

작업자의 숙련도가 기계상태에 미치는 영향에 관한 연구
(최적 제어 이론(Kalman Filtering) 적용 중심으로)

A Study on the Effect of the Machine State Considering Human Skillfulness
(Kalman Filtering Approach)

윤 상 원*·갈 원 모**·신 용 백***
Sang-Won Yoon·Won-Mo Kal·Yong-Back Shin

ABSTRACT

This paper proposes a dynamic recursive model with the effect analysis of machine state considering human factor(human skillfulness) in a single lot man-machine production system. This model obtained using Kalman Filtering Algorithm is based on input state, output state, machine state.

For sensitivity analysis, this model constructed is examined according to the impact of human skillfulness with computer simulation. The model studied in this paper has a great advance from the point of view a combination of three factors(human engineering, dynamic control theory, quality control) and can also be extended in several applications.

1. 서 론

기계상태에 미치는 여러가지 요소중 제품의 품질 및 생산측면에서 중요한 요인으로서 작업자, 작업방법, 자재 등을 고려할 수 있다¹⁾. 특히 이러

한 요소중에 인간공학적 연구대상인 작업자요소가 기계상태에 미치는 영향이 크다고 할때, 작업자요소에서 작업만족도, 동기부여, 작업숙련도, 작업확대 등은 주요한 연구의 대상이 된다. 이런 관점에서 과거의 연구가 작업자 자체의 행동과학적 측면을 고려한 수행도 분석 및 연구 등은 지금까지

* 아주대학교 대학원 산업공학과
** 서울보건전문대학 산업안전과
*** 아주대학교 산업공학과

거의 소홀히 취급되어져 왔거나 혹은 잡음(Noise = Disturbance = Remnant)으로서 처리되어졌다^{9~14)}. 결국 작업자의 작업만족, 작업속련도 등을 고려한 효율적인 Man-Machine 시스템의 구축 및 시스템의 평가분석은 시스템의 생산성 향상을 고려했을 때 필수적인 조건이 된다. 왜냐하면 Man-Machine 시스템이 항상 인간주도형 시스템이 되었을 때 그 효과는 크다고 할 수 있기 때문이다^{5,6)}. 따라서 본 연구에서는 지금까지 정성적인 분석이 되었던 행동과학적 요소중에 작업속련도에 초점을 두고 최적제어이론(Kalman Filtering)을 적용한 Man-Machine 생산시스템 모형을 구축했다. 특히 기존의 연구가 작업자를 기계의 조작자(Operator)로서 고려한 과거의 모형이 주로 표시(Display)장치의 출력(Output)을 측정함으로써 생기는 오차(Error)를 최적제어이론을 이용함으로써 모형화시킨 연구^{4~7)}에서 탈피해, 단일 Lot Man-Machine 생산시스템 하에서 시스템의 효율을 보다 향상시킬 수 있는 동적 제환제어(Dynamic Recursive Control)모형을 구축하고, 작업자 숙련도(Human Skillfulness)가 기계상태에 미치는 영향도를 평가 및 해석하고자 하는 것이 본 논문의 주 목적이라고 할 수 있다. 또한 본 연구는 구축된 시스템 환경하에서 투입상태를 작업자의 숙련도로 두고 숙련도는 시간에 따라 변화하는 Time-Variant 시스템으로, 성능저하를 고려한 Time-Variant 기계상태 시스템으로, 산출상태를 lot 합격률로 고려한 모형을 설정 했으며, 특히 기계상태 추정을 위해 Kalman Filtering 알고리즘을 적용하여 구축했다. 구축된 알고리즘을 이용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 실시했고 작업자의 숙련도 변화(숙련도: 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9)에 따라 민감도 분석을 실시했다.

2. Kalman Filtering

칼만 필터링은 랜덤변수에 관한 데이터 프로세싱(Data Processing)이 1800년 가우스(Gauss)에 의해 시작되어 발전을 계속한 이후 1900년대 초에 Kalman의 연구에 의해 시간영역을 기준으로하여 만들어진 최적 반복 필터링 방식이며 디지털 컴퓨터에 사용하기에 적합하다²⁾.

또한 칼만 필터링의 기본 역할은 시스템의 현재 상태에 관한 추정값들을 예측하거나 지난 시간의

수치값들을 정확히 수정하는데 쓰인다.

칼만 필터링은 반복적인 최적추정기(Recursive Optimal Estimator)로 수행시간이 비교적 짧고 신호대 잡음비(Signal-to-Noise Ratio)를 향상시키는 특성을 가지고 있다³⁾. 또한 잡음이 섞인 입력 데이터를 반복하여 처리하기 때문에 온-라인(On-Line)디지털 처리에 적절하며, 특히 모델링하기 위해서는 초기조건에 대한 정보, 시스템의 동적상태에 대한 모델링 등이 필요하다. 필터링은 1 사이클 전에 저장된 데이터에 의해 계산되는 신호의 초기추정치와 오차공분산(Error Covariance)을 가지고, 실시간으로 얻을 수 있는 각 측정치를 이용하여 필터링의 이전 추정치를 새로운 추정치로 교체한다.

온-라인으로 측정된 각 새로운 샘플 데이터는 칼만 필터링의 추정치를 개선시키는데 사용된다. 이러한 과정은 시스템이 관측가능한 상태에서 초기추정치를 더 이상의 향상이 불가능한 정상상태(Steady-State)에 도달할 때까지, 새로운 측정 데이터를 이용하여 개선된다. 칼만 필터링의 응용에서 추정되어지는 신호과정의 수학적 모형은 다음과 같이 표시된다^{2,3)}.

(시스템 및 측정방정식)

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= A_k X_k + B_k U_k + G_k W_k \\ Z_k &= H_k X_k + V_k \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (1)$$

단, $X_0 \sim (\bar{X}_0, P_{X_0})$, $W_k \sim (0, Q_k)$, $V \sim (0, R_k)$ (초기치)

$$P_0 = P_{X_0}, \quad \hat{X}_0 = \bar{X}_0$$

(시간 update 방정식)

i) $P_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + G_k Q_k G_k^T$ (Error Covariance)
 $\hat{X}_{k+1} = A_k \hat{X}_k + B_k U_k$ (Estimate) $\dots\dots\dots (2)$

ii) 대체 update 방정식

$$\begin{aligned} P_{k+1}^- &= A [P_k^- - P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} H P_k^-] \\ &\quad A^T + G Q G^T \\ K_k &= P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \dots\dots\dots (3) \\ \hat{X}_{k+1}^- &= A(I - K_k H) \hat{X}_k + B U_k + A K_k Z_k \end{aligned}$$

(측정 update 방정식)

i) $P_{k+1} = [(P_{k+1}^-)^{-1} + H_{k+1}^T R_{k+1}^{-1} H_{k+1}]^{-1}$
 (Error Covariance) $\dots\dots\dots (4)$

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_{k+1}^- + P_{k+1} H_{k+1}^T R_{k+1}^{-1} (Z_{k+1} - H_{k+1} \hat{X}_{k+1}^-)$$

ii) 대체 update 방정식

$$\begin{aligned}
 K_{k+1} &= P_{k+1}^{-1} H_{k+1}^T (H_{k+1} P_{k+1}^{-1} H_{k+1} + R_{k+1})^{-1} \\
 P_{k+1} &= (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1}^{-1} \dots \dots \dots (5) \\
 \hat{X}_{k+1} &= \hat{X}_{k+1}^{-} + K_{k+1} (Z_{k+1} - H_{k+1} \hat{X}_{k+1}^{-})
 \end{aligned}$$

3. 단일 Lot Man-Machine 생산시스템 모형구축

본 연구의 모형은 산출(output) 품질을 샘플링 검

사를 하고, 검사결과를 연속적으로 다음 추정단계에 Feedback시킴으로써 조작자(Operator) 상태를 고려한 기계상태를 반복적으로 추정하는 모형이 된다. 이와 같은 모형에 최적제어이론(Kalman Filtering)을 적용한 블록 다이어그램을 Fig. 1에 제시했다.

Fig. 1에서 모형을 투입상태, 기계상태, 산출상태의 각단계별로 구분 설정함으로써 전체모형의

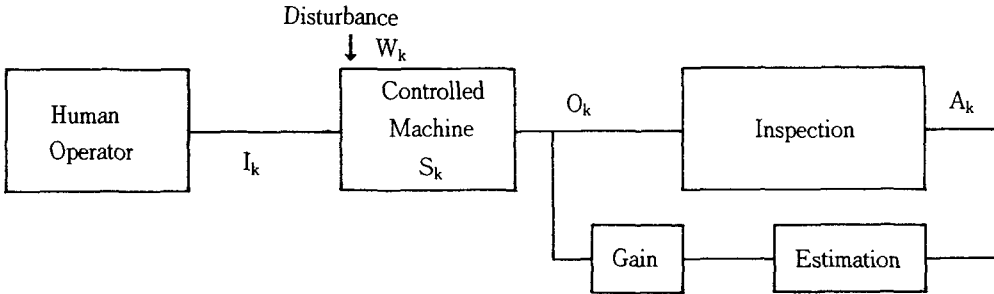


Fig. 1 Block diagram

구성요소로서 설명가능하게 된다.

3.1 투입상태 모형

투입상태에서는 작업자, 재료, 작업방법 등을 중심으로한 투입이 기계상태 및 산출상태에 영향을 끼친다고 할때 I_k 는

$$I_k = f_0(M_k, M'_k, M''_k), k \geq 0 \dots \dots \dots (6)$$

의 함수로서 표시할 수 있다. 특히 작업자 상태인 M_k 를 작업자가 기계를 작동, 즉 조작(operating)한다고 할때, 작업자의 조작상태를 작업자의 작업 만족, 숙련도, 수행도, Human Error 등의 Human Factor에 의해 기계상태에 주요한 영향을 준다고 가정한다면, 이러한 요인들은 투입상태로 파악된다^{1.8)}.

3.2 기계상태 모형

기계는 생산증가, 이전단계의 기계상태 등에 의해 성능저하가 되고, 기계상태를 이러한 성능저하의 효과로 모형화된다고 할때,

$$S_{k+1} = f_1(S_k, N_{k+1}, TN_k, \alpha_k), k \geq 0 \dots \dots \dots (7)$$

단, N_{k+1} : lot k+1에서 생산된 items수

TN_k : lot k까지 생산된 items의 총수

S_k : k시점에서의 기계상태

의 식으로 나타낼 수 있다. 여기서 α_k ([0.1]의 값을 가짐)를 기계성능저하 상태의 불확실성을 나타내는 i.i.d(identically independent distribution)의 랜덤변수라 가정했을때, S_{k+1} 또한 랜덤변수가 된다.

또한 N_k 가 일정한, 선형모형이라고 가정했을때 $S_k = \alpha_k S_{k-1}, k \geq 1 \dots \dots \dots (8)$ 의 식이 성립하게 된다.

3.3 산출상태 모형

O_k 를 S_k 및 I_k 의 함수로 표현되는 종속변수라 했을때,

$$O_k = f_2(S_k, I_k) \dots \dots \dots (9)$$

의 식이 성립하고, 선형모형으로 표현하면

$$O_k = S_k I_k, k \geq 1 \dots \dots \dots (10)$$

이 되고, $S_k = \prod_{i=1}^k \alpha_i$ 에서 $O_k = \left[\prod_{i=1}^k \alpha_i \right] I_k$ 식이 성립되어 생산된 lot수가 증가함에 따라 평균 산출 상태(품질)는 감소하게 된다.

Fig. 1에서 $A_k = \frac{n_k}{n}$ (n : 총 items의 수, n_k : 샘플 중 양품수, $(0 \leq n_k \leq n)$ 은 합격율로 표시되고, 검사를 하게 됨으로서

$$A_k = O_k + V_k \dots\dots\dots (11)$$

(단, V_k 은 평균이 0, 분산 σ_v^2 이 된다)

의 식이 성립하게 된다.

식(11)에 식(10)을 대입 정리하면

$$A_k = I_k S_k + V_k \dots\dots\dots (12)$$

이 된다.

4. 작업자의 숙련도를 고려한 최적제어 모형설정

Fig. 1에서 투입상태 요소를 고려한 기계상태 추정 및 측정상태 모형을 유도하는 식을 구하면, α_k, I_k 를 기계상태 및 측정상태의 평균치($\bar{\alpha}, \bar{I}$)와 그 여유율(α_k, Π_k)을 고려하여 모형화 하면,

$$\alpha_k = \bar{\alpha} + \alpha_k, I_k = \bar{I} + \Pi_k \dots\dots\dots (13)$$

(단, α_k, Π_k 는 $(0, \sigma_{\alpha_k}^2), (0, \sigma_{\Pi_k}^2)$ 를 따름)

로 쓸 수 있어 결국 α_k, I_k 는 랜덤변수가 된다.

(13)식을 (8), (12)식에 대입 정리하면

$$S_{k+1} = (\bar{\alpha} + \alpha_k)S_k + W_k : \text{상태 방정식}$$

$$A_k = (\bar{I} + \Pi_k)S_k + V_k : \text{측정 방정식} \dots\dots\dots (14)$$

이 된다. 여기서 W_k 는 기계상태에 미치는 투입상태 이외의 요소(환경적 요인 등)를 잡음(Noise = disturbance)으로 잡고, 평균 0, 분산 $\sigma_{W_k}^2$ 을 갖는다.

특히 투입상태중에서 재료, 작업방법 등의 물리적 요소 및 환경적 요소를 전체 시스템에 미치는 영향이 미소하다고 할때 작업자가 주요한 투입요소로 고려된다. 작업자 상태는 조작자(operator)의 상태, 즉 얼마나 오차(Error)없이 기계를 작동하는냐로 파악될때 작업자의 숙련도가 주요한 투입요인이 된다. 이러한 인간수행도가 기계상태 및 전체 시스템 품질에 미치는 영향을 최적제어이론(Kalman Filtering)을 적용해 모형구축 및 분석, 평가를 하게된다.

한편 Fig. 1의 모형도에서 I_k 를 Human Factor로서 작업 숙련도가 time-variant, time-invariant에 따라 2가지 모형이 가능하게 된다.

I_k 가 time-invariant 일 경우는

$$S_{k+1} = (\bar{\alpha} + \alpha_k)S_k + W_k$$

$$A_k = I_k S_k + V_k \dots\dots\dots (15)$$

의 식이 성립하게 되고, I_k 가 time-variant일 경우는 식(14)으로 표현하게 됨으로서 본연구의 주요 연구대상모형이 된다.

여기서 S_k 는 평균을 \bar{S}_k 라 할때 식(8)에서

$$\bar{S}_{k+1} = \bar{\alpha} \bar{S}_k \text{ (단, } \bar{S}_0 = 1) \dots\dots\dots (16)$$

이 성립되고, W_k, V_k 는 평균이 각각 0, 분산이 σ_w^2, σ_v^2 을 갖는 랜덤변수가 된다. 따라서 식 (14), (15)로 표현되는 모형은 이산형 최적재환추정 알고리즘(Discrete optimal recursive estimation algorithm (Kalman Filtering))을 적용하여 최적추정 방정식을 구하게 된다. 알고리즘을 이용하여 구한 새로운 최적추정 방정식은 식 (17)~(21)로 주어진다.

<이산시간 칼만 필터링 알고리즘>

(시간 update 방정식)

i) 에러 공분산(Error Covariance)

$$P(k | k-1) = (\bar{\alpha} + \alpha_k)^2 p(k-1 | k-1) + \sigma_w^2 \dots\dots\dots (17)$$

ii) 추정(Estimate)

$$\hat{S}(k | k-1) = (\bar{\alpha} + \alpha_k) \hat{S}(k-1 | k-1) \dots\dots\dots (18)$$

(측정 Update 방정식)

i) 에러 공분산(Error Covariance)

$$P(k | k) = P(k | k-1) - k(k | k)(\bar{I} + \Pi_k) P(k | k-1) = (1 - k(k | k)) (\bar{I} + \Pi_k) P(k | k-1) \dots\dots\dots (19)$$

ii) 칼만 개인(Kalman Gain)

$$K(k | k) = P(k | k-1)(\bar{I} + \Pi_k) / [(\bar{I} + \Pi_k)^2 P(k | k-1) + \sigma_v^2] \dots\dots\dots (20)$$

iii) 추정(Estimate)

$$\hat{S}(k | k) = \hat{S}(k | k-1) + K(k | k)[A_{(k)} - (\bar{I} + \Pi_k)\hat{S}(k | k-1)] \dots\dots\dots (21)$$

5. 컴퓨터 시뮬레이션

작업자의 숙련도를 고려한 기 설정된 모형을 분석하기위해 각변수의 임의 값으로 $P_0 = 0.0025, \sigma_v^2 = 0.005, \sigma_w^2 = 0.005, S_0 = 0.7855$ 로 설정하였다. $\bar{\alpha}$ 의 값은 기계성능저하 상태가 지수분포를 따르고 매일매일 일정량의 lot를 생산하며, 시간증가에 따라 기계성능저하 상태가 감소될때, 즉 20

년후의 기계성능이 평균 0.2가 됐을때 설비수명이 끝나 폐기 및 생산보전이 요구된다고 가정했다.

α_k 는 $\bar{\alpha}$ 값에 $\pm 2\%$ 의 여유값을 부여했으며, 여유율을 고려한 기계상태가 3년이 지난 시점부터 $\bar{I} + \Pi_k$ 의 값에 따라 각각 시뮬레이션 분석을 실시했다. 특히 $S_0=0.7855$ 는 기계가 3년을 사용했다는 가정하에 설정된 기계상태 초기값이 된다. \bar{I} 는 작업자 숙련도의 초기값으로 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9로 설정했으며(작업자의 숙련도는 [0.1]의 값을 가짐), 그 각각은 또한 지수분포에 따라 변하고, 작업자의 숙련도가 0.5가 되기 위해서는 7.3개월이 소요된다는 가정하에 숙련도 0.6인 사람은 8.8개월, 숙련도 0.7인 사람은 10.2개월, 숙련도 0.8인 사람은 11.7개월, 숙련도 0.9인 사람은 13.14개월로 설정했다.

Table 1 Simulation results($\bar{I}=0.5$)

NO	A(k)	$\hat{A}(k)$	Kalman Gain	P(k k-1)	P(k k)	$\hat{S}(k k)$
1	0.38491	0.30235	0.48929362	0.0069	0.00490629	0.64674
2	0.39258	0.25389	0.57206082	0.00797	0.00566406	0.58210
3	0.41203	0.23985	0.60996267	0.00865	0.00594194	0.57232
4	0.40262	0.23043	0.60945117	0.00861	0.00589862	0.55099
5	0.40370	0.22243	0.60790670	0.00853	0.00582661	0.53658
6	0.42420	0.22762	0.62102403	0.00873	0.00586004	0.55164
7	0.40489	0.22336	0.60557691	0.00840	0.00569698	0.53018
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
138	0.64840	0.34979	0.57661385	0.00666	0.00320677	0.56125
139	0.62915	0.35872	0.57499100	0.00662	0.00319706	0.56016
140	0.64569	0.36168	0.57585697	0.00664	0.00319546	0.56495
141	0.61709	0.34862	0.57011724	0.00650	0.00317003	0.54075
142	0.63826	0.34514	0.57346744	0.00659	0.00317703	0.55051
143	0.62316	0.34306	0.57054966	0.00652	0.00316247	0.54011
144	0.62083	0.33532	0.56964075	0.00650	0.00315446	0.53402
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
274	0.62811	0.30993	0.55316076	0.00616	0.00282390	0.49245
275	0.60478	0.29782	0.54985867	0.00608	0.00281266	0.47347
276	0.61227	0.28989	0.55066150	0.00610	0.00281390	0.47379
277	0.63558	0.30113	0.55384293	0.00618	0.00282292	0.49220
278	0.60501	0.29779	0.54976266	0.00608	0.00280974	0.47329
279	0.59983	0.28389	0.54881481	0.00606	0.00280554	0.46365
280	0.63523	0.29452	0.55353244	0.00617	0.00281911	0.48859

각 숙련도의 초기값에서 완전 숙련도인 0.9에 이르기까지의 기간을 시뮬레이션 Data수로 취했고 단위기간을 3.65일 간격으로 잡아 분석했다. 그 결과 숙련도 0.5일때는 280개 Data, 숙련도 0.6일

Table 2 Simulation results($\bar{I}=0.6$)

NO	A(k)	$\hat{A}(k)$	Kalman Gain	P(k k-1)	P(k k)	$\hat{S}(k k)$
1	0.47672	0.37446	0.53569564	0.00657	0.00445821	0.67805
2	0.48798	0.33088	0.60527347	0.00788	0.00498605	0.64022
3	0.48816	0.31253	0.62059370	0.00818	0.00507466	0.62012
4	0.49577	0.30744	0.62651761	0.00828	0.00507732	0.61629
5	0.49139	0.30284	0.62296563	0.00818	0.00501810	0.60534
6	0.49971	0.30249	0.62481018	0.00820	0.00498873	0.60626
7	0.48665	0.29504	0.61570787	0.00799	0.00489710	0.58730
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
117	0.64365	0.37158	0.57374548	0.00660	0.00315959	0.56536
118	0.65808	0.37205	0.57595608	0.00665	0.00316272	0.57334
119	0.66409	0.38075	0.57695340	0.00668	0.00316222	0.58085
120	0.64135	0.37253	0.57249074	0.00657	0.00314194	0.56280
121	0.66854	0.37625	0.57693104	0.00668	0.00315300	0.57988
122	0.66029	0.38289	0.57544151	0.00664	0.00314405	0.57803
123	0.66756	0.38587	0.57640327	0.00667	0.00314315	0.58320
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
230	0.65441	0.32252	0.55732763	0.00627	0.00284509	0.51425
231	0.63050	0.32424	0.55411530	0.00618	0.00283442	0.50142
232	0.62600	0.31389	0.55325984	0.00616	0.00283041	0.49384
233	0.64742	0.31972	0.55614006	0.00624	0.00283830	0.50859
234	0.62933	0.32007	0.55370239	0.00617	0.00283000	0.49842
235	0.65023	0.32408	0.55643526	0.00624	0.00283730	0.51198
236	0.64456	0.33001	0.55572599	0.00623	0.00283440	0.5114

때는 236개 Data, 숙련도 0.7일때는 190개 Data, 숙련도 0.8일때는 139개 Data, 숙련도 0.9일때는 76개 Data가 취해졌다. 또한 Π_k 의 여유율은 α_k 보다 작은 0.2%의 여유값을 부여했다. \bar{I} 의 값에 따라 시뮬레이션 결과값은 Table 1~Table 5와 같다.

위 분석결과, 본연구의 모형에서는 칼만 필터링(Kalman Filtering)값이 작업자의 숙련도가 0.9일때 0.5788, 0.8일때 0.5795, 0.7일때 0.5797, 0.6일때 0.5787, 0.5일때 0.5779의 평균치를 가지면서 에러(Error)를 보정해주고 있다. 또한 본 모형에서의 에러공분산은 시간 update와 측정 update 각각에 관련하여 작업자의 숙련도별로 시뮬레이션 결과값이 나와 있다. 기계성능상태 추정치는 작업자의 숙련도가 0.9일때 평균 0.6387을 유지하고 있지만 작업자의 숙련도가 떨어짐에 따라 기계성능상태가 떨어지고 있음을 알 수 있다.

특히 작업자의 숙련도가 0.5일때 기계성능상태가 평균 0.5398, 최종기계성능 상태가 0.64703을

Table 3 Simulation results($\hat{i}=0.7$)

NO	A(k)	$\hat{A}(k)$	Kalman Gain	P(k k-1)	P(k k)	$\hat{S}(k k)$
1	0.53751	0.42221	0.55460646	0.00648	0.00397049	0.66848
2	0.54885	0.36689	0.60171027	0.00741	0.00427492	0.63081
3	0.56990	0.35950	0.61791263	0.00775	0.00434973	0.63615
4	0.55982	0.35612	0.61508033	0.00768	0.00431453	0.62490
5	0.55057	0.34405	0.60959469	0.00756	0.00426064	0.60683
6	0.57863	0.35113	0.61823761	0.00773	0.00427794	0.62658
7	0.56723	0.35541	0.61345646	0.00762	0.00423186	0.62029
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
93	0.66544	0.39071	0.57544903	0.00665	0.00313017	0.58315
94	0.65776	0.38357	0.57365821	0.00660	0.00311928	0.57443
95	0.68520	0.39360	0.57821556	0.00672	0.00313093	0.59486
96	0.67182	0.39964	0.57583379	0.00666	0.00311891	0.58965
97	0.68941	0.40651	0.57855610	0.00673	0.00312408	0.60268
98	0.68555	0.41317	0.57777069	0.00671	0.00311759	0.60320
99	0.66215	0.39945	0.57323491	0.00660	0.00309747	0.58227
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
184	0.67321	0.37039	0.56106842	0.00636	0.00286600	0.54830
185	0.66313	0.36359	0.55948725	0.00632	0.00285973	0.53928
186	0.67044	0.36155	0.56036527	0.00634	0.00286118	0.54230
187	0.64176	0.34802	0.55623775	0.00623	0.00284710	0.51966
188	0.64964	0.33759	0.55705676	0.00626	0.00284812	0.51904
189	0.64214	0.33329	0.55599173	0.00623	0.00284365	0.51266
190	0.64326	0.32977	0.55599184	0.00623	0.00284255	0.51149

Table 4 Simulation results($\hat{i}=0.8$)

NO	A(k)	$\hat{A}(k)$	Kalman Gain	P(k k-1)	P(k k)	$\hat{S}(k k)$
1	0.62701	0.49251	0.56940175	0.00654	0.00355948	0.69235
2	0.63063	0.43661	0.59931619	0.00719	0.00373017	0.65977
3	0.63955	0.42196	0.60568293	0.00734	0.00375091	0.65442
4	0.62618	0.40979	0.60178403	0.00725	0.00371994	0.63684
5	0.65199	0.41521	0.60732226	0.00738	0.00372851	0.65350
6	0.65340	0.42700	0.60745996	0.00738	0.00371423	0.65970
7	0.63434	0.41847	0.60121631	0.00723	0.00367282	0.64107
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
68	0.68301	0.42675	0.57548318	0.00666	0.00308180	0.60454
69	0.71016	0.42932	0.57956425	0.00677	0.00309126	0.62074
70	0.70894	0.44007	0.57935468	0.00676	0.00308711	0.62476
71	0.69132	0.43191	0.57599276	0.00668	0.00307154	0.61006
72	0.69373	0.42322	0.57587997	0.00668	0.00306686	0.60655
73	0.71226	0.43202	0.57877964	0.00675	0.00307308	0.62097
74	0.68766	0.42702	0.57449476	0.00664	0.00305502	0.60389
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
133	0.67212	0.37900	0.56164632	0.00637	0.00287749	0.55298
134	0.69503	0.38434	0.56480651	0.00645	0.00288603	0.56826
135	0.68448	0.38896	0.56335745	0.00641	0.00288043	0.56423
136	0.70008	0.39501	0.56546745	0.00647	0.00288569	0.57567
137	0.70374	0.40513	0.566604056	0.00649	0.00288647	0.58221
138	0.67843	0.39499	0.56228666	0.00639	0.00287329	0.56306
139	0.68459	0.38546	0.56286646	0.00640	0.00287344	0.56192

Table 5 Simulation results($\hat{i}=0.9$)

NO	A(k)	$\hat{A}(k)$	Kalman Gain	P(k k-1)	P(k k)	$\hat{S}(k k)$
1	0.72446	0.56906	0.57466024	0.00661	0.00318624	0.72034
2	0.69631	0.50158	0.58655948	0.00690	0.00325536	0.67097
3	0.72607	0.48717	0.59373914	0.00709	0.00327707	0.67962
4	0.70528	0.47932	0.58969019	0.00699	0.00325542	0.66247
5	0.72154	0.47800	0.59198251	0.00705	0.00325539	0.66989
6	0.71381	0.47817	0.59004844	0.00700	0.00324099	0.66433
7	0.69482	0.46159	0.58560768	0.00689	0.00321701	0.64373
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
37	0.71525	0.46178	0.57666637	0.00672	0.00302751	0.63104
38	0.72022	0.45448	0.57697355	0.00673	0.00302453	0.62981
39	0.74487	0.46912	0.58078746	0.00683	0.00303392	0.65027
40	0.71376	0.46414	0.57567512	0.00669	0.00301379	0.62967
41	0.71227	0.44849	0.57481766	0.00667	0.00300689	0.62084
42	0.71081	0.44130	0.57425894	0.00666	0.00300161	0.61610
43	0.72525	0.44683	0.57631934	0.00672	0.00300525	0.62647
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
70	0.70848	0.44528	0.56880532	0.00655	0.00291741	0.60648
71	0.71896	0.43603	0.56999236	0.00658	0.00291896	0.60786
72	0.71306	0.43344	0.56903922	0.00656	0.00291425	0.60307
73	0.71305	0.43002	0.56884830	0.00655	0.00291179	0.60134
74	0.71406	0.42932	0.56885718	0.00655	0.00291010	0.60123
75	0.72334	0.43489	0.57012295	0.00659	0.00291252	0.60879
76	0.70498	0.42918	0.56733822	0.00652	0.00290208	0.59555

Table 6 Final simulation results

Human skillfulness	$\hat{S}(k k)$	Average $\hat{S}(k k)$	S(k)	Required time	Average filter gain values
0.9	0.59555	0.6387	0.72123	9.25 months	0.5788
0.8	0.56192	0.6049	0.69896	16.79 months	0.5795
0.7	0.51149	0.5857	0.65774	23.10 months	0.5797
0.6	0.51144	0.5632	0.65750	28.70 months	0.5787
0.5	0.48859	0.5398	0.64703	34.10 months	0.5779

나타내고 있어 숙련도 0.9일때보다 평균기계성능 상태에서는 0.0989, 최종기계성능 상태에서는 0.0742의 수준차이(Level Difference)를 보여주고 있다. 결국 작업자의 숙련도가 크게 저하된 경우 기계성능상태는 기계상태보다 작업자의 숙련도에 더 큰 영향을 받는 것으로 나타났다. 시뮬레이션 최종종합분석결과는 Table 6에 나와있다. 투입요소로서 주로 작업방법, 작업자, 자재 등에 의해 기계성능 및 제품의 품질에 주요한 영향이 끼친다고 했을때, 기존의 작업장의 주된 개선방향이 작업방법 및 자재등의 개선을 통한 제품의 품질향상에 초점을 두었다는 관점에서 작업자의 측면은 반드시 고

려해야할 요인이 된다.

6. 결 론

본 연구는 기계성능변동의 원인으로 Human Factor를 고려한 동적최적제어 모형을 구축하고, Human Factor중에 작업자의 숙련도가 기계성능에 미치는 영향도를 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 평가 및 분석을 실시했다.

그 결과 작업자의 숙련도가 0.9일때와 0.5일때를 비교했을때 기계성능추정치가 평균기계성능 상태에서는 0.0988, 최종기계성능 상태에서는 0.0742의 수준차이가 나타났다. 이것은 작업자의 숙련도가 다른 투입요소(재료, 작업방법 등)보다 기계성능에 중요한 요인으로 작용하고 있음을 보여주는 것으로 결국 작업자의 숙련도가 중요한 요소임이 입증된다. 특히 기계에서 생산되는 제품이 중요한(안전, 가격측면) 제품일 경우 작업자의 숙련도를 고려한 배치, 작업자 숙련도 향상을 위한 방법상의 문제 및 기계성능과 안전이 결합된 복합적인 문제 등이 주요한 연구과제가 된다. 이런 관점에서 향후연구과제로 동기부여, 작업만족 등의 이론을 적용한 모형설계 및 분석, 다수 작업자와 기계가 결합된 인간-기계 시스템의 효율적인 배치 및 안전설계 등에 관한 지속적인 연구가 필요하다고 판단된다. 한편 본 연구는 구조상 제어이론, 품질관리, 인간공학을 결합한 동적 시스템모형 구축이라는 차원에서 그 효율성을 구명한 것이다.

참 고 문 헌

- 1) 牧修市, TPC入門, 日本綜合技術 센터, pp.127~137, 1992.
- 2) Frank L. Lewis, *Optimal Estimation*, John Wiley & Sons, pp.56~80, 1986.
- 3) S. M. Bozic, *Digital and Kalman filtering*, Edward Arnold, pp.100~124, 1979.
- 4) Sutton, Robert, *Modeling Human Operators in Control System Design*, John Wiley & Sons Inc., New York, pp.279~293, 1990.
- 5) Salvendy, G., *Handbook of Human Factors*, John Wiley & Sons, pp.420~450, 1987.
- 6) Baron, S., Application of the optimal control model for the human operator to reliability assessment, *IEEE Trans. Reliability*, Vol. 22, No. 3, pp.157~164, 1973.
- 7) Baron, S., and W. H. Levison, Display analysis with the optimal control model of the human operator, *Human Factors*, Vol.19, p. 437, 1977.
- 8) D. N. P. Murthy, and I. Djamaludin, Quality Control in a single production system: open and closed loop policies, *INT. J. Prod. Res.*, Vol. 28, pp.2219~2242, 1990.
- 9) Drury, C. G., Integrating Human Factors Models into Statistical Quality Control, *Human Factors*, Vol.20, No.5, pp.561~572, 1978.
- 10) Fine, C., Quality Improvement and Learning in Production Systems, *Management Science*, Vol. 32, pp.1301~1315, 1986.
- 11) Gracia-Diaz, A., Foster, J. W., and Bonyuet, M., Dynamic programming analysis of special multistage inspection systems, *IIE Transactions*, Vol.16, pp.115~126, 1984.
- 12) John R. E., Murali. K, and Tep S., Feedback approach to Quality Monitoring of a Manufacturing Process, *Computers Ind. Engineering*, Vol.17, pp.303~310, 1989.
- 13) Rahim. M. A., and Banerjee, P. K., Optimal production run for a process with random linear drift-omega, *The International of Management Science*, Vol.16, pp.347~351, 1988.
- 14) Smith, B. E., and Vemuganti, R. R., A learning model for process with tool wear, *Technometrics*, Vol.10, pp.379~387, 1968.