

개선된 카오스최량화방법에 의한 구름신경망학습

김성진, 박은순

선행연구[1]에서는 정규구름신경망의 학습을 BP법을 리용하여 진행하였는데 이 방법은 대역적최량폴이를 찾지 못하고 국부최량폴이에 빠지는 부족점을 가지고있다.

선행연구[2]에서는 표준카오스최량화방법에 의한 함수최량화문제를 논의하였는데 이 방법은 최량폴이가 랑끝쪽에 있는 폴이에 대하여서는 정확히 탐색하지 못하는 부족점을 가지고있다.

논문에서는 대역적최량탐색능력이 높으면서도 구조가 간단한 삼각형구름신경망의 학습방법을 제안하고 모의실험을 통하여 효과성을 검증하였다.

1. 삼각형구름신경망의 구조

삼각형구름신경망으로는 일반적으로 다입력다출력체계를 표시할수 있다.

다입력다출력체계는 다입력1출력체계로 변환할수 있으므로 여기서는 다입력1출력체계에 대해서만 고찰하기로 한다.

삼각형구름신경망의 구조는 그림 1과 같다.

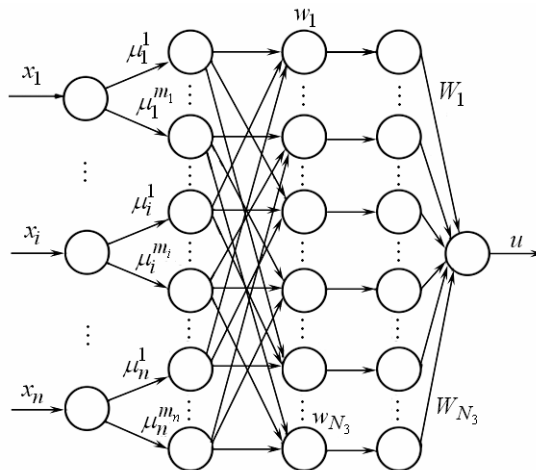


그림 1. 삼각형구름신경망의 구조

그림 1에서 매 층의 기능은 다음과 같다.

제1층은 입력층으로서 세포수는 $N_1 = n$ 이며 층의 매 세포들은 직접 입력벡터의 원소 x_i 와 연결된다.

이 층의 기능은 입력 $[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 를 다음 층으로 전달하는데 있다.

제2층의 매 세포들은 하나의 구름모형을 대표하며 세포수는

$$N_2 = \sum_{i=1}^n m_i$$

이다.

이때 매 세포들은 다음과 같은 성원구름함수들로 표시된다.

$$\mu_A(x^0) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{x^0 - Ex}{En'} \right|, & |(x^0 - Ex)| \geq |En'| \\ 0, & \text{그밖의 경우} \end{cases} \quad (1)$$

제3층의 매 세포는 하나의 x 조건구름모형규칙을 대표하는데 여기서는 다음과 같은 n 차원규칙 x 조건구름모형을 계산한다.

$$w_j^i = \begin{cases} \left(1 - \left| \frac{x - Ex_{x_1}}{En'_{x_1}} \right| \right) \dots \left(1 - \left| \frac{x - Ex_{x_m}}{En'_{x_m}} \right| \right), & |x - Ex_{x_l}| \leq |En'_{x_l}| \\ 0, & \text{그밖의 경우} \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $i=1, 2, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, N_3$, $l=1, 2, \dots, g$ (g 는 전건부변수들의 구름방울개수)이며 En'_{x_i} 는 기대값이 En_x 이고 분산이 He_x 인 정규분포의 우연수를 표시한다.

제3층의 총 세포수는

$$N_3 = \sum_{i=1}^n m_i$$

이다.

제4층에서는 다음과 같은 정규조건구름모형을 생성한다.

$$\overline{w_j^l} = \frac{w_j^l}{\sum_{j=1}^{N_3} w_j^l} \quad (3)$$

제4층의 신경세포수는 제3층의 신경세포수와 같다.

제5층은 출력층으로서 출력성원구름함수를 단점성원구름함수로 하는 경우 출력성원구름함수의 파라미터로서는 출력성원구름함수의 기대값 즉 $u_{j,q}^l = Ex_{u_q^l}$ 뿐이고 역구름사영기로 무게평균법을 적용하면 1개의 파라미터가 출력된다.

2. 병렬가변축소를카오스최량화방법에 의한 구름신경망의 학습

구름신경망의 학습과정은 구름신경망의 파라미터들인 성원구름함수의 기대값, 분산, 초분산과 동시에 망구조를 조종대상의 출력이 희망하는 출력과 일치하도록 조정하는것이다.

구름신경망에서 학습해야 할 파라미터개수 ς 는 제2층에서의 성원구름함수의 파라미터들인 기대값, 분산, 초분산, 제4층과 제5층의 무게결수들이므로 다음과 같이 계산된다.

$$\zeta = 3 \times \sum_{i=1}^n m_i + \prod_{i=1}^n m_i = 3 \times \Lambda + \Gamma \quad (4)$$

또한 구름신경망의 구조와 파라미터를 학습시키기 위한 평가함수는 대상의 출력을 목표출력값에 일치시키기 위한 조종의 정확도요구와 망구조의 간단성의 두 측면을 고려하여 다음과 같이 설정한다.

$$J_1 = \min(E + \lambda C') \quad (5)$$

여기서 E 는 체계오차로서

$$E = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (r(t) - y(t)) \quad (6)$$

로 표시되며 $r(t)$ 는 체계의 목표출력, $y(t)$ 는 체계의 실제출력이다. 그리고

$$C' = \sum_{j=1}^{N_3} \frac{(W_j / \psi)}{1 + (W_j / \psi)} \quad (7)$$

이다. W_j 는 제4층으로부터 제5층으로의 무게결수이고 상수 ψ , λ 는 각각 $0.1 > \psi > 0$, $0.5 > \lambda > 0$ 이다. 또한 (W_j / ψ) 는 W_j 의 값이 ψ 값에 따라 달라진다는것을 의미한다. 즉 제4층에서부터 제5층에 이르는 무게결수값 W_j 와 제3층, 제4층에서의 규칙개수가 1대1 대응되는데 그것의 개수에 따라 망의 구조가 결정되는것으로 되므로 W_j 의 값을 작은 정수 ψ 와 비교하여 그 결과가 $|W_j| \leq \psi$, $j=1, 2, \dots, \Lambda$ 이면 이 무게값을 0으로 하고 이 규칙을 반영하는 신경세포와 대응한 입출력연결을 제거한다.

또한 평가함수식에 들어있는 λ 는 무게결수로서 체계의 오차정확도에 70%의 무게를 주고 망구조에 30%까지의 무게를 부여한다는것을 의미한다.

앞에서 본바와 같이 체계의 요구되는 학습파라미터개수는

$$\zeta = 3 \times \sum_{i=1}^n m_i + \prod_{i=1}^n m_i \quad (8)$$

이므로 ζ 개의 초기값을 취하여 병렬카오스탐색을 진행한다.

이제 병렬가변축소룰카오스최량화방법을 리용하기 위하여 로지스틱크넘기기

$$\alpha_{s+1} = 4\alpha_s(1 - \alpha_s), \quad s=1, 2, \dots, N, \quad \alpha_0 \in (0, 1) \quad (9)$$

을 보자.

웃식에서 $\alpha = (\alpha_{1, s}, \alpha_{2, s}, \dots, \alpha_{\zeta, s})$ 이고 N 은 카오스학습차수를 의미한다.

(0, 1)구간내에서 ζ 개의 서로 다른 매우 작은 초기값을 취하고 웃식에 대입하여 ζ 개의 서로 다른 카오스변수 $\{\alpha_s\}$ 를 만든다. 이때 α_s 는 0부터 1사이의 값을 취하고 구름신경망의 무게 W_j 와 전전부성원구름함수의 기대값 Ex_{x_i} 는 $-1 < W_j$, $Ex_{x_i} < 1$ 의 값을, 성원구름함수의 분산과 초분산은 $0 < En_{x_i}$, $He_{x_i} < 1$ 의 값을 취하므로 구하려는 구름신경망조종기설계파라미터들을 결정하려면 다음식으로 변환해야 한다.

$$\begin{aligned} P_{\rho, s} &= -2\alpha_{\rho, s} + 1, \quad \rho=1, 2, \dots, \Lambda, \Lambda+1, \dots, \Lambda+\Gamma \\ P_{\xi, s} &= \alpha_{\rho, s}, \quad \xi=\rho+1, \dots, \rho+\Lambda, \rho+\Lambda+1, \dots, \rho+2\Lambda \end{aligned} \quad (10)$$

매 카오스변수가 모두 대응한 변수구간에 놓이도록 하기 위하여 식 (10)과 같은 변환식을 리용한다.

우에서 본 식을 카오스최량화방법의 변수로 하여 평가함수 E 가 최소로 되도록 구하면 구름신경망의 파라미터들을 학습하는것으로 된다.

삼각형구름조종기의 파라미터들을 최량화하기 위한 병렬가변축소률카오스최량화알고리즘은 다음과 같다.

① 구름신경망조종기에서 확정하려는 파라미터개수를 $\zeta = 3 \times \Lambda + \Gamma$ 로 하고 (0, 1)구간 내에서 ζ 개의 서로 다른 초기값을 우연적으로 취한다.

② 앞에서 얻은 초기값들을 식 (9)에 대입하여 ζ 개의 카오스궤도변수들을 얻는다.

③ 식 (6)을 리용하여 변환한 ζ 개의 변수들을 구름조종기출력식에 대입하여 조종력을 계산한 다음 체제모형식에 대입하여 식 (5)에 기초한 성능지표 J_1 을 계산한다.

④ 만일 완료조건이 만족되면 탐색을 완료하고 ⑤으로 이동하며 그렇지 않으면 ②으로 되돌아간다.

⑤ 체제성능지표의 최소값을 찾고 그때의 최량풀이들을 출력한다.

3. 모의실험 및 결과분석

모의실험을 위하여 간단히 2입력1출력을 가진 구름신경망조종기를 고찰하자.

입력이 오차 e 와 오차변화률 de/dt 이고 척도화한 후의 변수구간이 $[-1, 1]$ 이라고 할 때 척도화한 후의 변수들을 e, ec 라고 하고 그것을 구름조종기의 입력으로 한다.

이때 파라미터들을

$$\eta_W = 0.1, \eta_{Ex} = 0.001, N = 10^3, M = 10^3, \lambda = 0.25, \psi = 0.05$$

로 취한다.

한편 모의하려는 대상이 다음과 같은 2차지연체제

$$G(s) = \frac{ke^{-\tau s}}{T_1 s^2 + T_2 s + 1}$$

이고 그것의 매 파라미터가 $k=5, T_1=4, T_2=5, \tau=0.2$ 이며 구름조종기의 입력변수의 구름분할수가 각각 7이라고 하자.

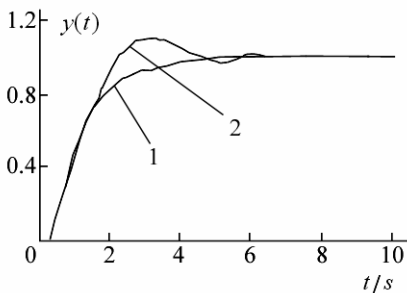


그림 2. 조종을 진행한 후의 응답곡선
1-제안한 방법, 2-BP법

우선 병렬가변축소률카오스최량화방법을 리용하여 구름신경망을 훈련시켜 얻은 구조와 파라미터에 기초하여 여유신경세포들을 제거한다. 다음 훈련하여 얻어진 구름신경망의 제4층과 제5층에로의 결합무게값 W_j 를 얻는다.

체제의 로바스트성을 시험하기 위하여 대상의 파라미터를 변화시켜 조종을 진행한 후의 응답곡선을 그림 2에 보여주었다.

모의실험곡선으로부터 알수 있는바와 같이 제안한 방법으로 조종을 진행한 응답곡선은 과조절량이

작고 진동이 없으나 BP법에 의한 구름신경망조종기를 리용하여 조종한 응답곡선은 과조절과 1개 주기의 감쇠진동이 있으며 과도시간도 제안한 방법보다 1s정도 느리게 되었다.

조종대상의 파라메터가 변할 때도 역시 진동이 없고 과조절이 없이 조절된다는것을 알수 있다.

맺 는 말

개선된 카오스최량화방법으로 삼각형구름신경망의 학습알고리즘을 제안하고 모의실험을 통하여 그 효과성을 검증하였다.

참 고 문 헌

- [1] 박은순 등; 자동조종학회지, 1, 16, 2016.
- [2] 刘常星 等; 系统仿真学报, 16, 11, 2417, 2004.

주체107(2018)년 11월 5일 원고접수

The Study of Cloud Neural Network by the Advanced Chaos Optimization

Kim Song Jin, Pak Un Sun

We proposed the triangle cloud neural network having not only a higher global optimization search ability but being simple in structure. We proposed the method for realizing learning through the neural network with the improved chaos optimization method and verified the effectiveness through the simulation experiments.

Key words: cloud neural network, chaos optimization