

점진적 구조설계를 위한 다단계 인공신경망 Multi-Level Neural Networks for Progressive Structural Design

김 남 희¹⁾
Kim, Namhee

장 승 필²⁾
Chang, Sung-Pil

이 승 철³⁾
Lee, Seung-Chol

ABSTRACT

Artificial neural networks(ANN) have been exploited where the relationship among information is very complicated and nonlinear. It is appropriate to computerize the information and knowledge used in the preliminary design stage where it lacks of formality of representation of designers' experience and intuition. However, most designers start the preliminary design stage with very little information. Therefore, the ANN model for this stage must be designed to have input much less than output. This case usually causes big troubles such as in learning time, convergence and reliability of solutions. To address this problem, this paper proposes multi-level neural networks for progressive structural design considering that all the design information can not be obtained at a time but are growing gradually. The use of multi-level networks developed in this paper has been proved its validity by applying it to the preliminary design of cable-stayed bridges.

1. 서론

구조설계란 주어진 요구조건을 만족하는 최적의 구조형태를 구성하는 설계변수를 결정하는 작업을 말한다. 초기단계에서 설계변수에 대한 최적치를 구하기는 대단히 어려운 일이며, 여러 가지 다양한 설계대안들에 대해서 수차례의 설계과정을 반복하여 가면서 최적의 해답을 찾는 것이다. 이러한 설계과정은 일반적으로 크게 세단계로 나눌수 있다. 첫째로 개념적 설계, 둘째로 구조해석, 맨 마지막으로 상세설계이다. 이 가운데 개념적 설계단계에서 대부분 설계자의 경험이나 직관에 근거하여 창의적인 작업이 이루어지며, 이 때 결정된 구조 형태에 대

1) 서울대학교 지구환경시스템공학부 계약조교수

2) 서울대학교 지구환경시스템공학부 교수

3) 서울대학교 토목공학과 대학원 석사졸업

한 설계변수의 값은 전체적인 구조설계의 질을 좌우한다. 지금까지의 기존 경험이 많이 축적되어 있는 분야에서는 개념적 설계단계에서 기존 경험을 이용한 설계 대안제의 생성의 시스템화에 대한 연구가 다양하게 이루어지고 있다. 특히, 기존 경험과 기술자의 직관에 대한 정보들은 대체로 복합적이며 비선형적이라는 문제점이 시스템화 작업에 가장 커다란 문제점으로 도출된다. 이를 해결하기 위해서, 구조설계 작업내용의 정형화 모델링에서 시작하여 논리적인 프로그래밍 언어나 인공지능의 개념들을 도입하여 시스템 구현에 이르기까지의 다각적인 연구가 시도되어 오고 있다[1,2,3].

초기에 비교적 불완전하고 부족한 정보만을 가지고 합리적인 설계 대안제의 도출이 가능하다는 장점 때문에 최근 인공지능망을 이용한 개념적설계의 시스템화에도 많은 관심이 모아지고 있다. 이에 부응해서 본 저자들은 참고문헌[1]에서 최근 모멘트의 분포도 균일하게 할 수 있고, 교각의 숫자 또한 일반 교량보다 크게 경감시킬 수 있으며, 구조형식의 다양성과 미관이 뛰어나다는 장점 때문에 건설 수요가 늘고 있는 사장교의 초기구조설계에 대해서 인공지능망을 적용해 보고 그 효용성을 살펴보았다. 그러나 인공지능망의 학습면에서 구조설계 초기단계 특성상 적은 입력으로 상대적으로 상당히 많은 출력을 유도하는 방법에 대해서는 학습시간과 해의 수렴에 대한 안정성 문제가 야기되었다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 개념적 설계단계를 실무 중심의 관점에서 몇 단계로 구분하고 각 단계에 적합한 인공지능망을 구축하여 점차적으로 증가하는 입력과 쌓여져 가는 출력으로 최종 결과값을 구하는 다단계 인공지능망을 제시하고자 한다. 연구범위는 사장교 초기구조설계단계에서 가장 중요시되는 구조적 형상의 결정에 대한 것으로 제한한다. 즉, 사장교의 경간장 배치, 주탑의 높이, 케이블 수효와 배치간격의 결정등 구조적 형상을 결정하는 과정이며, 이렇게 결정된 설계자료들은 구조적 성능뿐 아니라, 경제성 확보, 시공성, 미관 등에 커다란 영향을 미치게 된다. 사장교에 대한 설계자료는 그 동안 많이 축적되어 있으므로 초기구조설계 단계에서 기존의 설계경험들을 이용하는 것은 바람직하다고 생각된다.

본 논문의 구성은 먼저, 실무적으로 진행되는 초기구조설계 흐름도를 파악하고, 이에 근거해서 다단계 인공지능망을 선정하는 것에 대해서 먼저 설명한다. 각 단계별에 적합한 인공지능망을 설계하는 과정을 언급하고, 본 연구에서 제시한 다단계 인공지능망으로 부터 얻은 해의 적합성을 검증한다. 마지막으로, 새로운 문제에 적용해 봄으로써 실용성을 살펴본 후, 본 연구에 대한 결론을 맺는다.

2. 초기구조설계와 다단계 인공지능망 모델 선정

실무적으로 수행되는 구조설계와 관련해서 인공지능망 모델을 선정하기 위해서는 구조물에 대한 설계과정을 살펴보고 이를 토대로 설계변수의 값들이 어떠한 방식으로 성장해 나가는지 분석하고 이를 근거로 인공지능망의 입력층과 출력층에 대한 노드 변수들을 정해야 된다. 본 연구에서 선정한 사장교 초기구조설계에 대한 설계 순서도와 관련 주요설계변수들을 표 1과 같이 정리할 수 있으며, 이 표에서 보여주는 바와 같이 구조물의 설계 정보는 점차적으로 증가되는 성장형임을 알 수 있다. 사실상 설계자의 기호나 설계요구조건에 따라서 상이할 수 있으나, 본 연구에서는 일반적인 흐름을 객관화하여 정리한 것이다. 사장교의 초기설계에서 가장 핵심적인 부분은 구조물의 구조적 거동을 지배하는 기하학적 형상을 결정하는 것이다. 이 과정에 대해서 하나의 신경망

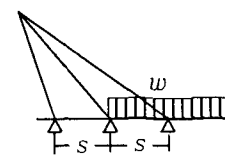
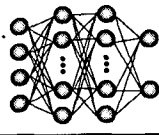
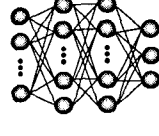
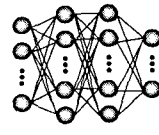
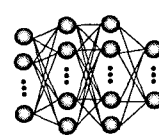
단계	설계조건	결정되는 주요설계변수
1	차선평폭	케이블 거치면 수(1면, 2면)
2	교량 사용성, 교량길이	경간장 분할, 타워 개수
3	경간길이	주탑높이/주경간 길이, 주탑높이
4	주경간 길이, 주탑높이	케이블 형상, 케이블 개수
5	케이블 거치면 수, 케이블 형상, 케이블 개수	타워 형상
6	교량하중, 케이블 형상, 케이블 개수	케이블 지지점 위치에서의 반력 $R_i = s \cdot w$ 
7	반력 R, 케이블 형상, 케이블 개수	초기 긴장력 $P_i = R_i / \sin \alpha_i$ 사장재단면 $A_i = R_i / (\sin \alpha_i \cdot \text{fall})$
8	사장재 축방향력, 타워형상, 타워재료	타워단면가정
9	교량길이	거더재료 (200 ~ 300m: P.S. Conc. 500 ~ 600m: 합성형 600m 이상: 강상형)
10	거더단면재료, 케이블 배치 간격, 타워 형상	주요 단면성질

표 1 사장교의 초기구조설계

모델만을 구축하여서 초기구조설계에 이용한다면, 4개의 입력 노드에 대해서 12개의 출력 노드를 갖는 신경망을 구축해야 되며, 이 경우에는 학습시간이 무척 길뿐 아니라 해의 수렴도 불안정적이며, 따라서 그 결과도 신뢰하기가 어렵다. 앞서 언급하였듯이 이러한 문제점을 해결하고자 본 연구에서는 구조물의 기하학적 형상을 결정하는 과정을 표 2와 같이 크게 4 단계로 구분하고, 각 단계에서는 다층형 신경망을 이용한다. 이

때, 각 단계의 신경망의 입력층과 출력층에 대한 노드 변수들은 표 2 다단계 신경망의 입출력 변수은 점차적으로 증가하는 모델이 되도록 하였다. 점차적인 증가라 함은 선행 단계에서 구한 출력을 다음 단계의 입력으로 포함시켜 나감으로써 계속적으로 입력층의 노드 수가 증가하도록 하는 것이다. 따라서 최종적으로는 4개의 출력에 대해서 14개의 출력을 얻게 되지만, 중간과정들을 여러 단계로 나누어서 점진적으로 커지는 입출력층을 가진 신경망을 이용함으로써 보다 효율적이고 안정적인 해를 얻을 수 있다. 또한, 각 단계별로 인공신경

단계	신경망 입력	신경망 구조	신경망 출력
1	교량길이 타워 높이 차선평폭 차선평수		타워 개수 타워 형상
2	교량길이 타워 높이 차선평폭 차선평수 타워 개수 타워 형상	 입력절점 수: 6	주경간 길이 주탑높이 케이블 개수
3	교량길이 타워 높이 차선평폭 차선평수 타워 개수 타워 형상 주경간 길이 주탑높이 케이블 개수	 입력절점 수: 9	BR4 BR5 BR6 TR2 TR3
4	교량길이 타워 높이 차선평폭 차선평수 타워 개수 타워 형상 주경간 길이 주탑높이 케이블 개수 BR4, BR5, BR6, TR2, TR3	 입력절점 수: 14	BR1 BR2 BR3 TR1

망의 입력층의 노드 수가 출력층의 노드 수 보다 많도록 하였다.

3. 단계별 인공신경망 설계

인공신경망 개발을 위해서는: 1) 인공신경망의 적용 가능성 검토; 2) 인공신경망 종류의 선택; 3) 인공신경망구조(입력층 노드수, 은닉층 수, 은닉층 노드수, 출력층 노드수 등)의 설계; 4) 학습을 시키는데 주요한 요소들(가중치, 활성화함수, 학습상수, 모멘텀항등)의 결정; 5) 구현; 6) 해의 수렴성 검증과 7) 유용성 검토 작업들이 필요하다. 본 절에서는 이러한 작업내용중 중요한 사항들에 대해서만 간략히 기술한다.

본 연구에서는 신경망 학습을 위하여 39개의 사장교 설계자료를 준비하였으며, 표 3은 수집한 사장교 설계자료에 대해서 실무적인 설계과정을 고려하여 입력과 출력자료로 구별한 예이다. 설계 당시 반드시 만족해야 될 기능적인 요구자료는 입력으로, 이러한 입력에 대해서 달라질 수 있는 구조적 형상에 대한 자료는 출력자료로 분류해 본 것이다. 이를 근거로 다음의 사항들을 감안하여 단계별 인공신경망에 필요한 입출력층의 변수들을 표 3과 같이 설정하였다.

1) 구조설계 실무에 이용될 수 있는 인공신경망이 되도록 입출력층을 구성한다. 따라서 사장교 설계 실무순서도에서 파악된 설계변수에 대해서 단단계 신경망들의 입출력층을 표 2와 같이 정한다. 사장교의 설계 입출력 변수에 대한 설명은 그림 1에 정의 되어있다.

2) 개념적 설계후 구조해석 단계로 이어질 수 있는 출력자료가 되도록 한다. 즉, 구조해석 모델링 정보가 생성될 수 있도록 한다. 이에, 인공신경망 얻은 설계자료에서 구조해석 자료 생성까지는 프로덕트 모델링 기법[3] 이용하여 효율적인 정보처리가 되도록 한다. 인공신경망의 학습효과를 높이고 학습자료들 상호간의 비선형성에 대한 문제점을 가급적 줄이기 위해서 설계대안의 주요 특성을 표현하는 기본 변수들(즉, base attributes)만을 학습자료로 사용한다. 신경망을 통해서 얻은 기본 변수값에 대해서 간단한 연산작업을 수행하여 얻을 수 있는 유도 변수(즉, derived attributes)로 정의한다.

본 연구에서는 기존 사장교 설계자료에 대한 신경망 학습을 위해서 비선형 자료 학습에 적합한 오류역전파(Backpropagation) 알고리즘을 선택하였다. 이방법은 관리형 인공신경망의 일종으로 신경망에 입력치가 입력되면 입력치가 가중치와 처리요소 별로 규정된 변환함수 그리고 편향치와 연산되어 계속 출력층을 향하여 진행되는

교량이름	입출력 자료									
	길이	높이	넓이	차선수	형식	타워형식	케이블수	상판	타워	케이블배치
Knie	514	114.1	27.62	4	1 tower	문형	4*4	242.15+319.0	68.7+22.9+18.6	하프형
Franklin	209.26	20.707	23	2	2 tower	캔틸레버	1*4	41.6+125.3+42.3	19.05+1.657	기타형
Maxau	292	46	30.8	4	1 tower	다이아몬드	3*4	175.2+116.8	36+10	부채형
다다라대교	1480	519	30	2	2 tower	A형	20*4	270+890+320	216+303	부채형

표 3. 사장교 설계자료의 예

다. 이 과정을 거쳐 출력층의 출력치와 이미 알고있는 출력값(정해)과를 비교하게 되고, 그 차이를 최소화하기 위하여 Gradient방법을 적용하여 다시 역방향으로 연결선의 가중치를 변환하게 된다. 오류역전파는 대부분의 경우 매우 안정된 결과를 주지만 학습속도가 느린 편이며 국부 최적화(local optima) 결과를 산출할 위험이 있는 것이 단점이다.

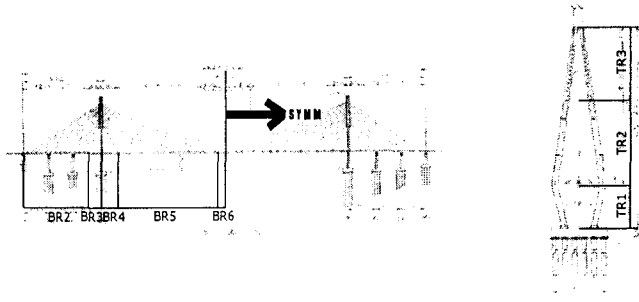


그림 1. 사장교 설계입출력변수

본 연구에서는 각 단계별 신경망의 구조는 입력층과 출력층을 포함하여 총 4개의 네트워크 층을 가진 다층형 인공신경망을 사용하였으며, 은닉층의 노드수는 표 4에서 보여주는 바와 같이 시행착오(trial and-error)의 시물레이션으로 구하였다. 경험적으로, 5층 이상의 네트워크를 이용하는 것은 시간과 비용 면에서 비효율적이라고 판단된다.

활성함수는 신경망의 학습속도에 많은 영향을 미치는데 본 연구에서는 sigmoid함수를 선택하였다. sigmoid함수는 미분가능하며 그 형태가 매우 간단하고, 비선형 이라는 점에서 Backpropagation에서 가장 많이 사용되고 있다. 노드의 입력값이 0 혹은 1에 가까운 변방의 값일 경우 중앙의 값에 비하여 상대적으로 적은 값의 output을 생성하고 중앙의 값인 경우는 반대로 상대적으로 큰 값을 생성하게 된다. 이는 인공신경망에서 사용되는 학습예제 들이 통계적으로 정규분포를 이루는 임의의 값이라고 가정한다면 많은 수를 가진 중앙값들은 학습시 변방의 값들보다는 많은 영향을 미치게 된다. sigmoid 함수는 입력값이 작으면 크게 변하고 클 때에는 작게 변하는 특성을 갖는다는 것을 의미하는데 매우 큰 입력값에 대해서 급격히 변화하는 것을 방지하고 미소한 입력값도 간과하지 않는 장점이 있다. 본 연구에서는 이러한 함수의 특성을 이용하여서 학습효과를 얻기 위해서 수집한 설계자료들을 분석하고 정규분포에 크게 어긋나는 자료들을 버리고 남겨진 39개의 사장교 자료들에 대한 각 변수 값을 0에서 1사이의 값으로 정규화하여 입출력 자료로 사용하였다.

이상에서 언급한 내용들을 반영하여 각 단계별로 얻은 인공신경망의 구조는 표 5와 같이 정리된다.

인공신경망의 학습결과가 신뢰할 수 있는지 살펴보기 위해서 학습시 사용한 출력자료와 인공신경망을 통해서 얻은 출력 결과들을 표 6과 같이 도식화 해 보았다. 대부분의 자료에 대한 오차범위는 0.02 ~ 0.03 이내로 매우 만족스러운 결과를 얻었다.

4. 인공신경망을 이용한 사장교의 초기구조설계의 예제

앞서 제시한 단단계 인공신경망을 이용하여 새로운 교량문제에 이용할 경우 그 타당성을 살펴보기 위해서 2가

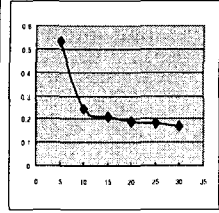
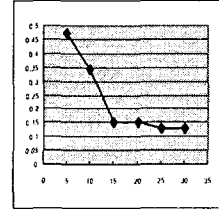
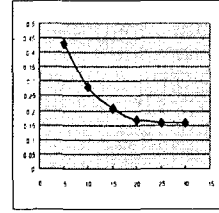
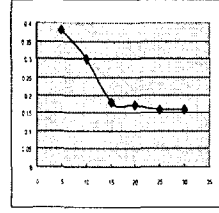
단계	입력층 절점수	은니층 절점수	출력층 절점수
1	4	 (10)	2
2	6	 (15)	3
3	9	 (20)	5
4	14	 (15)	4

표 4. 다단계 신경망의 구조

작업을 할 수 있도록 구현하는 자동화방법이다. 다른 한가지는, 초기의 적은 입력에 대해서 최종 출력값을 얻기까지의 작업과정에서 사용자의 의견을 반영하도록 허용해주는 대화식 사용법이다. 즉, 하나의 단계에서 다음 단

교량이름	입출력 자료															
	길이	높이	넓이	차선수	타워개수	타워형식	케이블수	BR1	BR2	BR3	BR4	BR5	BR6	TR1	TR2	TR3
일본 쇼난도	455.8m	43m	23m	2	2	6	9	0	81.04	30.18	30.16	75.5	15.3	0.11	32.09	15.18
신설 사장교	1080m	160m	30m	4	2	3	16	0	195.75	95.75	57.54	193.57	25.43	65.67	72.03	48.4

표 6. 다단계 신경망을 이용한 사장교 설계 예

지의 설계문제에 대해서 살펴보았다. 그 중 한가지는 실제 설계되어서 사용되는 교량이지만 신경망 학습에 사용되지 않았던 일본 쇼난도 교량과 다른 한가지는 전혀 새로운 설계문제이다. 일본 쇼난도 교량의 경우, 주어진 설계조건은 교량 전장 455.8m, 타워 높이 43m, 교량폭은 23m인 2차선 교량이며, 또 다른 새로운 경우의 설계조건은 교량 전장 1080m, 타워 높이 160m, 교량폭은 30m인 4차선 교량이다. 이에 대한 인공신경망 수행결과는 표 6과 같이 16개의 케이블로 배치된 수정된 하프 형상의 대칭 구조, 수정 A형의 타워시스템을 제시해 주고 있다.

5. 결론

구조물의 초기구조설계와 같은 비선형문제, 특히 입력자료에 비해서 얻고자 하는 출력자료가 많은 경우에는 실무적인 상황을 잘 고려하여 본 연구에서 제시하는 바와 같이 다단계 인공신경망을 구축하여 사용하는 것이 다음과 같은 사항에서 장점을 얻을 수 있었다.

1) 인공신경망의 입력층 수가 출력층의 수보다 많아지도록 신경망모델을 설계할 수 있다. 이는 신경망 학습시간과, 해의 수렴성 속도가 빨라지게 되며, 신경망으로부터 구한 해에 대한 신뢰도를 높일 수 있다.

2) 초기구조설계 단계의 전과정을 시스템화 할 경우 단계별로 구분된 인공신경망의 이용은 2가지 형태로 사용될 수 있다. 한가지 방법은 사용자가 제시하는 초기의 적은 입력에 대해서 최종 출력값을 얻기까지 시스템이 스스로 다단계 인공신경망의

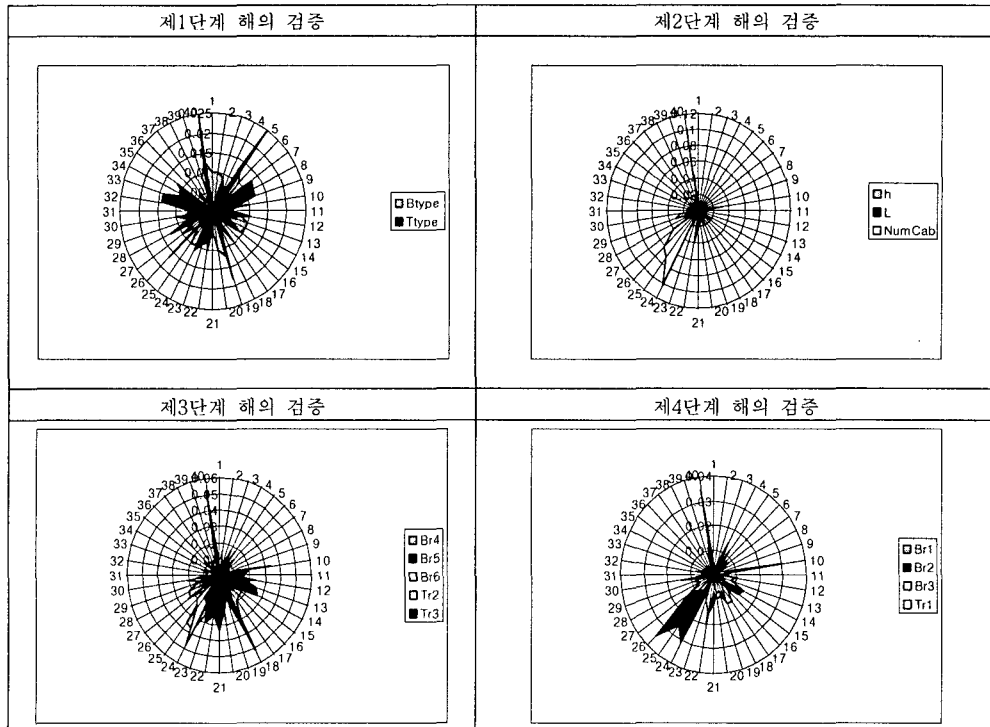


표 5. 다단계 신경망 학습결과 검증
 계로 진행될 때에 사용자가 신경망의 결과를 근거로 수정 또는 새로운 입력을 가지고 신경망을 이용할 수 있는 사용자 개방형방법이다.

초기구조설계의 결과는 계속적으로 이루어질 후속작업에 매우 중요한 영향을 미치며 궁극적으로 설계의 질을 높이고 작업시간을 좌우하는데 결정적인 역할을 한다. 지금까지 초기구조설계는 경험이나 직관들을 컴퓨터로 표현할 수 있는 정형화된 방법들이 부족하여서 전산화시키기 어렵다는 논제에 직면해오고 있었다. 본 연구에서는 인공지능 기법이라는 신기술의 도입으로 이러한 문제점에 대한 새로운 해결방법을 확증하게 되었다. 인공신경망은 학습데이터 수집법과 그 양 및 질의문제, 사용하는 모델의 구조등에 따라서 얻게될 결과물이 크게 달라질 수 있다. 이 때, 본 연구에서와 같이 구조설계와 같은 공학적인 분야에서 인공신경망을 사용할 경우에는 인공신경망의 본질적인 면을 이론적으로 개발해서 사용하는 것도 좋은 방법일 수 있지만, 이 보다는 실제로 적용하고자 하는 분야에 대해서 새로운 개념을 적극적으로 도입하려는 시각으로 관련된 작업흐름의 분석을 달리 해보는 것도 매우 중요하다고 생각된다.

감사의 글

본 연구는 서울대학교 지진공학연구센터와 두뇌한국21 지원에 의한 것으로써 이에 감사드립니다.

6. 참고문헌

1. 김 남희, 이 승철, 장 승필 “인공신경망을 이용한 사장교 초기구조설계시스템 개발”, 한국전산구조공학회 학술발표회 논문집, 1999.
2. Abhijit Mukherjee and Jayant M. Deshpande, “Modeling Initial Design Process Using Artificial Neural Network”, Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE, 9(3), 1995, 194-200
3. Namhee Kim and Sung-Gul Hong, “Entity-Based Product and Process Models for Structural Design”, Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE, 9(3), 1998, 194-200
4. Martin T. Hagan, Howard B. Demuth and Mark Beale, Neural Network Design PWS Publishing Company, 1996