다.

그러나 근래에 들어서 생산의 형태가 소품종 대량생산의 형태에서 다품종 소량생산으로 이행하고 있고 이러한 추세는 절삭가공에서의 컴퓨터의 도입을 가속시켰다. 컴퓨터로 공정설계를 자동화하기 위한 노력의 결과중 하나로서, 부품 최종형상의 모델링에 의해 NC공작기계에 지령을 내릴 수 있는 NC코드를 자동으로 생성해주는 소프트웨어들이 개발되고 있다. 그러나 생산성을 극대화할 수 있는 공구경로와 공정계획 못지 않게 생산성에 중요한 영향을 미치는 실제 가공에 있어서의 절삭조건을 자동적으로(또는 지능적으로) 선정하는 방법은 아직도 실용화 단계에 이르지 못하고 있다.

실제로 적정 절삭조건을 선정하는데 있어 피삭재와 공구재종의 화학성분과 물성치 사이의 상관관계가 중요한 요소이므로 이에 근거하여 절삭조건을 선정할 필요가 있다. 특히 피삭재와 공구의 화학성분은 절삭조건 중 절삭속도를 결정하는

데 결정적인 영향을 미치는 요인이므로 적정 절삭조건을 찾기 위한 알고리즘에 이들에 대한 고려가 반드시 포함되어야 한다.

따라서 본 연구에서는 이러한 실험계획에 기초하여 얻어진 절삭데이터에 기초하여 밀링가공에 있어 피삭재와 공구재종사이의 상관관계에 기초한 적정 절삭조건을 결정하는 것을 시도하였다.

2. 절삭조건 지적인 선정을 위한 방법에 대한 검토

Fig. 1은 최근에 실시한 국내 공구 메이커에서 제작한 밀링용 인서트를 사용하여 공구수명시험을 실시한 결과를 나타내고 있다. 사용한 밀링커터는 직경이 125mm이고 리이드각이 15°이다. 그리고 축방향 경사각이 7°이고 반경방향 경사각이 0°이며 인서트는 랜드를 가지고 있는 사각형의 SPKN1203EDTR을 사용하였다. 공구재종은 P30재종, 피삭재는 SCM4(경도 BHN200-220)이고, 이송량은 0.1mm/날로 고정하였다. 공구수명은 플랭크 마모량이 0.3mm에 도달할 때까지의 가공길이를 하였다. 가공 결과로부터 절삭속도가 120, 180, 250, 280m/min로 증가할수록 공구수명이 급격히 감소하는 것을 알 수 있다. 절삭속도 120m/min의 경우는 마모가 느

리게 진행되므로 6000mm 가공후에 가공을 중지하였기 때문에 실제 공구수명은 훨씬 길 것으로 예상된다. 이 경우에 최적절삭속도로 120m/min으로 선정할 수 있다. 그러나 실제로는 이것이 최적해인지를 알기 위해서는 더 낮은 속도에서의 실험을 할 필요가 있다.

이와 같이 실제로 최적조건을 선정하기 위해서는 매우 방대한 실험을 할 필요가 있으므로 실험을 통해 최적 절삭조건을 얻는 것은 현실적으로 매우 어렵다. 또한 절삭과정에서 국부적으로 일어나는 변형의 기구는 너무나 복잡하기 때문에 종래의 해석적인 방법으로 실제의 절삭상황을 예측하는 것은 지극히 어려운 문제이다.

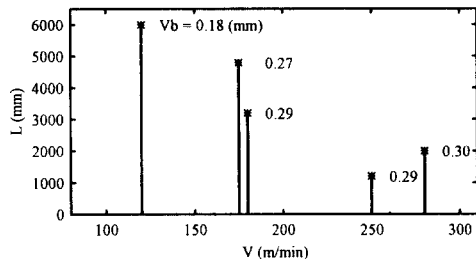


Fig. 1. Tool Wear for Various Cutting Speed

이와 같은 이유로, 최근에는 인공지능 기법을 도입하여 절삭조건을 선정하려는 시도가 많이 행해지고 있다. 그 중 대표적인 것으로는 작업자의 경험에 의한 의사결정방법을 수식화하는 방법[1]과, 기존의 최적 절삭조건 데이터베이스나 데이터 핸드북 등에서 주어져 있는 최적 조건을 학습시켜 이 학습 범위에서 벗어나는 조건까지 예측하기 위해 신경회로망(neural network)을 이용하는 방법[2, 3, 4], 절삭의 효율성을 평가할 수 있는 평가함수와 그에 따른 구속조건을 이용하여 최적 절삭조건을 찾기 위해 유전 알고리즘(genetic algorithm)을 도입하는 방법[5] 등이 있다.

이 중 신경회로망을 도입하는 방법에서는 기존의 최적절삭조건을 신경회로망을 학습시키기 위한 입력패턴으로 사용한다. 이 방법은 어느 정도 학습의 범위에서 벗어나는 절삭상황에 대해서도 적정 절삭조건을 구할 수 있는 방법이다. 즉 일정한 제한된 가설공간(restricted hypothesis space)내에서 최적해를 탐색함으로써 미지의 절삭조건에서도 일정정도 해를 찾을 수 있다[6]. 그러나 신경회로망을 도입하는 경우에는 학습의 근거가 되는 입력패턴의 선정이 중요한 문제가 된다. 즉 절삭조건에 영향을 미친다고 생각되는 제 인자들을 입력패턴으로 선정함에 있어서 각 인자들이 절삭조건에 영향을 미치는지 여부가 명확히 규명되어 있어야 한다는 것이다. 이러한 상관관계가 명확하지 않은 데이터를 입력패턴으로 사용할 경우에는 신경망의 학습후 신뢰성 있는 해답을 기대하기 어렵게 된다. 따라서 신경망을 이용하여 최적절삭조건선정을 위한 알고리즘을 구현하기 위해서는 절삭작업에 관련된 가공인자를 추출하고, 이들을 특성별로 분류하여 신경망의 입력패

턴으로 사용될 것들과 아닌 것들을 구분하는 작업이 선행되어야 한다.

3. 절삭조건과 피삭성과의 상관관계

적정 절삭조건을 구하기 위해서는 우선 절삭결과에 영향을 미치는 인자들을 추출해 낸 후 해석적으로 결정할 수 있는 것과 그렇지 않은 것을 분류해야 한다. 가공인자들은 대표적으로 피삭재, 공구 형상, 공구 재종 등의 세 가지로 분류될 수 있다.

3.1 피삭재

본 연구에서는 우선 일반적으로 사용되는 피삭재에 대해서만 아래와 같이 탄소강, 합금강, 주철로 분류를 행한다[7]. 최근에 개발된 초내열합금 같은 피삭재와 비철금속은 분류대상에서 제외한다.

(1) 탄소강 (Carbon Steel)

탄소강은 기본적으로 철과 탄소의 합금이라 할 수 있으므로, 탄소의 함량과 격자구조가 강의 특성을 나타내는 가장 중요한 요소이다. 그리고 망간의 함유량은 경도를 변화시키는 요인으로서 부차적으로 고려될 수 있다. 또한 강은 열처리에 의해서 결정구조가 변화하며 경도가 변화하므로 이에 대한 고려가 요구된다.

(2) 합금강 (Alloy Steel)

합금강은 탄소강에 여러 특수한 성질을 부여하기 위하여 Ni, Cr, Mo 등의 소위 합금성분을 첨가한 강을 말한다. 합금강의 분류에서는 보편적으로 적용이 가능한 분류법이 요구된다. 그리고 분류된 합금강의 그룹이 포함하고 있는 화학성분의 양은 현장에서의 적용이 용이하도록 공업규격에 명시되어 있는 화학성분 함유량을 근거로 해야 한다.

(3) 주철 (Cast Iron)

주철은 그 냉각속도에 따라 조직이 달라지며, 이 조직상이 주철의 물적특성을 결정하는 한 요인이 된다. 또한 화학성분에 대해서는 탄소의 함량과 규소(Si), 망간(Mn)의 함량이 피삭성에 중요한 영향을 미친다.

3.2 공구 재종

공구 재종에서 고려될 수 있는 사항은 재종의 화학성분과 항절력, 경도, 열전도율, 밀도 등의 물성치이다. 공구의 재종이 결정되면 절삭 가능한 피삭재들이 결정된다. 이 피삭재와 재종의 화학성분 사이의 관계에 근거해서 절삭속도를 결정할 수 있다. 여기에서는 근래에 많이 사용되고 있는 공구 재종을 중심으로 초경공구, 코팅공구, 서멧공구, 세라믹공구의 네 가지로 재종을 분류한다[8].

(1) 초경공구 (Carbide Tool)

초경합금은 WC(텅스텐 카바이드)를 주체로 TiC, TaC 등의 초경질인 동시에 용융점이 높은 분말을 Co등을 결합제로 하여 소결한 것이다. 이 중 초경 합금의 주체인 WC는 탄소가 철과 반응하는 것을 억제하는 역할을 함으로써 높은 절삭

속도에서의 절삭성능을 향상시킨다. 그리고 TiC는 공구 내부로 열이 확산되는 것을 막아주는 역할을 하지만, 이의 함량이 높아질수록 인성이 떨어져 공구의 파손이 일어날 가능성이 높아진다. TaC는 이러한 경향을 억제하는(즉 인성을 향상시키는) 역할을 한다. 또한 초경합금은 ISO규격에 의하여 그것이 가공할 수 있는 피삭재의 종류에 따라서 P, M, K계열로 나누어져 있다. 일반적으로 K계열은 저온강도가 강하나 고온특성이 약한 재종으로서 연속형 칩을 발생하는 강이나 주강 용으로 사용되고, P계열은 고온에 강하여 고속 절삭특성이 좋은 재종으로서 불연속 칩이나오는 주철이나 고경도강, 비철 금속용으로 사용되며, M계열은 그 중간으로 강, 주강, 주철, 스테인레스강 등에 사용된다.

(2) 코팅공구 (Coated Tool)

코팅공구는 코팅층의 구조에 따라 단층코팅, 복층코팅, 다층코팅으로 나눌 수 있는데, 각 코팅층의 단층인 경우 TiC, TiN, TiCN, 복층인 경우 TiC-TiCN, TiC-TiN, TiC-Al₂O₃ 다층인 경우는 TiC-TiCN-TiN, TiC-Al₂O₃-TiN, 등이 주요 화학성분이 된다. 각 코팅의 성능은 주로 각 코팅의 모재와의 결합력으로 결정되는데 이것은 코팅종류와 코팅순서 및 각 층이 모재로 확산된 거리인 코팅두께도 중요한 고려사항이 된다.

(3) 서멧공구 (Cermets Tool)

서멧공구는 TiC를 Mo와 Ni로 결합한 TiC계열의 서멧공구와 TiN첨가형(TiN계열의 서멧공구)으로 분류되는데, 이는 현재의 서멧공구의 대부분을 차지하고 있다. TiN계의 서멧공구는 TiC, TiN, WC, TaC(NbC), Ni(Co), Mo 등의 화학조성을 기반으로 하고 있다.

(4) 세라믹 공구 (Ceramic Tool)

현재 시판되고 있는 세라믹공구는 다음과 같이 세 가지로 분류할 수 있다. 첫째, Al₂O₃(알루미나)계로서 Al₂O₃를 주된 성분으로 하고 있으며 ZrO₂를 함유하고 있는 것도 있다. 둘째, Al₂O₃-TiC(탄화 티탄)계로서 Al₂O₃에 30%전후의 TiC를 첨가한 것이다. 셋째로 Si₃N₄(질화 규소)계는 고순도의 Si₃N₄ 또는 Si₃N₄에 질화알루미늄이나 산화이트륨을 첨가한 두 종류가 있다.

3.3 공구 형상

공구 형상은 폐기용 텀(인서트)을 장착하는 공구일 경우 인서트 형상과 커터 형상의 두 가지로 세분할 수 있는데, 우선 인서트 형상에서 고려되어야 할 사항은 인서트의 실제 날 길이, 날의 형상, 노우즈의 형상, 노우즈의 반경, 공구의 가공 공차 등이다. 그리고 커터에서 고려할 항목은 리이드 각, 커터의 지름, 피치 등이다. 절삭조건 결정시 공구 형상에 대한 고려는 다음 절에서 상세하게 언급한다.

4. 초경공구를 이용한 탄소강과 합금강의 밀링가공시의 절삭 공정 계획과정에 대한 검토

위에 서술한 바와 같은 인자들을 고려하여 작업자(또는

자동 공정 계획 시스템)는 절삭가공의 공정을 계획하게 된다. 이 공정계획의 과정에서 작업자가 원하는 작업에 따라 고려되는 인자들이 달라지게 되며, 이렇게 분류된 인자들 중에서 어느정도 선형적으로 결정할 수 있는 인자들과 비 선형적인 관계를 가지고 있는 인자들을 분리할 수 있게 된다. 여기에서 해석적으로 상호관계를 규명할 수 없는 인자들은 따로 분류되어 신경회로망의 학습패턴으로 사용된다.

밀링 절삭작업에서 적정 절삭조건 결정은 다음과 같은 순서로 이루어진다.

(1) 피삭재의 종류 결정에 따른 적용 공구재종의 결정

일반적으로 강의 경우 초경재종의 P계종 중에서 경도와 성분을 고려하여 결정한다. P10은 P40에 비하여 경도는 크나 항력력이 작아서 인선부의 치형현상이 잘 일어난다. 또한 경도가 높은 합금강을 가공할 경우 K10계종을 적용하기도 한다. 또한 절삭속도의 향상을 위하여 코팅공구를 사용하기도 하지만 이에 대한 고려는 이후의 연구에서 계속하기로 한다.

(2) 가공도면으로부터 황/정삭 가공량을 결정

효율적인 가공을 수행하기 위하여 먼저 황삭에 의한 가공 경로와 가공량을 결정하여야 한다. 이 경우에 적용되는 절삭 조건의 적합성이 전체 절삭효율에 큰 영향을 미치게 된다. 밀링의 경우는 절입깊이를 결정하게 되는데, 절입깊이는 사용 인서트의 인선부의 길이와 사용장비의 동력 용량에 의해서 결정된다. 일반적으로 실제 사용가능한 인선길이의 80% 정도를 최대 절삭깊이로 한다. 물론 장비의 강성이나 동력부족의 경우에는 절삭깊이를 감소시켜야 할 것이다. 인선길이가 L이고 리이드각이 ψ 인 커터를 사용할 때의 최대절입깊이는 다음과 같다.

$$D_{max} = 0.8L \cos \psi \quad (1)$$

정삭가공의 경우에는 정삭용 밀링커터를 사용해야 하며 절삭효율보다는 원하는 가공면 조도 얻는 것이 중요하므로 최소한의 절삭깊이를 유지하여야 한다. 이 깊이는 앞에서 언급한대로 인선부의 형상에 따라서 그 크기가 결정되어야 한다. *nega-land*나 R부를 지닌 인선형상의 경우 이러한 치수보다 훨씬 작은 절삭깊이에서는 큰 음의 경사각으로 절삭이 이루어져서 요구하는 표면조도를 얻기 어렵게 된다. 즉 노우즈 반경이나 *nega-land*의 높이보다 작은 절삭깊이로 절삭이 이뤄진다면 큰 음의 경사각의 절삭이 이루어짐으로서 원활한 칩배출이 되지않고, 문지름(*burnishing*)현상이 발생하여 마모가 급속히 진전된다. 그러므로 정삭가공에서의 최소절삭깊이 (D_{min})는 다음과 같이 실험적으로 구해져야 한다.

$$D_{min} = Ar \text{ (or) } l \quad (2)$$

여기서 r 은 인선부의 호닝량, l 은 *nega-land*의 크기이며 A는 실험적으로 얻을 수 있는 계수이다.

(3) 적정 절삭속도의 결정

일반적으로 적정 절삭속도의 결정이 이송량의 결정보다 선행하는데 이것은 절삭속도의 경우는 주로 피삭재와 공구재종으로부터 결정되며 이송량의 크기는 인선부의 형상과 장비의 동력에 의해서 결정되기 때문이다. 적정절삭속도의 결정은

이와 같이 피삭재와 공구의 성분과 경도의 크기에 의해서 결정되기 때문에 비선형적인 관계가 예상므로 적정 절삭속도의 결정을 위한 해석적인 관계를 찾아내기는 매우 어렵다. 이러한 이유로 본 연구에서는 공구재종과 피삭재 화학성분을 입력패턴으로 하여 신경망 학습을 통해 적정 절삭속도를 얻고자 한다.

(4) 적정 이송량의 결정

적정 이송량은 결정된 절삭속도와 장비의 동력, 그리고 공구의 파손범위를 고려하여 결정되어야 한다. 커터가 결정되면 공구경사각이 결정되므로 이를 고려한 이송량의 조절이 필요하다. 음의 경사각의 경우에는 절삭저항이 증가하기 때문에 가공 중 진동과 동력의 한계를 지니게된다.

한편 공구마모는 일반적으로 가공중 발생하는 열과 이로 인한 피삭재와 공구사이의 화학반응에 의해서 발생한다고 알려져 있다. 이러한 고려하에 가공중 열발생량을 정량적으로 구하기 위한 많은 노력들이 계속되어 왔는데, 이 중 Shaw에 의해서 다음과 같은 매우 간략한 관계식이 유도되었다[9].

$$\theta \sim \sqrt{Vf^{0.6} \rho k C} \quad (3)$$

여기에서 V와 f는 각각 절삭속도와 이송량을 나타내며 k, ρC는 각각 피삭재의 열전달계수와 단위부피당의 비열을 의미한다. 이 관계식에 의하면 비례상수는 절삭공구의 재종과 피삭재 및 절삭조건에 의해서 결정된다. 이 관계식은 적정 절삭속도와 이송량이 결정된 상태에서 속도의 변화에 따른 이송량을 예측하는데 사용할 수 있다.

5. Machining Data Handbook을 이용한 최적조건선정에 관한 관찰 [10]

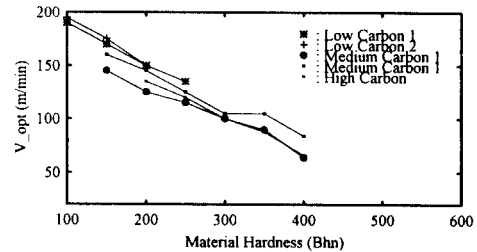
본 연구에 사용된 Machining Data Handbook은 방대한 양으로서 많은 양의 절삭실험 결과를 포함하고 있다. 당시에 세계적인 공구 메이커들의 실제 절삭실험에 의한 자료이므로 매우 신뢰성있는 자료이다.

본 연구에서는 우선 피삭재는 탄소강과 합금강, 그리고 공구재종은 초경합금 재종으로 한정하여 이들간의 관계를 해석한다. 강(steel)의 경우, 화학성분과 경도가 절삭성에 영향을 미치는 주된 요인으로 간주된다. 이 중에서 우선 경도가 절삭 조건에 미치는 영향을 살펴보기 위하여 탄소강과 합금강에서의 경도 변화에 따른 밀링가공시 적정절삭속도와 이송량을 Fig. 2과 Fig. 3에 각각 나타내었다. 이때 사용되는 공구재종은 P30재종을 사용하고 절삭깊이는 4mm로 일정하게 유지하였다. 탄소강과 합금강의 경우 모두 경도 증가에 따라서 절삭속도가 단조감소함을 알 수 있다.

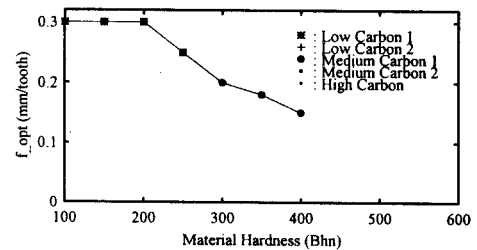
Fig. 2에서는 탄소강의 경우 경도가 200BHN 일 때, 탄소강의 조성에 따라서 적정속도가 V=120~150m/min를 나타내며 Fig. 3에서는 합금강이 경도가 200BHN인 경우 합금조성의 변화에 따라서 V= 120~140m/min을 나타내고 있다. 이로 부터 피삭재의 화학성분의 조성에 따라서 적정절삭속도가 상이하게 적용되고 있음을 알 수 있다. 여기에서 흥미로운 관

찰은 Fig. 2과 Fig. 3에 나타난 바와 같이 적정 이송량은 경도의 영향만 받고 피삭재의 화학성분조성의 영향은 전혀 받지 않는다는 사실이다. 이것은 절삭시 발생하는 열발생량이 이송속도에 미치는 영향은 이것이 절삭속도에 미치는 영향보다 상대적으로 작다는 사실을 보여준다. 이는 식(3)의 결과와 일치한다.

Fig. 1에서 보여지는 바와같이 최근에 제작된 P30재종의 공구를 사용했을 경우에 적정속도가 V=120-180m/min임을 고려하면, 본 핸드북에서 제안하는 V=130m/min는 매우 유사한 결과를 보여준다. 이는 재종이 서로 같다면 핸드북의 절삭 조건을 현재 생산되고 있는 공구에 적용할 수 있음을 입증한다.

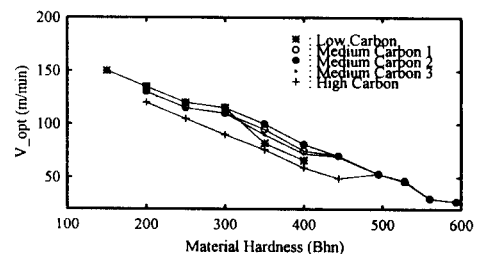


(a) Optimal Cutting Velocity (Carbon steel)

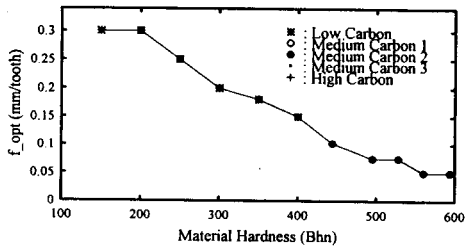


(b) Optimal Feed Rate (Carbon Steel)

Fig.2 Optimal Cutting Speed and Feed Rate (Carbon Steel)



(a) Optimal Cutting Velocity (Carbon steel)



(b) Optimal Feed Rate (Carbon Steel)

Fig. 3 Optimal Cutting Speed and Feed Rate (Alloy Steel)

6. 신경망을 이용한 최적절삭조건 결정

6.1 학습패턴

앞에서 언급한 살펴본 Machining Data Handbook의 데이터의 타당성을 근거로 하여 신경망 학습을 위한 학습패턴을 선정한다. 피삭재에 대해서는 탄소강의 경우 경도와 C, Mn의 조성비, 합금강의 경우 경도와 C, Mn, Ni, Cr 및 Mo의 조성비를 입력벡터로 사용한다. 초경합금공구의 재종에 관한 정보로는 초경공구의 기계적인 성질과 고온특성을 좌우하는 성분인 WC, TiC, TaC 및 Co 성분의 무게 조성비와 WC 입자의 크기를 입력벡터로 사용한다. 공구의 기계적인 특성으로 나타내는 항절력이나 경도 및 열전도율은 상온에서의 특성을 나타내기 때문에 절삭시 발생하는 온도상승효과를 고려하면 절삭성과 밀접한 연관성을 생각할 수 없다. 따라서 입력패턴에서 제외한다. 신경망의 목표출력으로는 해당 피삭재와 공구에 대해 핸드북이 추천하는 절삭속도와 이송량을 사용한다.

Machining Data Handbook의 피삭재 분류는 기본적으로 경도에 의한 분류이다. 여기에 피삭재의 주요한 화학성분에 의한 분류가 병행되는데, 탄소강과 합금강의 분류를 Table 1, Table 2에 나타낸다. 여기에서 화학성분의 함량은 ASTM 규격을 근거로 하였다.

또한 초경공구의 경우 탄소강 절삭의 경우 P계열, 합금강의 경우 P계열과 K계열의 재종을 사용할 것을 추천하고 있는데 P재종은 절삭속도가 감소함에 따라 각각 P20, P30, P40 재종을 사용할 것을 추천하고 있다. K재종은 경도 Hrc 50 (BHN 561)이상의 합금강에 대해서 K10재종을 적용하는데, 이는 절삭속도와 관계없이 동일하게 추천되고 있다.

피삭재 그룹	경도범위(HBN)	화학성분 함량 (weight%)	
		C	Mn
Low Carbon Steel 1	85 - 275	0.06 - 0.28	0.35 - 0.6
Low Carbon Steel 2	85 - 275	0.08 - 0.31	0.6 - 1.4
Medium Carbon Steel 1	125 - 425	0.28 - 0.6	0.3 - 1.5
Medium Carbon Steel 2	125 - 425	0.19 - 0.55	0.85 - 1.65
High Carbon Steel	175 - 425	0.55 - 1.03	0.3 - 1.05

Table 1. Hardness Range and Chemical Composition of Carbon Steel

피삭재 그룹	경도범위(HB N)	화학성분 함량 (weight%)				
		C	Mn	Ni	Cr	Mo
Low Alloy Steel	125 - 425	0.13 - 0.25	0.45 - 1.00	0.30 - 3.75	0.30 - 0.90	0.08 - 0.30
		0.23 - 0.40	0.40 - 1.90	0.00 - 1.00	0.00 - 1.10	0.08 - 0.30
Medium Alloy Steel 1	175 - 615	0.23 - 0.40	0.43 - 1.90	0.00 - 2.00	0.20 - 1.10	0.15 - 0.30
Medium Alloy Steel 2	175 - 615	0.38 - 0.50	0.43 - 1.90	0.00 - 2.00	0.20 - 1.10	0.15 - 0.30
Medium Alloy Steel 3	175 - 615	0.43 - 0.64	0.7 - 1.00	0.00 - 0.55	0.70 - 1.10	0.15 - 0.35
		0.64 - 1.10	1.00 - 0.45	0.55 - 0.00	1.10 - 1.60	0.35 - 0.00
High Alloy Steel	175 - 597	0.98 - 1.10	0.25 - 0.45	0.00 - 0.00	0.90 - 1.60	0.00 - 0.00

Table 2. Hardness Range and Chemical Composition of Alloy Steel

Table 3에는 각 공구재종의 화학성분 함량과 평균입도크기를 나타내었다.

재종기호	화학성분 함량 (weight%)			입도크기(μ m)
	WC	TiC + TaC	Co	
P20	78	15	7	3.0
P30	79	15	6	2.5
P40	73	16	11	1.8
K10	88	4	8	1.9

Table 3. Chemical Composition and Grain Size of Carbide Tool

6.2 신경망 학습과 결과

위의 값들을 입력벡터로 하고 적정 절삭속도와 이송량을 교사출력으로하는 입력패턴을 작성하여 신경망을 학습시킨다. 핸드북의 모든 데이터를 사용하는 것은 학습속도를 저하시키므로 일정한 경향성을 가질 수 있도록 데이터를 임의로 선택하여 이를 학습패턴으로 사용한다. 탄소강의 입력패턴으로는 Low Carbon 1 그룹에서 6개, Low Carbon 2 그룹에서 9개, Medium Carbon 1 그룹에서 9개, Medium Carbon 2 그룹에서 12개, High Carbon 그룹에서 9개를 임의로 선택하였다. 또한 합금강의 입력패턴으로는 Low Carbon 그룹에서 9개, Medium Carbon 1 그룹에서 15개, Medium Carbon 2 그룹에서 12개, Medium Carbon 3 그룹에서 12개, High Carbon 그룹에서 12개를 임의로 선택하였다.

신경망의 구조는 탄소강의 경우 숨은층(hidden layer)의 수는 2, 숨은층의 노드수는 9, 합금강의 경우 숨은층의 수는 2, 숨은층의 노드수는 12로 설정하고, 공통적으로 모멘텀 계수 0.95, 오차의 한계 0.001로 하여 오차가 0.001이하가 되면 학습을 중지하도록 하였다. 신경망의 전달함수는 시그모이드(sigmoid) 함수가 사용되었고, 입력벡터와 목표출력은 0.2와 0.8사이로 정규화(normalizing)하였다. 탄소강의 경우 입력패턴의 수는 45개, 합금강의 경우는 70개를 사용하였다.

학습의 결과 탄소강의 경우 100000번의 반복학습 후 오차의 평균값은 0.0175%가 되었고, 합금강의 경우 100000번의 반복학습 후 오차의 평균값 0.0265%를 나타내었다. 합금강의 경우 탄소강의 경우에 비하여 오차가 다소 크게 나타났는데,

이는 탄소강의 화학성분 함량은 2가지만 사용되는데 비하여 합금강의 경우 5가지가 사용되었으므로 데이터의 비선형성이 더 증가했기 때문이라고 추정된다. 그러나 실제 적용에 있어서는 오차의 크기는 무시할 수 있다.

학습후의 신경망에 학습데이터로 사용되지 않은 절삭조건을 탄소강에 대해서 9개, 합금강에 대해서 12개를 임의로 선택하여 전방향전파(forward propagation)한 결과를 Table.7에 보였다. 탄소강의 경우 평균오차는 절삭속도에 대해서는 6.080%, 이송량에 대해서는 18.254%이었고, 합금강의 경우 절삭속도에 대해서 6.689%, 이송량에 대해서는 13.799%이었다. 여기에서 탄소강과 합금강 모두 절삭속도에 대해서는 7% 미만의 낮은 오차율을 보였으나, 이송량에 대해서는 13% 이상의 비교적 높은 오차율을 보였다. 이러한 결과는 절삭속도는 피삭재와 공구재종의 상관관계에 의해 결정되나, 이송량은 상대적으로 피삭재와 공구재종의 상관관계의 영향을 적게 받을 것을 보여준다.

이러한 결과를 토대로 적정 절삭조건 선정시 피삭재와 공구재종의 화학성분을 기반으로 절삭속도를 추천하고, 이송량은 이 절삭속도가 결정된 뒤 공구의 열발생과 기하학적 형상을 이용하여 결정하는 것이 합리적이라는 사실이 입증되었다.

피삭재	Handbook Data		Neural Network Output		오차 절대값 (%)		평균오차(%)	
	V (m/min)	f (mm/tooth)	V (m/min)	f (mm/tooth)	V	f	V	f
탄소강	220	0.2	236.0369	0.1882	6.7942	3.5029	6.080	18.254
	170	0.3	203.8119	0.2229	14.3248	22.7778		
	135	0.4	147.7814	0.3383	5.4150	18.2439		
	150	0.18	165.4484	0.1786	6.5449	0.4129		
	125	0.25	143.7050	0.1841	7.9246	19.4849		
	100	0.36	97.8795	0.2157	0.8894	42.6443		
	100	0.13	115.2398	0.0943	6.4565	10.5558		
	88	0.18	82.5489	0.0914	2.3094	26.2004		
	69	0.23	59.4313	0.1608	4.0539	20.4613		
	175	0.2	154.4937	0.2278	13.2732	6.0506		
합금강	135	0.3	118.7937	0.3653	10.4899	14.1782	6.689	13.799
	105	0.4	94.5890	0.4603	6.7388	13.0955		
	140	0.15	140.7449	0.1484	0.4822	0.3570		
	110	0.2	108.6538	0.2074	0.8714	1.6100		
	87	0.25	84.7138	0.3003	1.4798	10.9328		
	69	0.05	84.2900	0.0216	9.8968	6.1601		
	53	0.75	58.2522	0.0737	9.9098	90.1733		
	41	0.102	58.2522	0.0737	11.1669	6.1561		
	95	0.102	117.0938	0.0780	14.3008	5.2148		
	72	0.15	84.6306	0.1482	8.1755	0.3967		
	56	0.2	84.6306	0.1484	18.5319	11.2598		

Table 7. Result of Forward Propagation

7. 결론

(1) 적정절삭조건 선정을 위하여 피삭성에 관련되는 모든 가공인자들의 영향에 대하여 언급함으로써 적정조건선정을 위

한 방법을 모색하였다.

(2) 주어진 피삭재와 가공형상으로부터 절삭조건을 선정하는 과정과 방법을 제시하였다.

(3) Machining Data Handbook을 이용하여 탄소강과 합금강의 가공을 초경공구재종으로 가공할 때, 절삭성에 크게 영향을 미치는 요소는 경도와 그리고 각 피삭재의 주요 화학성분 함량임을 검증하였다.

(4) 초경합금의 조성과 입도에 의한 적정속도결정이 매우 타당함을 Machining Data Handbook을 이용한 결과와 최근의 공구재료를 사용한 실험결과의 비교로부터 입증하였다.

(5) Machining Data Handbook으로부터의 데이터를 입력 pattern으로 하여 신경망이론을 밀링가공시 적정조건으로서 절삭속도와 이송량의 선정을 위하여 적용하여 타당성을 검증하였다.

참고문헌

1. 松村 隆, 井原 秀, 白樫高洋, 白井英治, 1990, "最適切削條件選定用エキスパートシステムの開發に關する研究(第1報)", JSPE, Vol. 59, No. 7, pp. 1274-1279
2. 松村 隆, 帶川利之, 白樫高洋, 白井英治, 1993, "切削加工の自律型 作業設計", JSPE, Vol. 59, No. 10, pp. 1676-1681
3. 정성중, 1992, "적용제어 수치제어 시스템의 개발(I)-신경 회로망 기법에 의한 절삭계수의 지적인 선정, 대한기계학회 논문집, 제16권 제7호, pp1223-1233
4. J. Gradisek, E. Govekar, and I. Grabec, 1996, "A Chaotic Cutting Process and Determining Optimal Cutting Parameter Value Using Neural Network", Int. j. Mach. Tools Manufact. Vol. 36, No. 10, pp. 1161-1173
5. 고태조, 김희술, 김도균, 1996, "적용모델링과 유전알고리즘을 이용한 절삭공정의 최적화(I)", 한국정밀공학회지, Vol. 13, No. 11, pp. 73-81
6. Thomas Dean, 1995, "Artificial Intelligence-Theory and Practice", Benjamin/Cummings
7. 이교성, 1995, "금속재료학," 동화기술
8. ツールエンヅニア 編輯部, 1996, "선삭공구의 모든 것", 성안당
9. M.C.Shaw, 1989, "Temperatures in Cutting," Proceedings of ASME Winter Annual Meeting, SanFrancisco, pp. 133-143
10. Machinability Data Center, 1980, "Machining Data Handbook - 3rd Edition", Vol. 1, Machinability Data Center