大韓機械學會論文集 第8卷 第1號 pp. 65~70, 1984.

<論 文>

분산 섭동법에 의한 CNC 보오링 머시인의 적응제어

이 종 원*

(1983년 10월 12일 접수)

Adaptive Control of CNC Boring Machine by Application of the Variance Perturbation Method

Chong-Won Lee

Abstract

A recursive parameter estimation method is applied to spindle deflection model during boring process. The spindle infeed rate is then determined to preserve the diametral tolerance of bore. This estimation method is further extended to adaptive control by application of the variance perturbation method.

The results of computer simulation attest that the proposed method renders the optimal cutting conditions, maintaining the diametral accuracy of bore, regardless of parameter fluctuations. The proposed method necessitating only post-process measurements features that initialization of parameter guess values is simple, a priori knowledge on parameter variations is not needed and the accurate estimation of optimal spindle infeed rate is obtained, even if the parameter estimation may be poor.

1. 서 론

보오링 작업은 일반적으로 공작물이 테이블(table)에 고정되고 공구가 부착된 스핀들(spindle)이 회전 및 이송운동을 하거나 또는 보오링 바아(boring bar)가 고정된 공구대는 이송운동을 하고 주축대에 고정된 공작물이 회전운동을 하면서 내경절삭이 이루어지는 두가지 형태로 나눌수 있다. 본 연구에서는 전자의 보오링 작업 형태를 대상으로 하였는데, 이 경우 스핀들이 절삭중 회전 및 이송운동을 함에 따라 스핀들의 노출길이(overhang length)가 점차 증가하게 되어 스핀들의 강성도가 감소하게 된다. 따라서 절삭중 절삭조건을 임의로 변경시킬 수 없는 재래식 보오링 머시인에서는 절삭이 진행됨에 따라 스핀들 끝의 처짐(deflection)이 커지게 되고 내경가공 오차가 크게 된다. 이러한 스핀들의 처짐에 의한 내경오차를 줄이고 표면 가공정밀도를 유지하기 위해서 보통 수차례의 거친 절삭 및 다듬질(roughing and finishing)로 이루어지는 다중(multi-pass) 보오링작업을 수행하고 있으나 절삭 및 비절삭(공구교환, 공회전, 절삭조건 변경 등)에 소요되는 시간과 노력이 증대하여 생산성의 저하를 초래할 뿐아니라 다중 절삭에 의한 공작물의 가공경화(work hardening)현상으로 가공정밀도도 저하된다.

최근 Sun등[1]은 수직 보오링 머시인에서의 스핀들 처짐에 대한 경험적 모형을 도입하고 절삭조건을 가변

*정회원, 한국과학기술원 기계공학과

시킬 수 있는 NC 보오링 머시인을 사용하여 절삭중 스핀들의 처짐을 일정하게 하기 위해 이송속도를 변화시킴에 따라 단일(single-pass) 보오링작업이 가능함을 보였고 다중 보오링작업에 비해 능률적이며 가공 정밀도도 향상될 수 있음을 입증하였다. 그러나 이러한 단일 보오링 작업을 가능하게 하기 위해서는 스핀들 처짐과 절삭조건의 경험식을 실험적으로 결정해야 하는 난점이 있을 뿐아니라 동일한 보오링 머시인이라 하더라도 보오링 머시인 자체의 구조적, 동적 변화나 절삭조건의 변화, 공구의 재질 및 마멸 상태의 변화, 공작물 재질의 변화등에 따른 절삭과정의 변화에 적응할 수 없는 단점이 있다.

본 연구에서는 현장에서 흔히 수행하는 가공후(post-process) 측정만을 이용하여 반복 최소 자승(recursive least square)법[2]으로 미리 가정된, 절삭조건과 스핀들 처짐 사이의 관계식의 계수들을 매 측정때마다 보정(update)시킴으로써 내경 정밀도를 얻기 위한 절삭조건을 결정할 수 있는 방법을 제시했다. 또한 공구의 재질 및 마멸상태, 공작물의 재질 변화 등 감지하기 어려운 변화에 적응해서 최적 절삭 작업을 계속 수행할 수 있도록 분산섭동법(variance perturbation method)[3]을 도입하였다

2. 스핀들 처짐 모형

Sun 등[1]은 수직 보오링 머시인에서의 스핀들 처짐 d (mm)에 대한 경험적 모형을 제시하였다. 즉,

$$d=KS^{\alpha}L^{\beta}a^{\gamma} \tag{1}$$

여기에서 K,α,β,γ 는 미지계수이고, S는 이송속도 (mm/rev), L은 스핀들의 노출(overhang) 길이(mm), a는 절삭 깊이(mm)이다. 미지계수K(mm), α,β,γ는 S,L,a를 변화시키며 수행한 절삭실험으로부터 구해지며 절삭깊이가 일정한 경우, 식 (1)은

$$d=CS^{\alpha}L^{\beta} \tag{2}$$

가 되며, 스핀들의 처짐 즉, 가공내경을 전 이송방향에 대해 일정하게, 즉 $d=d_0$가 되게 하려면 최적 이송속도 S_{opt}은

$$S_{opt}=\left(\frac{d_0}{C}\right)^{1/\alpha}\Big/L^{\beta/\alpha} \tag{3}$$

가 된다. 즉 미지계수 α,β 및 C가 결정되고 내경 정밀도와 직접 관계되는 d_0를 정해주면 최적 이송속도 S_{opt}는 식 (3)과 같이 스핀들의 노출길이 L의 함수로 결정되게 된다.

3. 계수의 추정

전절의 식 (3)으로 부터 최적 이송속도를 구하기 위해서는 α,β,C를 알아야 하는데 이들은 공구의 재질 및 마멸상태, 공작물의 재질등에 따라 변하게 되며, 이들 계수들을 정확히 구하기 위해서는 수 많은 절삭실험을 수행하여야 한다. 더구나 절삭조건이 변하지 않고 공구 및 공작물의 상태가 변하지 않는다 하더라도 측정상 상당한 오차가 발생하므로 정확한 계수의 추정이 어려우며 또한 절삭조건의 변화, 공구 및 공작물 재질의 변화등 감지가 가능하거나 또는 어려운 변화에 대한 계수의 변화를 예측한다는 것은 사실상 어렵다. 따라서 작업을 계속적으로 중단없이 수행하면서 오프라인(off-line)으로 매번 측정된 새로운 측정치들을 이용해서 순차적으로 이들 계수들을 추정하고 또한 절삭상태의 변화에 기인한 계수의 변화를 적응·예측할 수 있도록 반복 최소 자승(recursive least square)법을 채택하였다. 즉 관측식(observation equation)이

$$y_k=x_k^{T}\theta+v_k,\ k=1,2,3\cdots \tag{4}$$

일때[2]

$$\hat{\theta}_{k+1}=\hat{\theta}_k+P_kx_{k+1}(y_{k+1}-x^{T}_{k+1}\hat{\theta}_k)/(\sum_k+x^{T}_{k+1}P_kx_{k+1}) \tag{5}$$

$$P_{k+1}=P_k-P_k\frac{x_{k+1}x^{T}_{k+1}}{1+x^{T}_{k+1}P_kx_{k+1}}P_k \tag{6}$$

여기에서

$$y_k=\log\ d_k$$
$$v_k=\log\ d_k-x_k^{T}\theta$$
$$x_k^{T}=(1,\log\ S_k,\log\ L_k) \tag{7}$$
$$\theta^{T}=(\log\ C,\alpha,\beta)$$

이 때 공분산 행렬(covariance matrix) P_k는

$$P_k=\begin{bmatrix}\mathrm{Var}(\log\ C) & \mathrm{Cov}(\log\ C,\alpha) & \mathrm{Cov}(\log\ C,\beta)\\ \mathrm{Cov}(\alpha,\log\ C) & \mathrm{Var}(\alpha) & \mathrm{Cov}(\alpha,\beta)\\ \mathrm{Cov}(\beta,\log\ C) & \mathrm{Cov}(\beta,\alpha) & \mathrm{Var}(\beta)\end{bmatrix}_k \tag{8}$$

이며

$$\sum_k=\mathrm{Var}(v_k)$$

이 관계식들은 미지 상계수 추정을 위한 이산 Kalman 필터(discrete Kalman filter)와 일치하며 식 (4)의 v_k가 정규분포를 갖는 백색잡음인 경우 식 (5) 및 (6)에 의한 계수 추정은 최우 추정량(maximum likelihood estimator)이 된다[2].

4. 적응제어 및 시뮬레이션

전절의 식 (5)로부터 α,β,C를 구하기 위하여는 초

기치 α_0, β_0, C_0를 가정하여야 하는데 이는 경험에 의하여, 또는 과거 유사한 절삭조건하에서의 결과로부터 추정할 수 있다. 만약 초기치에 대한 추정이 어렵거나 초기치 결정을 자동으로 하고 싶을 경우에는 최초의 공작물을 주어진 절삭깊이에서의 공칭 이송속도(norminal infeed rate) S_0로 가공을 끝낸 후 공작물의 최소한 두군데 이상의 다른 위치에서 스핀들 처짐을 측정한 후 식 (2)를 이용해서 최소오차자승법으로 C_0와 β_0를 구할 수 있는데 이때 α_0에 대한 초기치는 경험적으로 대략 $0<\alpha_0\leq 1$의 값중 임의의 값을 선택, 사용하는 것이 타당하다. 본 시뮬레이션에서는 두점 L_1과 L_2에서의 측정치만으로 C_0와 β_0를 구했는데 이 경우는

$$d_1=CS_0^{\alpha_0}L_1^{\beta}$$
$$d_2=CS_0^{\alpha_0}L_2^{\beta} \tag{9}$$

로부터

$$\beta_0=\log\frac{d_1L_2}{d_2L_1} \tag{10}$$
$$C_0=d_1/S_0^{\alpha_0}L_1^{\beta_0}$$

다음 공작물을 가공할 때의 이송속도는 전 공작물에서 구한 α, β, C를 이용해서 식 (3)에 의해 정해진다. 가공이 끝난후는 다시 스핀들의 처짐을 측정하고 이를 이용해서 식 (5) 및 (6)에 의해서 새로운 변형된 계수들을 구하게 되며 이러한 과정이 반복되는 동안 d가 d_0에 수렴하는 최적의 이송속도가 식 (3)에 의해 결정된다.

스핀들의 처짐 d를 공작물(제품)로부터 측정하는 방법은 다음과 같다.

절삭중 절삭력 방향 즉 스핀들의 최대처짐 방향이 반경방향과 이루는 각도를 ϕ라 하고* 절삭후의 내경오차를 δ라 하면 기하학적 관계로부터

$$d=d_0+\frac{\delta}{2\cos\phi} \tag{11}$$

실제 내경측정시 측정치에는 불규칙한 측정오차가 발생하며 이때의 측정오차는 대략 정규분포를 갖는다. 따라서 본 시뮬레이션에서는 스핀들의 처짐 d의 측정과정에서 절삭조건에 관계없이 일정한 분산을 갖는 정규분포의 측정오차를 고려했다. 시뮬레이션은 MINC-11 마이크로 컴퓨터를 사용해서 수행했으며 스핀들의 처짐 측정오차는 컴퓨터내에서 정규분포를 갖는 랜덤숫자를 발생시켜 대신했다. 시뮬레이션에서의 가공후(post-process) 측정방법은 가공이 완료된 공작물(이하 제품이라 칭한다)로부터 최상단 및 하단 두 위치에서의 내경 오차측정을 전제로 하였다. 본 연구에서 제안된 최소 두 위치 이상에서의 내경오차 측정치의 CNC보

*Sun 등[1]은 그들이 사용한 공구와 공작물, 그리고 보오링 머시인에서 절삭조건에 관계없이 $\phi\fallingdotseq 60°$임을 보이고 있다.

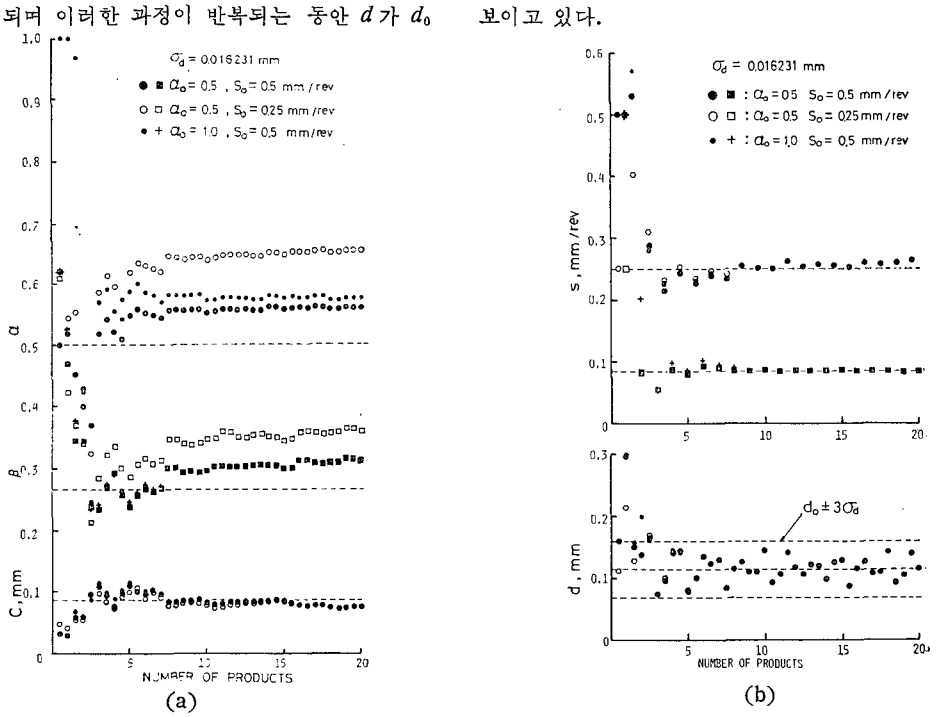


Fig. 1 Effect of initial guesses on parameter estimation when $\sigma_d=0.016231$ mm

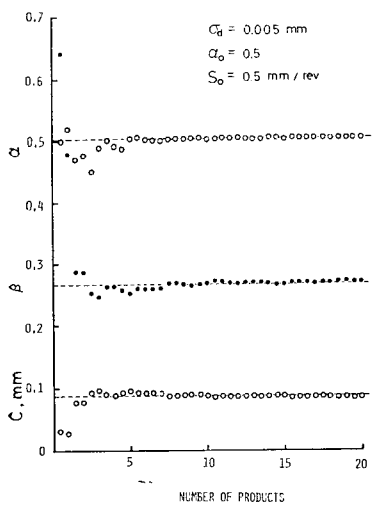
오링 머시인에의 입력방법은 불량품의 감소 등 이점이 있으나 현장에서의 최소의 노력에 의한 품질검사를 고려해서 고정된 두 위치에서의 내경오차 측정만을 수행했다. 이 경우 $S_{90°}^{0°}$에 대한 초기치(또는 α_0 및 S_0)만을 가정 하였고 β_0와 C_0는 식 (10)에 의해서 계산된다. 시뮬레이션에서 사용된 수치는 Sun 등[1]의 실험결과를 토대로 했으며 이들 수치는 Table 1에 제시되어 있다. 공분산행렬의 초기치는 $P_0=I$를 편의상 사용하였으며 α_0와 S_0의 초기치 변화에 대한 시뮬레이션 결과를 Fig. 1에 보였다.

Table 1 Fundamental data for simulation taken from Ref.[1].

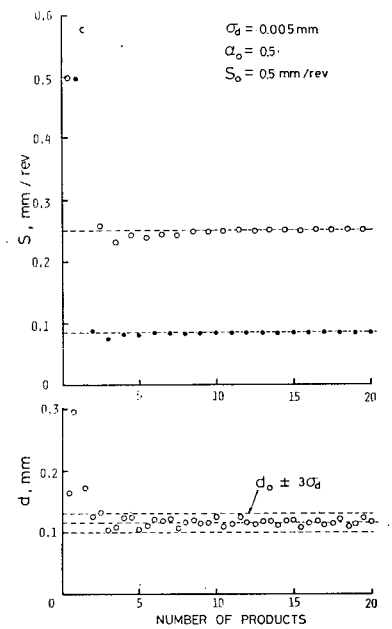
α	0.5025
β	0.2676
γ	0.9777
1/K	28.111 mm^{-1}
C	0.0871 mm
L	40~310 mm
a	2.5 mm
d_{opt}	0.1165 mm
σ_d	0.016231 mm

Fig. 1에서 α, β, C 모두 10개정도의 제품을 가공하기전까지는 상당히 변화하나 그 이후는 안정된 값을 갖는 것을 알 수 있는데 α, β의 추정치는 실제값보다 다소 높은 값으로, 반면 C 값은 다소 낮은 값으로 수렴하고 있다. 즉 α, β, C계수의 정확한 추정은 제대로 수행되고 있지 않으나 이송속도는 3개 제품의 가공이후 최적치에 접근함을 알 수 있고 스핀들의 처짐 즉, 내경정밀도도 스핀들의 노출길이에 관계없이 3개의 제품가공 이후부터는 최적치를 기준하여 99.73% 측정오차 범위내에 모두 포함됨을 알 수 있다. 따라서 비록 계수들의 추정은 정확하지 않더라도 초기 한두개의 불량품을 제외하고는 모든 제품의 정밀도가 양호함을 알 수 있으며 또한 최적 이송속도로 빨리 수렴됨으로써 생산성이 증대된다.

Fig. 2에는 스핀들 처짐 측정오차의 표준편차가 0.005 mm로 전자의 경우 보다 표준편차가~1/3인 경우에 대한 시뮬레이션 결과를 보이고 있는데, α, β, C의 추정능력이 우수함을 관찰할 수 있으며 최적 이송속도 및 최적 스핀들 처짐으로의 수렴정도도 상당히 향상되었음을 알 수 있다. 이로써 계수추정 및 최적 절삭에서 가장 중요한 인자는 측정정밀도임을 알 수 있다. 측정오차가 큰 경우에 정확한 계수추정이 어려운 원인은 식 (4)에서의 v_k 즉 $\log d_k - x_k^T\theta$로 주어지는 대수형태의 측정오차가 정규분포를 갖는 백색잡음인 경우에 식 (5) 및 (6)에 의한 추정계수가 최우추정량(maximum likelihood estimator)이 되는데[2] 반해 시뮬레이션에서



(a)



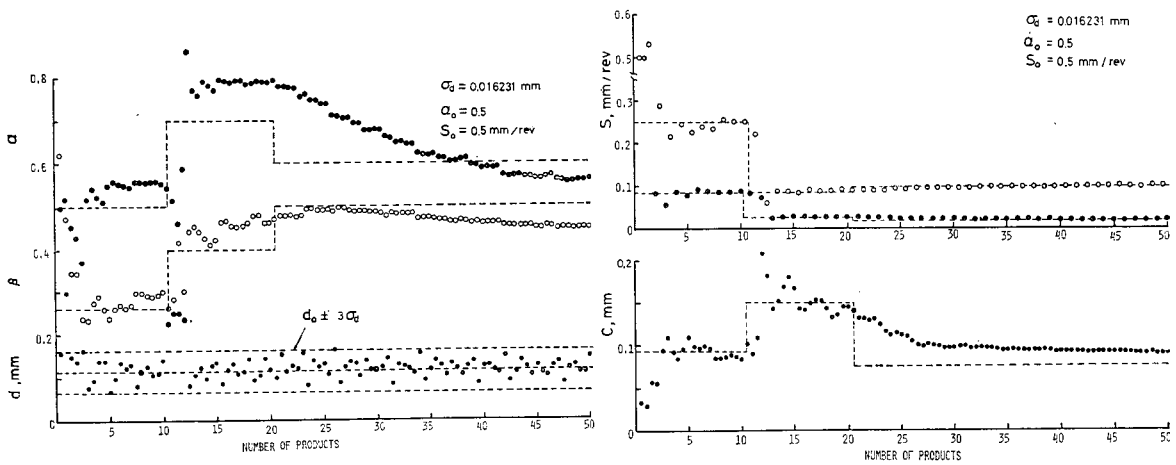
(b)

Fig. 2 Effect of initial guesses on parameter estimation when σ_d=0.005 mm

는 측정오차인 $\varepsilon_k = d_k - CS_k^{\alpha} L_k^{\beta}$ 가 정규분포를 갖는 백색잡음이라고 가정했기 때문이며 측정오차의 표준편차가 작아지는 경우 $v_k \fallingdotseq \varepsilon_k/d_0$ 가 되어 역시 정규분포의 백색잡음에 근사하게 되므로 Fig. 2에서와 같이 정확한 계수 추정이 가능하게 된다. 또한 측정오차에는 순수한 측정상의 오차뿐 아니라 식 (1) 또는 (2)로 주어지는 모형의 부정확성에 의한 오차도 포함된다.

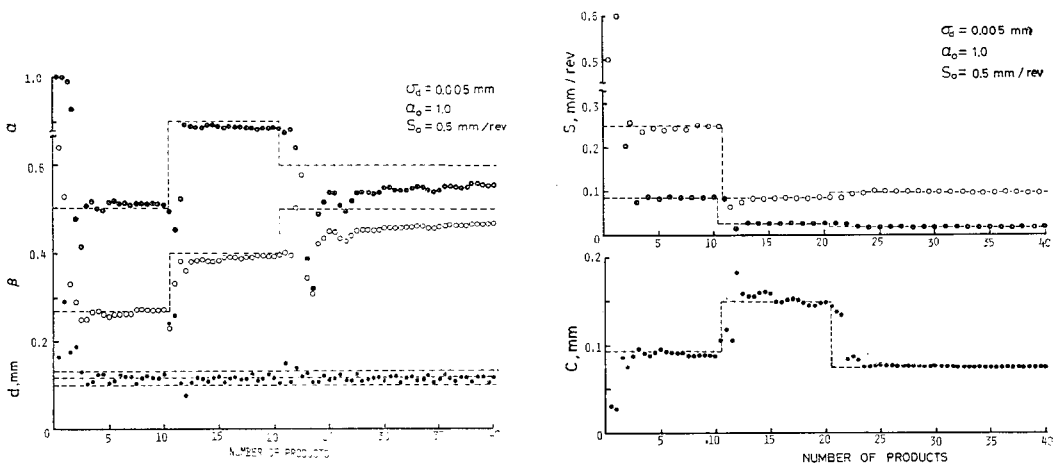
5. 분산섭동법에 의한 적응제어

동일한 제품의 다량생산인 경우 전 가공과정을 통하여 식 (2)의 계수들인 α, β, C 가 불변일수는 없다. 공구의 재질 및 마멸상태, 공작물의 재질, 윤활상태등의 변화에 수반해서 계수들도 변하게 된다. 이 경우 분산섭동법을 반복최소자승(recursive least square) 과정에 적용하여 이러한 변화에 적응할 수 있게 하였는데 특히 계수변화에 대한 사전지식이 없이도 가능하게 했다. 즉, 측정된 스핀들 처짐이 연속해서 3회 이상 $d_0 \pm 3\sigma_d$ (σ_d는 측정오차의 표준편차) 내에 있지 않으면 상당한 계수의 변화가 있다고 가정하고 공분산 행렬 $P_k = I$로 섭동시켰다. 이 임계치는 계수변화가 발생하지 않는 경우에, 발생했다고 잘못 추정할 확률 2×10^{-8}



(a) (b)

Fig. 3 Response of adaptive control system when $\sigma_d = 0.016231$ mm



(a) (b)

Fig. 4 Response of adaptive control system when $\sigma_d = 0.005$ mm

에 해당한다.

Fig. 3과 4에 계수변화가 일어나는 상황에서의 시뮬레이션 결과를 보이고 있는데 여기에서의 가정은 최초 10개의 제품 가공시는 $\alpha=0.5025$, $\beta=0.2676$, $C=0.0871$ mm이었다가 다음 10개의 제품 가공시는 $\alpha=0.7$, $\beta=0.4$, $C=0.15$ mm, 21번째 제품 이후는 $\alpha=0.6$, $\beta=0,5$, $C=0.075$ mm로 하여 시뮬레이션을 수행하였다. Fig. 3는 스핀들 처짐 측정오차의 표준편차 $\sigma_d=0.016231$ mm, $\alpha_0=0.5$, $S_0=0.5$ mm/rev인 경우이며 Fig. 4는 $\sigma_d=0.005$ mm, $\alpha_0=1.0$, $S_0=0.5$ mm/rev로 주로 σ_d의 변화에 대한 적응도를 관찰했다.

측정오차가 큰 Fig. 3에서는 11번째 제품 가공후 분산섭동이 관찰되었을 뿐, 제2차 계수변화시는 비교적 작은 변화량으로 인해 분산섭동이 일어나지 않았다. 그러나 전반적으로 추정계수들이 실제계수의 변화경향에 추종해서 변화하는 것을 볼 수 있으며 특히 이송속도와 스핀들 처짐은 초기 2-3개의 제품 가공시와 제1차 계수 변화 이후 1-2개의 제품가공시만을 제외하고는 최적 이송속도에 빨리 수렴하며 $d_0\pm3\sigma_d$ 범위내에 모두 포함됨을 확인할 수 있다. 이는 실제 계수에 큰 변화가 있을 경우와 초기에만 1-3개의 불량제품이 발생할 뿐, 작은 변화가 있을 경우에는 변화가 없는 경우와 마찬가지로 모두 최적 상태에서 가공되고 있음을 증명한다.

측정오차가 작은 Fig. 4에서는 계수변화가 있은 즉시 모두 분산섭동이 관찰 되었으며 대체로 Fig. 3에 비해 양호한 특성을 보이고 있다. 특히 C의 추정은 아주 우수하며 α 및 β의 추정치는 두차례 계수변화후 다소 작은 값을 유지하나 점근적으로 실제 값으로 접근해 감을 알 수 있다.

만약 계수변화에 대한 사전지식이 있는 경우는 적시에 인위적으로 분산섭동을 시킬수 있으며 비교적 적절한 계수에 대한 초기치를 이용한 경우의 4절의 결과와 동일하게 되므로 사전지식이 없을 경우보다 우수한 계수추정이 가능함을 용이하게 이해할 수 있다.

6. 결 론

본 연구에서는 CNC 보오링 머시인에서의 적응제어 최적화 방법을 제시하였으며 실제와 유사한 보오링 작업 조건하에서의 자료를 이용하여 시뮬레이션을 행하여 그 우수성을 입증하였다. 이 방법의 특징은

1) 간단한 가공후(post-process) 측정에 의존했기 때문에 온라인(on-line)측정등, 측정상의 난점을 배제하였다.
2) 초기치 예측과정에서 S_0^*에 대한 예측만을 필요로 했다.
3) 실제 모형의 계수 변화에 대한 사전지식이 없이도 추정 계수들이 실제계수의 변화에 적응해서 변하도록 했다.
4) 추정계수가 정확하게 실제계수를 예측하지 못하는 경우라도 최적 이송속도 및 내경정밀도를 유지할 수 있다.

후 기

본 연구는 1983년도 한국과학재단의 연구지원으로 이루어졌으며 이에 감사하는 바입니다.

References

(1) H. Sun, S.M. Wu & K.F. Eman, "Feasibility of Single-pass Boring Operations", Int. J. Mach. Tool Des. Res., Vol. 23, pp. 53—59, 1983

(2) G.C. Goodwin & R.L. Payne, "Dynamic System Identification: Experiment Design and Data Analysis", Academic Press, Inc.,Chap. 7, 1977

(3) S. Yonetsu, I. Inasaki and T. Kijima, "Optimization of Turning Operation", MR77-202, SME, 1977