

실시간 진화 신경망 알고리즘을 이용한 전기·유압 서보 시스템의 적응 학습제어

Adaptive Learning Control of Electro·Hydraulic Servo System Using Real-Time Evolving Neural Network Algorithm

장성옥, 이진걸
(Sung-Ouk Chang, Jin-Kul Lee)

Abstract : The real-time characteristic of the adaptive learning control algorithms is validated based on the applied results of the hydraulic servo system that has very strong a non-linearity. The evolutionary strategy automatically adjusts the search regions with natural competition among many individuals. The error that is generated from the dynamic system is applied to the mutation equation. Competitive individuals are reduced with automatic adjustments of the search region in accordance with the error. In this paper, the individual parents and offspring can be reduced in order to apply evolutionary algorithms in real-time. The feasibility of the newly proposed algorithm was demonstrated through the real-time test.

Key Words : evolutionary algorithm, real-time, adaptive learning control, mutation, search region

I. 서론

진화 알고리즘(Evolutionary computation)은 자연세계의 진화과정을 그 기본 모델로 하며, 자연세계에서의 교배, 돌연변이, 자식의 생성, 경쟁등의 적자생존을 통한 진화를 알고리즘상에서 구현함으로써 공학적 문제를 해결하고자 한다. 자연은 역사를 통해서 이미 진화의 우수성이 입증되어 있으며, 이러한 자연세계의 진화과정을 알고리즘 상에서 구현하는 방법은 다양하며, 이에 대한 많은 연구가 행해져 왔다[1][2]. 진화 알고리즘의 한 분야인 진화전략(Evolutionary strategy)은 자연에서의 진화과정을 정규화 된 가우스분포를 이용하여 확률적으로 처리함으로써 최적의 해를 찾고자 한다. 따라서 알고리즘에서 중요한 탐색범위 조정과 탐색능력을 자연에서의 부모 개체와 자식개체간의 생성, 돌연변이 및 개체간의 경쟁을 통한 적자생존의 과정을 통하여 자동으로 조정하는 특징을 가지고 있다. 이러한 자동적인 탐색범위 조정에 의한 탐색능력을 통하여 최적의 해를 찾는 많은 연구가 행하여져 왔다[3]-[5]. 그러나, 알고리즘 특성상 부모와 자식 개체간의 자연스런 경쟁을 통하여 탐색범위를 자동으로 조정하기 때문에, 부모개체와 자식개체의 수에 따라 탐색능력 및 해의 수렴성에 대한 확률이 영향을 받는다. 따라서 부모와 자식 개체의 수가 많을수록 경쟁을 통한 진화가 잘 이루어지므로 탐색범위의 조정이 원활하고, 해에 대한 수렴성도 높아지는 특성을 나타낸다[6]-[8]. 이러한 원인으로 진화전략 알고리즘은 진화과정을 모사 하는데 많은 계산시간이 요구되고 실시간으로 학습하는 시스템에 적용하는 것이 힘들다[9]-[11].

본 논문에서는 실시간 진화 전략 알고리즘을 시스템에 적

용하기 위하여 부모와 자식 개체 간의 개체수를 줄였다. 한편 시스템의 실제 적용 가능성을 확인하기 위하여 실제 실험 장치를 구성하여 이론의 타당성을 검증하고자 한다.

II. 진화전략 알고리즘을 이용한 신경망의 실시간 적응 학습제어

진화전략 알고리즘은 해의 탐색범위를 가우스분포를 따르는 정규분포를 이용하여 랜덤하게 탐색하는 특성을 지니고 있으며, 개체간의 경쟁에 의해 자연스런 탐색범위 조정을 그 특징으로 한다[12]-[15]. 그러나 실시간으로 학습하기 위하여 개체 수를 줄일 경우, 많은 개체간의 자연스런 경쟁을 통한 탐색범위의 자동조정이 어렵다[16][17].

진화 전략 알고리즘을 이용하여 실시간으로 적응학습제어를 행하기 위한 계략도를 그림 1에 나타내었다[18][19]. 그림에서 나타낸 바와같이 플랜트의 출력 상태 벡터는 평가함수를 통하여 평가, 선택되고 생존한 개체는 실시간 적응 학습 시스템으로 입력되며, 학습결과는 플랜트를 움직이도록 구성되어 있다. 이러한 과정은 1[ms]라는 샘플링 시간안에 모두 이루어 져야 하며, 샘플링 시간마다 출력되는 출력결과는 다음 제어신호를 발생시키는 학습에 영향을 미친다.

본 논문에서는 실시간으로 학습이 가능하고 부모·자식간의 개체수를 각각1개로 한정하였을 때, 개체수의 감소에 따른 탐색범위 조정의 어려움을 해결하기 위하여 시스템의 제어시 발생하는 오차량을 이용하여 다음과 같은 수식을 사용하였다[20].

$$\sigma(t+1) = \sigma(t) \cdot \exp(N(0, e(t))) \quad (1)$$

$$x(t+1) = x(t) + N(0, \sigma(t+1)) \quad (2)$$

즉 (1), (2)는 부모세대에서 자식세대로 진화하는 과정중

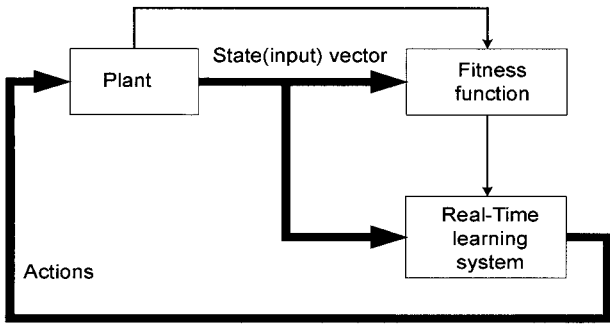


그림 1. 실시간 학습 시스템의 개략도.
Fig. 1. Schematic of real-time learning system.

부모의 돌연변이 연산자 $\alpha(t)$ 가 $\alpha(t+1)$ 로 갱신되는 수식을 나타내고 있으며, 물리적인 의미로는 제어알고리즘의 탐색 영역을 나타낸 것이다. 즉 파라미터에 대한 탐색영역이 그림 2에 나타난 바와 같이 오차량에 따라서 $\alpha(t+1)$ 의 값이 증감하게 되고 탐색영역도 자동으로 조절되도록 되어 있으며, 매번 조정되는 $\alpha(t+1)$ 의 값이 $x(t+1)$ 의 값으로 최종출력을 나타내도록 되어 있다.

또, $x(t+1)$ 의 값은 신경망의 가중치의 값을 갱신(Update) 하는데 사용되고 있습니다.

(1)에서 보면 평균이 0, 분산이 $(\sqrt{e})^2$ 인 정규 분포의 값의 영향을 받아 σ 가 $\alpha(t+1)$ 로 변화하는 것을 알 수 있다. 그림 2는 (1)의 오차량의 감소에 따른 $\alpha(t+1)$ 의 변화량을 도식적으로 나타내기 위하여 수학적 모델식의 해석에 널리 사용되고 있는 매스매티카(Mathematica) 프로그램을 사용하여 나

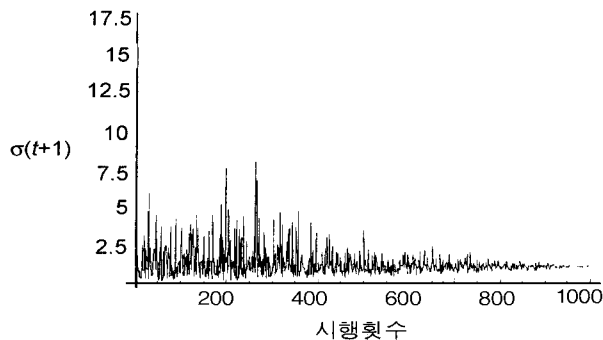


그림 2. 오차량의 감소에 따른 $\alpha(t)$ 의 값.
Fig. 2. The diagram of sigma according to decrease error.

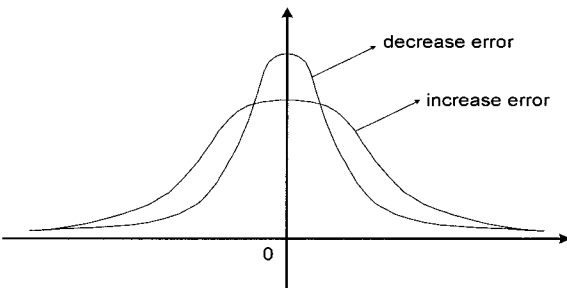


그림 3. 오차량의 증감에 따른 정규분포.
Fig. 3. The Gaussian distribution for the increase or decrease error.

타낸 것으로, y축은 오차량에 대한 $\alpha(t+1)$ 의 값을 나타내고 있으며 x축은 오차량에 대하여 정규분포의 값 $N(0, e(t))$ 의 결과를 얻기 위한 시행횟수를 나타내고 있다[21]. 그림 2에서 나타난 바와같이 오차량이 점점 감소함에 따라 편차값이 일정한 값으로 수렴됨을 알 수 있다. 즉 (1)과 그림 2, 3에서 나타난 바와 같이 시스템의 오차량의 증감에 따라 탐색범위 조정이 자동으로 이루어지며, 오차값이 증가하면 $\alpha(t+1)$ 값이 증가함으로써 전역적인 탐색특성이 증가하며, 오차값이 감소함에 따라 $\alpha(t+1)$ 값이 감소함으로써 국소적인 탐색이 가능하다.

결국 출력 $x(t)$ 는 $\alpha(t+1)$ 값에 따라 새로운 $x(t+1)$ 값을 발생시키므로, $\alpha(t+1)$ 값이 0을 기준으로 대칭인 정규분포인 곡선을 나타내므로 $x(t)$ 의 값에 양의 값이나 음의 값이 더해질 확률은 확률적으로 항상 50%이다. 즉 샘플링 타임마다 $x(t+1)$ 값이 $x(t)$ 값보다 증가하거나 감소할 확률이 정확히 50%이기 때문에 실제시스템은 샘플링 시간마다 제어입력을 수직적으로 자동으로 가감하게 된다.

III. 실험장치의 구성

실시간 적응 학습제어 알고리즘을 실험적으로 검증하기 위하여 그림 4와 같이 실험장치를 구성하였으며, 그 외관을 그림 5에 나타내었다. 그림에서 나타난 바와 같이 유압 서보 시스템은 최대출력 7.5[kW]의 전동기에 연결된 가변용량형 피스톤 펌프를 사용하였으며, 유압 회로부에서 안정적인 공급압을 유지하기 위하여 릴리프 밸브를 펌프 전단에 설치하였다. 또한 실험에서 사용된 서보밸브는 정격유량 38[l/min] 인 제품을 사용하였으며, 유압실린더는 양 로드 실린더를 사용하였다. 실린더의 위치신호를 전기적인 신호로 변환하기 위한 변위 변환기로서 포텐서미터를 사용하였으며, 제어기로의 입출력을 위하여 12비트 A/D, D/A변환이 가능한 DAC(Data Acquisition Card)를 사용하였다[22].

실험장치는 매 샘플링 시간마다 생성된 진화전략 알고리즘으로부터 평가된 값이 신경망 네트워크의 가중치를 변화시키고, 신경망 네트워크를 통과한 제어입력이 서보 앰프에 의하여 증폭되어 밸브를 구동하여 실린더를 작동시키도록 구성하였다. 유압 서보 시스템으로부터 발생하는 출력 상태 값(State)은 샘플링 시간마다 신경망 제어기로 입력되며, 신

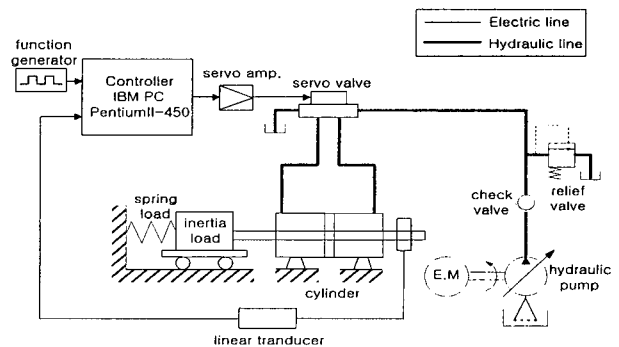


그림 4. 유압 서보 시스템의 실험장치 구성도.
Fig. 4. Schematic diagram of the experimental setup on the hydraulic servo system.

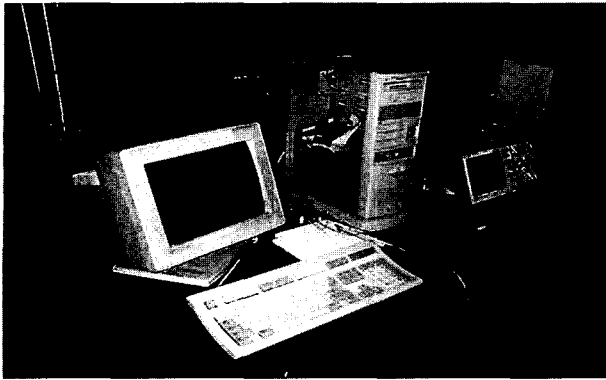


그림 5. 전기 · 유압 서보시스템의 실험장치.
Fig. 5. The experimental setup of electro · hydraulic servo system.

표 1. 실험 장치의 사양.

Table 1. A specification of the experimental apparatus.

Instruments	Specification	Model number
Electric Motor	7.5 kW	HICO
Hydraulic Pump	28 cc/rev	A10V28DR1RP1D
Relief valve	210 kgf/cm ²	OR-G03-P
Solenoid Valve	24 V	4WE100-A0/LG24N
Cylinder	15 cm	Double rod
Servo valve	38 l/min	J076-103
Servo Amp.	±75 mA	J121-001
Potential meter	20 cm	
Oscilloscope	100 Mhz	54600B
PentiumII-450	450 Mhz	IBM Compatible
DAC	12 bit	PCL-818
Power Supply	200 W	ED-330

경망의 각각의 가중치는 출력 상태값을 근거로 실시간으로 진화전략알고리즘을 적용하여 매 순간 갱신(Update)됨으로써 실시간으로 학습제어가 가능하다[23][24]. 유압 서보 시스템의 실험 장치에서 사용된 장비의 제원은 Table 1에 나타내었다.

IV. 실험 결과 및 고찰

진화 알고리즘을 이용한 실시간 적응 학습제어 알고리즘의 적용가능성을 실험적으로 검증하기 위해서, 진화전략 알고리즘을 이용하여 실시간으로 신경망의 가중치를 갱신하는 과정을 그림 6에 나타내었다. 신경망은 일반적인 다층퍼셉트론(Multilayer perceptron)의 구조를 따르고 있으며, 1개의 입력층, 1개의 히든층(Hidden layer), 1개의 출력층으로 구성되어 있다. 입력노드는 시스템에서 발생하는 오차량과 오차량의 변화율로 구성된 2개의 노드와 10개의 노드로 구성된 히든층, 출력층에서는 제어입력을 출력하는 1개의 노드로 구성되어 있다. 그림에 나타낸 바와같이 실시간 학습을 위해서 매 샘플링 시간마다 시스템의 출력 상태값을 근거로 제어의 결과 발생한 오차량의 변화율을 이용하여, 학습의 성공과 실패를 평가함수(Fitness function)에서 판단하며, 진화 알고리즘에서의 갱신하는 가중치를 바탕으로 신경망 네트워크가 제어입력 u^t 를 샘플링타임 마다 발생시킨다[25]-[27]. 이러한 제어입력은 유압서보 시스템을 구동하고 실시간 적

응 학습 제어기는 센서로부터 출력을 바탕으로 기준입력과 비교함으로써 매순간 오차량을 계산하여 새로운 학습데이터를 생성한다. 실험에서 적용한 샘플링 시간은 1[ms]이고, 오차량과 오차량의 변화율을 신경망의 입력으로 하였으며, 시스템의 출력을 근거로 오차량의 변화율을 평가의 기준으로 적용하였다.

자연세계에서 진화시에 매 세대마다 진화하기 위해서는 새로운 개체의 생성이 반드시 필요하다. 따라서 실시간 학습을 위해서 진화전략 알고리즘을 적용할 경우 매 샘플링 타임마다 새로운 개체를 생성하는 것이 매우 중요하며, 이러한 개체의 생성과 평가에 따라 시스템의 학습능력이 결정되어진다. 그러므로 실시간 적응 학습제어기는 매 샘플링 타임마다 성공 · 실패를 체크하고 성공 · 실패에 따른 개체의 평가 선택에 의하여, 적자 생존한 우수개체는 매 순간마다 돌연변이를 발생시킨다.

그림 7에서 나타낸 실험결과에서 보는 바와같이 제시한 알고리즘의 학습성공에 의해 실제실험에서도 적응학습 제어가 잘 이루어짐을 알 수 있다. 그림 7에서 보면 0.25[s]정도의 정착시간을 나타내고 있으며, 정상상태 도달 후 안정적인 값을 유지함을 알 수 있다. 위의 실험결과는 실시간 적응학습제어기를 통한 실시간 학습결과를 나타내고 있으므로, 실

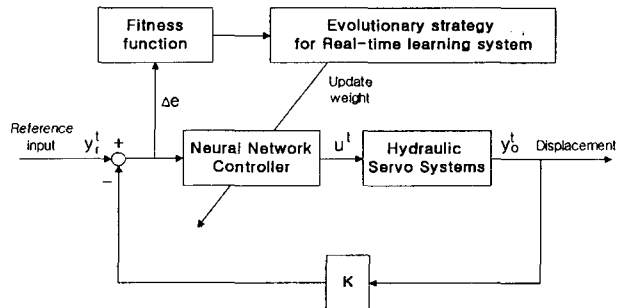


그림 6. 진화 알고리즘을 이용한 실시간 학습 시스템의 블록선도.

Fig. 6. Block diagram of the real-time learning system using evolutionary algorithm.

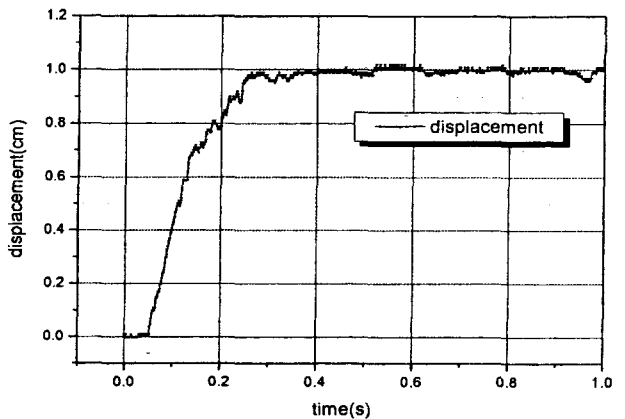


그림 7. 진화 알고리즘을 이용한 실시간 학습 시스템의 실험 결과.

Fig. 7. The experimental result of real-time learning system using evolutionary algorithm.

제 실험 시 매번 결과의 차이가 조금씩 발생하므로 상승시간이나 정착시간과 같은 일반적인 평가로써 제어성능을 고찰하는 것이 아니라 실시간 학습적 측면에서 고찰해야 한다.

따라서 위의 그림에서 나타난 실험결과는 여러 가지 결과 중의 하나이며, 제시한 알고리즘의 성공률은 10초 이내에 91%의 성공률을 나타내고 있으며[28], 실시간으로 학습 제어하는 알고리즘 특성상 시간의 경과에 따라 학습성공률은 증가한다. 따라서 시스템에 대한 정확한 지식이 없더라도 이러한 학습기법을 적용함으로써 실제시스템의 제어가 가능하며, 제어기의 학습이 시스템의 매 순간 순간의 출력을 근거로 이루어지므로 시간에 따라 시스템의 특성이 변화하는 곳에서도 이러한 기법을 적용하는 것이 가능하다.

V. 결론

본 연구에서는 실시간으로 적응 학습하는 알고리즘의 실험적 검증을 위하여 유체의 비선형성이 매우 강한 유압시스템에 알고리즘을 적용한 실험결과를 비교 고찰함으로써 새로운 실시간 학습제어 알고리즘의 타당성을 검증할 수 있었다. 한편 진화전략 알고리즘의 실시간 학습을 위하여 개체수를 줄이고 매 샘플링 시간마다 재생산, 평가, 선택의 과정을 행하였으며, 실시간성 보장을 위한 경쟁 개체 수를 줄였을 때의 문제점을 오차에 의한 자동 탐색 범위 조정으로 해결하였다.

본 논문에서 제시한 제어알고리즘의 적용으로 인하여 시스템에 대한 전문적인 지식이 없는 사람이 제어기를 설계하고자 할 때나, 시간에 따라 플랜트의 특성이 조금씩 변화하는 시스템의 제어기의 설계에 널리 사용 가능성을 실험적으로 검증하였다.

참고 문헌

- [1] N. Saravanan and D. B. Fogel, "Evolving neurocontrollers using evolutionary programming," *IEEE Conference on Evolutionary Computation*, vol. 1, IEEE Press, Piscataway, NJ, pp. 217-222, 1994.
- [2] N. Saravanan and D.B. Fogel, "Eolving neural control systems," *IEEE Expert*, vol. 10, No. 3, pp. 23-27, 1995.
- [3] D.B. Fogel, "A 'correction' to some cart-pole experiments," *Evolutionary Programming VI*, MIT Press, pp. 67-71, 1996.
- [4] D. B. Fogel, "The Advantages of evolutionary computation," *Proc. of BCEC97: BioComputing and Emergent Computation*, World Scientific, Singapore, pp. 1-11, 1997.
- [5] D.B. Fogel and L.J. Fogel, "Preliminary experiments on discriminating between chaotic signals and noise using evolutionary programming," *Proceedings of the First Annual Conference*, MIT Press, pp. 512-520, 1996.
- [6] K. Chellapilla and D. B. Fogel, "Two new mutation operators for enhanced search and optimization in evolutionary programming," in *Applications of Soft Computing*, *Proc. SPIE*, vol. 31:65, pp. 260-269, 1997.
- [7] T. Back, F. Hoffmeister, and H. P. Schwefel, "A survey of evolution strategies," *Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 2-9, Morgan Kaufmann, 1991.
- [8] T. Back and H. P. Schwefel, "Evolutionary computation: An overview," *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 20-29, 1996.
- [9] D. B. Fogel, "Evolutionary computation : Toward a new philosophy of machine intelligence," Pisonaway, NJ : IEEE Press. 1995.
- [10] E. Vonk, L. C. Jain, and R. P. Johnson, "Automatic generation of neural network architecture using evolutionary computation," World Scientific Publishing Co., 1997.
- [11] D. B. Fogel and J. W. Atmar, "Comparing genetic operators with gaussian mutations in simulated evolutionary processes using linear systems," *Biological Cybernetics*, vol. 63:2, pp. 111-114, 1990.
- [12] T. Back, "Evolutionary algorithms in theory and practice," *Oxford NY*, 1996.
- [13] H. P. Schwefel, "Evolution and optimum seeking," *John Wiley NJ*, 1995.
- [14] Z. Michalewicz and D. B. Fogel, "How to solve it : Modern heuristic," Springer Verlag, pp. 161-184/335-341, 2000.
- [15] E. Sanchez and M. Tomassini, "Toward evolvable hardware : The evolutionary engineering approach," Springer Verlag, pp. 19-47/221-249, 1996.
- [16] T. Back, U. Hammel, and H. P. Schwefel, "Evolutionary computation : Comments on the history and current state," *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 3-17, 1997.
- [17] D. B. Fogel, "An introduction to simulated evolutionary optimization," *IEEE Transaction on Neural Network*, vol. 5, no. 1, pp. 3-14, 1994.
- [18] S. Haykin, "Neural networks : A comprehensive foundation," second Ed. 1999, Prentice-Hall Inc.
- [19] J. S. Jang, C. T. Sun and E. Mizutani, "Neuro-fuzzy and soft computing : A computational approach to learning and machine intelligence," Prentice-Hall Inc., 1997.
- [20] S. O. Chang and J. K. Lee, "New approach to real time adaptive learning control of neural networks based on an evolutionary algorithm(1)," *2001 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, 12-16, June, 2001.
- [21] L. Martha Abell et al., "The mathematica handbook," Boston : Academic Press., 1992.
- [22] User manual, "PLC818 High performance data acquisition card with programmable gain," Rev. A2, 1993.
- [23] C. W. Anderson, "Learning to control an inverted pendulum using neural networks," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 9, no. 2, pp. 31-37, April 1989.
- [24] A. G. Barto, R. S. Sutton, and C. W. Anderson, "Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problem," *IEEE Transactions on Systems*, vol. 13, no. 5, pp. 835-846, September/October 1983.
- [25] S. Geva and J. Sitte, "A cart experiment benchmark for trainable controllers," *IEEE Control Systems*, vol. 13, no. 5, pp. 40-51, 1995.

- [26] R. S. Sutton, "Learning to predict by the methods of temporal differences," *Machine Learning*, vol. 3, pp. 9-44, 1988.
- [27] R. S. Sutton and A. G. Barto, "Reinforcement learning : An

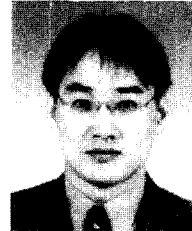
introduction," The MIT Press, 1998.

- [28] 장성욱, 이진걸, "실시간 적응 학습제어를 위한 진화연산(I)," *대한기계학회 춘계학술대회 논문집 B*, 제주대학교, pp. 724-729, 2001.



이진걸

1940년 9월 10일생. 1969년 건국대 축산학과 졸업. 1973년 Kyoto대학 대학원 석사. 1976년 동대학원 박사. 1977년~현재 부산대학교 기계공학부 교수. 관심 분야: 유압제어 및 계측.



장성욱

1972년 9월 8일생. 1995년 부산대학교 정밀기계공학과 졸업. 1997년 동대학원 석사. 1998년~현재, 부산대학교 지능기계공학과 박사과정, 부산대학교 정밀정형연구소 전임연구원. 관심 분야: 지능제어 및 유압제어, 실시간 적응 학습제어, 강인제어.