

셀룰러 이동 통신망의 효율적인 채널할당을 위한 신경회로망 방식의 적용

(Neural Network Method for Efficient Channel Assignment of Cellular Mobile Radio Network)

金泰善*, 郭成植*, 李鍾浩**

(Tae Seon Kim, Sung Sik Kwak and Chong Ho Lee)

要約

본 논문에서는 셀룰러 이동 통신망의 효율적인 채널 할당을 위한 방법으로, 2단계 신경회로망 구조를 갖는 새로운 방식을 제시한다. 1단계에서는 서비스 대상지역의 셀들을 비인접 그룹들로 재구성하고 2단계에서는 재구성된 각 그룹에 간섭없이 사용가능한 최대수의 채널들을 할당하여 채널 재사용 효율을 높였다. 제안 방식은 6각 형태의 19개의 셀로 구성된 지역에서 18개의 채널을 활용하는 실험 대상 통신망에 적용하여 그 효용성을 입증하였다. 평균 2 Erl/Cell 에서 8 Erl/Cell 범위의 연속적인 트래픽 요구량에 대하여 제안방식을 이용한 실시간 채널할당 결과, 기존의 고정채널할당방식(SCA)에 비해 호손율을 최고 16 % 까지 줄일 수 있었다.

Abstract

This paper presents the two-stage neural network method for efficient channel assignment of cellular mobile radio network. The first stage decomposes the region into non-adjacent groups of cells and the second stage assigns channels to the decomposed groups. The neural network model is tested with an experimental system of eighteen channels dedicated for nineteen hexagonal-cell region. When random call requests of average density of 2 Erl/Cell to 8 Erl/Cell are presented, the real-time channel assignment method reduces the call-blocking rate up to 16 % against the existing SCA(Static Channel Assignment) method.

1. 서론

셀룰러 이동 통신망의 기본 원리는 서비스 지역을 여러개의 셀로 분할하여 인접셀간의 주파수 간섭이 일어나지 않는 범위에서 동일 주파수를 재사용하여

보다 많은 통화요구량을 만족시키기 위한 시스템이다. 셀룰러 통신 기술을 크게 셀룰러 교환기, 기지국 설비, 이동 통신 단말기 등의 하드웨어적 기술과 기지국 및 이동 통신 교환국의 치국 및 이들 간을 연결하는 기간망의 설계, 각 기지국에 대한 채널 할당등을 담당하는 셀 계획 및 주파수 관리등의 소프트웨어적 기술로 나눌 수 있다. 셀룰러 시스템의 성능과 용량을 늘리기 위해서는 하드웨어적인 즉, 설비의 개발과 장비의 보충이 필요하게 된다. 그러나 셀룰러 시

*準會員, **正會員, 仁荷大學校 電氣工學科

(Dept. Electrical Eng., Inha Univ.)

接受日字: 1993年 3月 9日

시스템이 건설된 이후 발생하게될 트래픽 분포의 변화나 기지국 증설등에 효율적으로 대처하기 위해서는 시스템의 설계기술과 운용을 위한 채널 할당 기술을 간과할 수 없다. 즉, 제한된 주파수 용량에 반하여 이동통신에 대한 수요는 계속적으로 증가함에 따라 한정된 주파수 스펙트럼을 효율적으로 이용하기 위한 기술 개발이 요구된다. 이 문제를 채널 할당 문제(Channel Assignment Problem) 라고 하며 이는 NP-Complete 문제로 문제의 범위가 증가함에 따라 지수 함수적으로 계산량이 증가하는 탐색 문제이다. 현재까지 개발된 동적(Dynamic) 채널 할당 방식들은 대부분 수학적 알고리즘들을 이용한 방법들이었다. 이들은 트래픽 요구량이 시스템의 처리용량에 비해 적은 경우에는 주파수 스펙트럼을 효과적으로 사용하여 좋은 결과를 기대할 수 있으나 과부하의 경우는 SCA(Static Channel Assignment) 방식에 비해 동등하거나 또는 열등한 결과를 나타낸다.^[1] 이는 각 동적 채널 할당 방식이 통신망 전체의 통화 요구량 분포를 고려하지 못하고, 일정한 절차에 따라 작업을 하게 됨으로서 채널을 비효율적으로 사용하게 되기 때문이다. 또한 실제의 경우에서 처럼 복잡하고 대용량의 셀룰러 시스템에 대해서 휴리스틱 알고리즘을 이용하여 순차적으로 처리할 경우 계산량의 과다로 인한 실시간 처리의 어려움에 직면하게 된다. 이와 같이 시변하는 셀 별 통화수요에 대하여 실시간으로 대처하고 복잡한 통신망에 대하여 효율적인 관리를 하기 위해서는 신경회로망을 이용한 병렬처리 방식의 적용이 타당할 것으로 판단된다. 이와 같은 이유로 최근 신경회로망을 이용하여 문제를 풀기 위한 연구가 대두되고 있으나 현재까지 발표된 방식^{[2] [3] [4]} 들은 아직 실제의 시스템에 적용하기에는 여러 가지 문제점을 가지고 있다. 최적화 기법을 이용한 알고리즘은^{[2] [3]} 대상시스템의 채널의 수를 N, 셀의 갯수를 C 라고 했을때, 각각 $N \times C$ 개의 입 출력 뉴우런으로 구성된 홉필드 신경회로망을 필요로 하게 되므로 신경회로망의 규모가 너무 커지게 된다는 단점과 local minima 극복 노력에 따른 실시간 처리의 문제 등이 아직 해결되지 못한 상태이다. 학습을 통한 연상기억을 이용하는 방식의 경우는^[4] 그 학습패턴으로 기존의 알고리즘에 의한 최적해들을 학습시킨 것에 불과하므로 실시간 처리의 장점만이 있을 뿐 호손율과 주파수 사용 효율면으로 볼 때는 그 결과가 기존의 알고리즘에 비해 좋지못하거나 유사한 정도에 머물고 있다. 이러한 두가지 방식의 단점을 보완하여 본 논문에서는 2단계 신경회로망 구조를 통하여 연속적으로 들어오는 지역별 통화 요구량에 대하여 채널

의 이용율을 극대화하여 보다 많은 채널 수요에 실시간으로 대처하기 위한 효율적 채널 할당 방식에 대한 연구결과를 제시한다.

II. 문제의 기술

그림 1 은 셀룰러 이동통신망의 개략적 구조도이다. 셀룰러 시스템은 크게 이동국(MS, Mobile Station), 기지국(BS, Base Station), 총괄국(MTSO, Mobile Telephone Switching Office or MSC, Mobile Switching Center)의 3가지로 구성되어 있다. 이동국은 이동전화, 카 폰 등에 해당되는 장치로 무선 송수신기, 안테나 및 제어장치로 구성되어 있고 이동통신 가입자들은 이 장치를 통하여 서로 간의 송수신이 가능해진다. 기지국은 이동국과 총괄국을 연결하는 기능을 갖고 있는 기지국 무선송수신기, 안테나, 제어장치, 데이터 터미널 및 전원장치 등으로 구성되어 있다. 총괄국은 각 기지국에서 발착신되는 호를 처리하고, 모든 기지국이 효율적으로 운용될 수 있도록 하는 중앙통제 기능과 함께 공중전화망의 교환기와도 연결할 수 있는 기능을 갖고 있다. 이러한 총괄국은 제어부, 통화로부 및 주변기기로 구성되어 있으며 통화가 완료된 호에 대한 과금자료수집 기능도 갖고 있다.

이동국, 기지국 그리고 총괄국은 서로 통화회선과 테이터링크로 연결되어 있으며 각 이동국이 통화할 때는 한쌍의 송수신 무선채널을 사용하지만 이 무선채널은 어떤 특정 주파수의 채널로 고정되어 있지 않고 통화중에도 이동국의 이동에 따라 다른 무선채널로 통화채널을 변경하게 되므로 그 지역에 할당된 채널이면 어떤 채널로든지 통화가 가능하다. 또 이동전화 시스템 측면에서보면 할당된 전 채널이 동시에 이

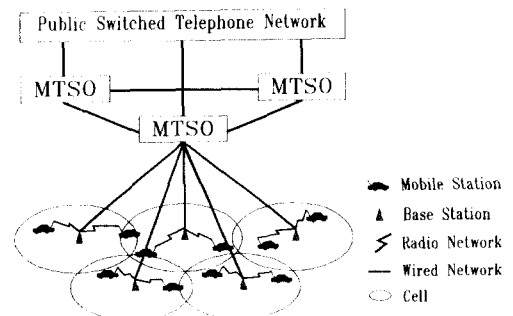


그림 1. 셀룰러 이동 통신망의 개략적 구조도
Fig. 1. Basic structure of cellular mobile radio network system.

동국과 연결되어 통화상태로 될수도 있다. 총괄국은 셀룰러 시스템의 심장부로서 제어부는 전체 시스템을 조정, 통제하고 관리하는 기능을 갖고 있다. 이동국과 기지국간의 음성과 신호 정보는 무선채널을 통해서 전송되며, 기지국과 총괄국의 음성과 신호정보 전송을 위하여는 고정된 통화회선과 데이터 링크를 사용한다.

본 논문에서는 셀룰러 시스템에서 유선망을 제외한, 각 기지국들과 이동국간의 무선 통신에 대해서만을 고려한다. 셀룰러 이동통신망 시스템에서는 이동국의 사용 주파수가 특정 채널로 고정되어 있는 것이 아니라 기지국에서 신호채널을 통하여 통화채널을 지정해주는데 따라 이동국은 그 주파수에 자동 동조된다. 따라서 인접한 셀은 다른 주파수를 사용해야 하지만 일정간격 이상 떨어져 있는 셀간에는 같은 주파수를 재사용할 수 있다. 따라서 채널 할당 문제의 최적해를 구하기 위해서는 인접 셀들간의 채널 간섭을 피하면서 채널 재사용 효율을 극대화하여 호손율(call blocking rate)을 최소로 하는 알고리즘의 개발이 필요하다. 셀룰러 시스템에서 셀의 크기는 각 셀에서의 신호세력이 유효하게 점유하는 면적으로 결정되며, 시스템모델의 설계 편의상 이론적으로 각 셀은 동일반경 R로 이루어진 육각형의 형태이며 이러한 동일형태의 셀들로서 대상지역이 구성되어 있는 것으로 가정할 수 있다. 이때의 채널 재사용거리 D는 다음의 식으로 정의할 수 있다.^[5]

$$D = \sqrt{3K} R \quad (1)$$

여기서, D 는 채널재사용거리(frequency reuse distance), K 는 채널재사용패턴(frequency reuse pattern) 이며, R 은 셀의 반경을 나타낸다.

즉, 4 cell reuse pattern의 경우는 $D = 3.464R$ 이 되고 7 cell reuse pattern의 경우 $D = 4.58R$ 이 된다. 또한 자유공간에서의 셀의 크기와 전파손실과의 관계는,

$$C \propto R^{-\gamma} \quad (2)$$

의 관계를 갖는다. 여기서, C 는 수신전파강도(received carrier power), γ 은 전파손실계수(propagation path-loss slope) 이다. 이때 주파수 재사용 거리를 결정짓기 위한 cochannel interference reduction factor q는 다음과 같은 식으로 나타낸다.

$$q = \frac{D}{R} = \gamma \sqrt[6]{\frac{C}{I}} \quad (3)$$

여기서, C / I 는 신호 대 간섭비(carrier-to-interference ratio)를 나타낸다.

본 논문에서는 채널 재사용 패턴(K) 값이 1인 시스템을 대상으로 채널 할당 신경회로망을 설계하고 실험결과를 여타 방법과 비교하고자 한다. 즉 인접 셀들을 제외한 모든 셀들에서 채널의 재사용이 허용되는 경우 $D = 1.73R$ 이 된다. 그리고 propagation path-loss slope, $\gamma = 6$ 이라 가정했을 때 이때의 C/I 기준치는 식 (3) 에 의해 약 6.5 dB 이 됨을 알 수 있다. 현재의 AMPS 방식의 아날로그 시스템에서는 C/I 비가 17 dB 이상, TDMA 방식에서는 9.5 dB 이상이 되어야 동작 가능하다는 점을 고려하면 현재의 시스템보다는 완화된 제약조건을 가정하였으나, 앞으로 주파수대역을 효율적으로 사용하기 위하여 C/I 비가 낮은 상태에서도 정확히 동작할 수 있는 시스템이 개발될 것이라는 전제하에서 문제를 설정하였다. 또한 기존의 논문들^{[3] [4]} 과 결과 비교의 편의를 위하여 가정 조건을 유사하게 설정하였다. 위와 같은 조건하에서의 채널 할당 문제는 Graph Coloring 문제와 유사한 비인접 지역들의 구분 문제에서부터 시작하게 된다. 채널 재사용 패턴값 K가 2 이상인 경우에 대해서는 홉필드신경회로망을 이용한 재사용 가능 클래스 구분 방법과 학습패턴의 재선정이 필요하게 되는데 이에 대하여 III-2 절과 IV 절에서 부가 설명된다.

III. 신경회로망의 적용

1. 구조

그림 2 는 본 논문에서 제안한 2단계 신경회로망으로 구성된 채널할당 알고리즘의 시스템 블록선도이다. 1단계는 홉필드 신경회로망을 이용하여, 대상 통신망에 대하여 효율적으로 채널을 재사용하기 위하여 대상지역 내의 셀들을 최적 class 배정하는 부분이다. 셀룰러 시스템이 다양한 크기와 형태의 셀들의 평면적 배치로 구성되었다고 가정했을 때 대상시스템의 셀들은 4개의 비인접 subset으로 항상 구분이 가능함이 알려져 있다.^[11] 여기서 같은 class로 배정된 셀들은 동시에 서로간의 간섭 없이 동일 채널들을 재사용 할 수 있게 된다. 즉, 1단계에서는 주어진 대상 지역의 기하학적 셀분포 정보로부터 4개의 재사용 가능 클래스로 구분하는 기능을 담당한다. 두번째 단계는 앞에서 구분된 각 클래스에 대하여 사용가능한 채널들을 효율적으로 배정하여 호손율을 최소로 하는 단계로서 이 과정은 역전파신경회로망을 이용한 연상 기억을 통하여 실시간으로 처리 가능하다. 즉, 그때

그때 요구되는 통화수요에 대하여 채널을 재할당하는 최선의 방안을 제시하게 된다.

마지막으로, 역전파신경회로망을 이용한 채널 배정 후에도 남겨질 수 있는 idle한 채널에 대하여 channel borrowing 과정을 통하여 채널을 필요로 하는 셀에 최대한 추가배치 하게 된다. 이때 idle한 채널의 수는 보통 소량이므로 실시간 처리에 지장을 주지 않는다.

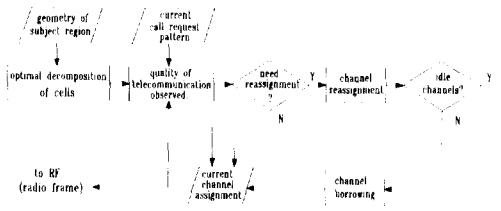


그림 2 신경회로망 적용 계통도
Fig. 2. Block diagram of the system.

2. 비인접 클래스 구분

효율적인 채널 재사용을 위한 class 배정 문제는 이미 NP-Complete 문제로 알려진 graph coloring 문제와 대비하여 풀 수 있다. Graph coloring 문제는 홉필드 신경회로망을 이용한 최적화 문제 풀이방식을 적용할 수 있고 그 결과에 대한 타당성도 입증되어 있다.^[6] 서비스 지역이 동일반경 R을 가지는 6 각셀들의 2차원적 평면으로 이루어졌다고 가정할 때 전체 지역내의 셀들은 3개의 subset이면 인접셀간의 간섭 없이 class배정이 가능하다. 이 문제를 풀기 위한 홉필드 신경회로망의 에너지함수는 다음과 같다.^[12]

에너지함수를 성분별로 나타내면,

$$E = E_1 + E_2 + E_3 \tag{4}$$

가 되며 여기서 E₁, E₂, E₃는 각각 다음과 같은 출력 패턴의 요구조건에 대응된다.

$$E_1 = K_1 \sum_i^N \sum_j^N \sum_a^L C_{ij} V_{ia} V_{ja} \tag{5}$$

E₁ 은 인접한 셀들이 서로 다른 색으로 배정될 때 그 값이 최소가 된다.

$$E_2 = K_2 \sum_i^N \left(\sum_a^L V_{ia}^2 - 1 \right)^2 \tag{6}$$

E₂ 는 모든 출력 벡터 V_i 가 단위 벡터가 되도록 하는데 기여하며,

$$E_3 = K_3 \sum_i^N \left[\left(\sum_a^L V_{ia}^2 - 1 \right)^2 - \sum_a^L V_{ia} \right] \tag{7}$$

E₃로 제약하고자 하는 조건은 각 셀당 오직 한 class 만이 할당되도록 하는 것이다.

여기서,

C : 인접행렬 (C_{ij} = 1 은 cell i 와 cell j 가 서로 인접함을 말함)

V_{ia} : cell i 가 class a 로 할당되었을 때만 '1'

N : cell 갯수

L : class 갯수 (여기서는 3임)

K_i : 각 에너지함수에 대한 가중치계수

여기서 인접행렬은 채널 재사용 패턴의 값에 따라 지형적으로 동일한 대상지역에 대하여도 변화할 수 있다. 즉, 본 논문에서와 같이 K=1로 선택한 경우에는, 인접한 셀들간의 항값만이 1로 설정되나 K 값이 증가되면, 인접행렬에서 인접셀 뿐만 아니라 간섭을 받는 모든 셀간의 항값이 1로 바뀌어서 클래스를 구분하게 된다.

상기 에너지 함수 E는 홉필드 신경회로망의 원래 에너지 함수와 마찬가지로 Liapunov 함수이어야 하고 이때 에너지 함수 E를 최소화 하기 위한 결합강도행렬 T 는 홉필드 신경회로망의 원함수, $E = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} T_{ij} V_i V_j - \sum_i I_i V_i$ 와 비교함으로써 구할 수 있다.

이와 같이 하여,

$$T_{ij}^{ab} = -K_1 C_{ij} (1 - \delta_{ij}) \delta_{ab} - (K_2 + K_3) \delta_{ij} \tag{8}$$

$$I_i = 2K_2 + K_3 \tag{9}$$

가 된다. 단 δ_{ij}는 kronecker 's delta, 즉 i=j 이면 δ_{ij} = 1, 나머지 경우는 0이 된다.

여기서 T는 홉필드 신경망의 되먹임 연결강도 행렬식으로서 T_{pq}=T_{ij}^{ab}이며 이때 p=(i-1)L+a이며 q=(j-1)L+b이다. 식 (9)의 I_i는 E가 최소점에 보다 빠르게 수렴하도록 하기위한 바이어스(bias) 값의 의미를 가지고 있다.

실제 셀룰러 시스템에 있어서 대상 시스템이 동일한 6각셀의 반복으로 구성되어 있다고 보기는 어렵다. 즉, 각 셀들은 지형조건과 주위 환경에 따라 신호세력이 점유하는 범위가 변하여 다양한 형태를 갖게 된다. 어떠한 형태의 2차원적 평면에 대하여도 3 색이면 graph coloring이 가능하므로^[6] 이 경우도 class의 수(L)를 3에서 4로 증가시킨 후 위의 알고리즘을 적용하면 동일한 방법으로 풀이가 가능하다.

그림 3 은 앞에서 설명한 홉필드 신경회로망을 이용하여 19개의 균일한 6각 셀로 구성된 대상지역에서 채널 재사용이 가능하도록 class를 배정한 예를 보여준다.

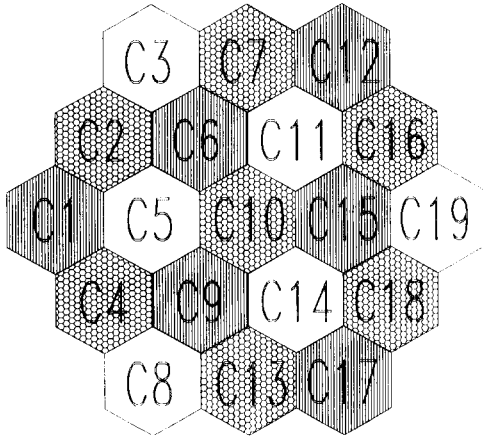


그림 3. 비인접 class로의 구분 예
Fig. 3. Three groups of non-adjacent cells.

3. 채널 배정 과정

역전파 신경회로망은 학습을 통하여 다양한 채널 요구형태에 따른 최적의 채널할당 상태를 인지한 후, 시간적으로 들어오는 트래픽 요구량의 형태에 따라 가장 적합한 채널할당을 해주는 역할을 한다. 앞의 class 구분 과정에서 홉필드 신경회로망을 이용하여 채널 재사용이 가능한 셀들이 동일 class로 배정되었다. 역전파신경회로망은 입력으로 각 셀에서의 트래픽 요구량을 받아들이고 출력으로는 신경회로망의 연상재현을 통하여 호손율이 최소화될 수 있도록 각 class에서 사용 가능한 채널들을 산출해 준다.

서비스 대상 지역이 동일 반경 R로 이루어진 육각 셀들로 이루어졌다면 채널 재사용을 위한 class의 수는 3이면 충분하다. 이때 전 지역을 통하여 동시에 공급가능한 채널의 수는,

$$\lfloor (\text{cell 수}) / 3 \rfloor \times (\text{채널 수}) \tag{10}$$

가 되고 학습패턴으로는, 동시에 사용 가능한 총 채널의 수가 위의 식과 동일한 경우에 대하여 각 class 당 채널 배정이 가능한 모든 형태를 사용한다. 이때의 채널수와 표현가능한 총 학습패턴 갯수와의 관계는 다음과 같다.

$$\text{학습패턴 갯수} = \sum_{k=1}^{n-1} n \tag{11}$$

여기서, n 은 채널 수를 나타낸다.

실제로 셀룰러 시스템에서 나타날 수 있는 각 셀에서의 채널 요구량들의 형태는 매우 다양하다. 그러나

이러한 각각의 패턴에 대하여 모두 지도출력을 갖도록 신경회로망을 구성한다는 것은 학습 자체에서의 어려움 뿐 만 아니라 신경망의 규모도 대형화 됨에 따라서 실제 구현시의 중요한 문제점이 된다. 따라서 본 제안 방식에서는 위에서 제시한 학습패턴만을 학습시킨후, 실제의 다양한 채널 요구 입력형태에 대해서는 신경회로망의 연상기억을 통하여 학습패턴 중 가장 알맞은 한 패턴을 선정하여 출력을 하게 된다.

4. Channel borrowing

역전파신경회로망을 이용한 채널 배정 결과는 3개의 class로 셀들을 분할하여 채널을 재사용하도록 하며 총 사용채널수가 식 (10)의 범위 내에 있는 패턴들에 대해서만 학습을 시켜서 사용하였다. 그러나 홉필드 신경회로망을 이용한 class 배정에 있어서 통화 요구량이 편중되는 경우 이에 적절한 class 구분을 하지 못함과 학습패턴이 모든 가능성을 다 포함할 수 없으므로 인하여 수용하지 못한 통화 요구가 존재함에도 불구하고 소수의 idle한 채널이 재사용되지 못하는 경우가 있다. 이의 극복을 위해서는 각 셀에 대하여 각 채널의 사용가능여부를 일일이 표현가능해야 하며 이를 위해서는 신경회로망의 규모증가가 불가피하다. 그러나 소수의 채널의 효율적 사용을 위하여 전체 신경망의 규모를 증가시키는 것은 매우 비효율적이므로 이의 대안으로 channel borrowing 방식을 이용하여 마지막 재조정을 시행한다. 이를 위하여서는 먼저 역전파 신경회로망을 이용한 채널 할당 결과와 통화 요구 pattern과를 비교하여 채널 요구량보다 공급량이 많은 셀에서의 idle한 채널을 찾는다. 다음, 이 채널을 서로간의 간섭이 생기지 않는 범위에서 idle한 채널이 있는 셀에서 채널이 부족한 셀로 빌려주게 되는데 호손율이 가장 높은 셀로부터 우선으로 탐색한다.

channel borrowing 방식은 채널의 재사용 효율이 우수한 방식으로 알려져 있으나 빌려주어야 할 채널의 수가 많을 때는 계산량이 많아지는 단점이 있다.⁷ 그러나 본 제안방식에서는 신경회로망을 이용한 효율적 채널할당 결과로부터 channel borrowing을 시작하므로 재조정이 필요한 채널의 수는 전체 채널의 수에 비해 극히 적으며 실시간으로 채널할당을 수행함에 있어서는 문제가 되지 않는다.

IV. 실험 및 결과

실험을 위한 셀룰러 시스템은 동일 반경 R로 이루어진 육각셀 19개로 구성된 대상 지역에서 18개의 채

널을 활용하는 셀룰러 이동통신망으로 설정한다. 문제풀이 모델을 위한 가정은 다음과 같다.

- ① 대상 셀룰러 시스템은 주변환경에 따른 신호세력의 불균일성이 없는 이상적인 시스템으로보고 채널 재사용을 위한 조건으로는 동일 채널간의 거리만을 고려한다.
- ② 채널 재사용을 위한 거리는 1 cell distance로 한다. 즉, 인접 셀들을 제외한 나머지 셀들에서는 동시에 동일한 채널을 재사용 가능한 것으로 본다. K=1로 설정함으로써 문제를 단순화하여 성능비교를 하였으며 또한 혼선을 방지하는 최소한의 제약 조건으로서 채널 재사용율은 최대로 높게하는 경우를 고려하였다.
- ③ 각 셀당 요구되는 평균 트래픽 양은 2 Erl/Cell에서 8 Erl/Cell의 범위까지 고려한다.
- ④ 트래픽 분포는 전체 서비스 지역에 대하여 정규분포를 이룬다고 가정한다.
- ⑤ 각 채널의 holding time은 random한 것으로 가정한다.
- ⑥ 한 셀에서 동시에 발생될 수 있는 최대 트래픽 요구량은 대상 시스템에서 보유하고있는 전체 채널수(18개)를 넘지 않는 범위내에서 실험한다.

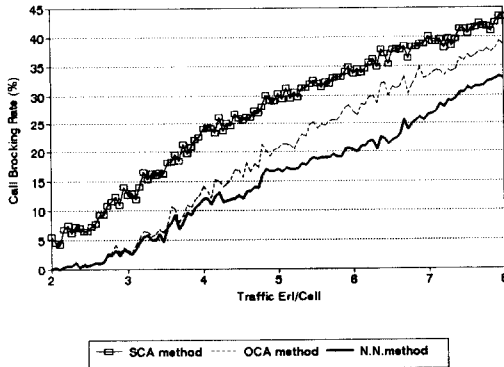


그림 4. 2 Erl/Cell 에서 8 Erl/Cell 까지의 다양한 통화요구량에 대한 호손율 비교

Fig. 4. The call-blocking rates with respect to various call requests of average density ranging from 2 Erl/Cell to 8 Erl/Cell.

최적 class 배정을 위한 홉필드 신경회로망^[8]은 이산시간(discrete), 예정성(deterministic) update형이며, 차등성(differential) 모델을 C언어로 구현했다. 입, 출력 뉴우런의 수는 19×3 = 57개 이다. 즉,

각 셀당 분할되는 class만큼의 뉴우런을 갖고 있고 이 class의 대표 뉴우런의 ON, OFF로 그 셀이 어느 class에 속하는지를 결정짓는다. 채널할당을 위한 역전과 신경회로망은 입력, 중간, 출력층으로 각각 19-60-54개의 뉴우런을 갖는 표준 역전과 신경회로망을 이용했다. 신경망의 입력으로는 각 셀당 요구되는 트래픽 요구량이 사용되며 출력값에 따라 각 class에서 사용가능한 채널을 선정받게 된다. 예를 들어 대상 시스템에서 19개 셀의 class 분할형태가 B C A C A B C A B C A B C A B C B C A 일 때 class A 에는 5개, class B 에는 6개, class C 에는 7개의 채널을 배정하는 결과가 가장 효율적인 것으로 판단된 경우 출력패턴의 형태는 111110000000000000 000001111110000000 000000000001111111 이 된다. 즉 class A로 구분된 셀에서는 채널 1번부터 5번의 5개, class B로 구분된 셀에서는 채널 6번부터 11번의 6개 그리고 class C로 구분된 셀에서는 채널 12번부터 18번까지의 7개의 채널을 사용할 수 있게 된다. 3개의 class가 보유하고 있는 채널수의 합은 항상 전체 채널의 수만큼이 되므로 공급가능한 채널이 총 18개인 경우 3개의 class에 배정 가능한 채널수의 조합 즉, 학습패턴의 구성은 0 0 18 부터 0 1 17, 0 2 16, ..., 18 0 0 이 된다. 이 학습패턴 개수는 식 (11)에 따라 190개가 되며 이들을 역전과 신경회로망의 학습패턴으로 쓸 수 있다. 실험을 위한 트래픽 요구 형태로는 2 Erl/Cell 에서 8 Erl/Cell 이 되는 무작위의 4600 패턴을 사용하였다.

그림 4는 실험 대상 시스템에 SCA(Static Channel Assignment)방식, OCA(Ordered Channel Assignment) 방식과 본 논문의 제안 방식을 적용했을 때의 호손율을 비교한 그래프이다. 호손율은 요구된 전체 통화량에 대하여 채널 할당을 해주지 못한, 즉 블로킹이 일어난 통화 요구량의 비로써 계산된다. 대상 시스템에서는 사용가능한 채널의 수가 18개로 제한되어 있으므로 K=1인 경우 3개의 class당 최대 18개의 채널을 동시에 쓸 수 있다. 즉, 평균 트래픽 요구량이 6 Erl/Cell 이하인 무작위 분포의 경우 전체 통화량에 대해 채널 할당을 하고자 할때 최선의 경우(best case)이라면 호손율의 하한선(lower bound)은 영이되며 8 Erl/Cell의 경우는 최소 25%의 호손율 발생은 필연적이 된다. OCA 방식은 채널의 재사용 효율은 뛰어나나 연산량이 많은 단점이 있는 방식이다.^[9] 그래프에 나타난 바와 같이 제안 방식은 기존의 SCA 방식에 비하여 대략 7% - 16%, OCA 방식에 비하여 최고 10% 까지 호손율을 낮출

수 있었다.

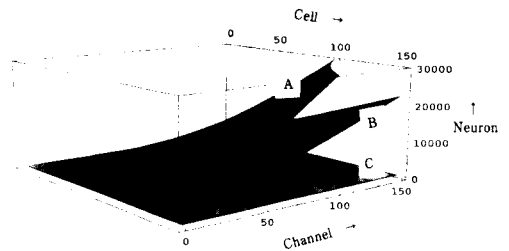
V. 결론 및 앞으로의 연구 방향

본 논문에서는 셀룰러 이동 통신망에 있어서의 효율적인 채널 할당을 위해 신경회로망을 적용하는 새로운 방법을 제시하였다. 제안 방식의 효용성을 입증하기 위하여 19개의 셀로 이루어진 지역에서 18개의 채널을 사용하는 셀룰러 이동 통신망 시스템에 대하여 컴퓨터를 통한 모의 실험을 하였으며 그 결과 실시간 처리가 가능하며 기존의 방식에 비하여 낮은 호손율을 나타냄을 알 수 있었다.

제안 방식은 기존의 방식에 비하여 다음과 같은 장점을 갖고 있다. 첫째, 신경회로망을 이용함으로써 병렬 처리로 인한 실시간 처리가 가능하다는 점이다. 최적 채널 할당 문제는 NP-Complete 문제로 알려져 있다. 즉, 통신망의 규모증가에 따라 그 계산량이 기하급수적으로 늘어남에 따라 실제의 경우에서 대형 시스템에 기존의 채널 할당 알고리즘을 적용하는 데는 큰 어려움이 있었다. 한 예로 기존의 동적채널 할당 방식인 First-Level Rearrangement 방식^[10]은 상호간섭을 받는 셀의 수가 C 이고 대상 통신망의 채널 수가 N 일 때 그 complexity는 $O(C2N2)$ 가 된다. 이에 반해 본 제안 방식은 병렬처리가 가능하므로 대상 통신망의 규모가 증대해도 충분히 실시간으로 처리가 가능하다. 둘째, 전체적인 채널 재배치를 통한 효율적인 채널 할당이 가능하다는 점이다. 기존의 채널 할당방식들을 보면 대부분 인접셀과의 채널 할당 상태만을 고려하여 채널을 재할당 하는 경우가 대부분이다. 이에 반해 제안 방식은 거시적으로 채널 할당상태의 전체적 재배치를 통해 한정된 시스템보다 많은 가입자의 통화 요구를 만족시킬 수 있게 된다.

기존에 나와있는 신경회로망을 이용한 채널 할당 방식이 가지고 있던 여러 가지 단점들도 보완을 했다. 첫번째로 신경망의 규모를 크게 줄일 수 있었다. 그림 5 는 기존에 나와있는 방식들과 제안방식간의 신경망 구성에 필요한 뉴우런의 수를 비교한 것이다. 그래프에 나타난 바와 같이 제안방식은 통신망 시스템의 셀과 채널의 수가 증가함에 따라서 신경망의 규모가 타방식에 비해 월등히 효율적임을 알 수 있다. 둘째로 최적화 신경회로망을 이용한 방식들이 갖고 있던 실시간 처리의 문제점을 보완했다. 홉필드 신경회로망을 이용한 최적화 문제의 풀이방식 [2], [3]에 있어서는 항상 local minima의 문제가 있다. 이로 인하여 신경망은 어느 안정된 상태에 도달했다 하

더라도 제약조건을 만족시키지 못하거나 또는 제약조건을 만족하더라도 최적의 해가 아닌 근사치(near optimal value)가 나오는 경우가 많다. 그러므로 최적의 채널 할당을 위해서는 local minima로 인한 상기문제의 해결이 필요한데 이를 고려하다보면 실시간 처리에 어려움이 생기게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 역전파신경회로망을 이용, 최적화된 채널 할당상태를 지도출력으로 이용하여 학습시킨 후 재현함으로써 제약조건을 만족시키지 못하는 경우의 수를 많이 줄일 수 있었다. 셋째로 역전파신경회로망을 이용한 기존의 방식^[4]에 비해 신경망의 규모를 줄이면서도 더욱 효율을 높일 수 있었다. 기존의 방식은 인접면의 수에 따라 각기 다른 역전파신경회로망을 사용했다. (그림 5 B) 이로 인해, 실제 적용시 여러 개의 신경회로망을 이용해야 하므로 하드웨어로 구현함에 있어서도 중요한 문제가 될 뿐 아니라 인접면의 수에 따라 각기 채널 할당을 해줌으로 인해 채널 재사용 효율이 떨어지는 단점이 있었다. 마지막으로 학습패턴의 수가 대상 통신망의 규모에 비해 너무 많아 실제 시스템에 대하여 신경회로망의 적용이 어려웠으나 본 제안방식에서는 학습패턴의 수를 대폭 줄여 다양한 트래픽 요구량들이 신경회로망의 연상기억을 통하여 어느 한 지도출력으로 근사적으로 할당받을 수 있도록 하였다.



A : 최적화 방식^{[2] [3]}
 B : Chan의 방식^[4]
 C : 제안방식

그림 5. 채널과 셀 수의 변화에 따른 각 방식의 구현에 필요한 뉴우런 수의 비교

Fig. 5. Number of neurons compared with respect to the number of channels and the cells.

앞으로 제안 방식을 실제의 시스템에 적용하기 위하여 고려해야할 문제로서는 hand-over 문제의 해결이 있다. 일반적으로 핸드오버 알고리즘의 성능 평

가를 위한 기준으로는 낮은 핸드오버 발생율, 정확한 목표셀 선정, 신속한 처리 등을 들 수 있다. 이러한 점들을 고려하여 논리 및 추론의 잇점을 갖고 있는 퍼지이론과, 학습능력이 있고 실시간처리가 가능한 신경회로망의 장점을 함께 살린 neuro-fuzzy 알고리즘을 이용, 핸드오버 알고리즘을 구현하여 제안방식과 통합하여 적용하는 연구가 현재 진행 중에 있으며 이 방법은 효율적 채널관리의 실용화에 크게 기여할 것으로 본다.

* 본 연구는 인하 대학교 1992년도 연구비 지원에 의하여 수행되었음.

參 考 文 獻

- [1] Everitt, D. and Manfield, D., "Performance Analysis of Cellular Mobile Communication System with Dynamic Channel Assignment", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol.7, no.8, pp.1172-1180, October 1989.
- [2] Kunz, Dietmar, "Channel Assignment for Cellular Radio using Neural Networks", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol.40, no.1, pp. 188-193, Feb. 1991.
- [3] Nakano, K., Sengoku, M., Shinoda, S., Yamaguchi, Y. and Abe, T., "Channel Assignment in Cellular Mobile Communication Systems using Neural Networks", *Communication Systems ; Towards Global Integration*, pp.531-534, 1991.
- [4] Chan, P.T.H., Palaniswami, M. and Everitt, D., "Dynamic Channel Assignment for Cellular Mobile Radio System using Feedforward Neural Networks", *IJCNN-91-Singapore*, pp.1242-1247, 1991.
- [5] William C. Y. Lee, *Mobile Cellular Telecommunications Systems*, Mc Graw Hill, 1990.
- [6] Dahl, E. "Neural Network Algorithm for an NP-Complete Problem : Map and Graph Coloring", *ICNN-87-San Diego*, pp.가-113-120, 1987.
- [7] George Calhoun, *Digital Cellular Radio*, Artech House, 1988.
- [8] 박 성식, 김 태선, 이 상점, 이 종호, "셀룰러 이동통신망의 효율적인 채널 할당을 위한 신경 회로망의 적용", *JCEANF '92*, pp.492-501, Oct 1992.
- [9] D. E. Everitt and N.M. Macfadyen, "Analysis of Multicellular Mobile Radiotelephone Systems with Loss", *British Telecom Technology Journal*, vol. 1, no. 2, Oct. 1983.
- [10] Sengoku, M., Kurata, M. and Kajitani, Y., "Rearrangement of Switching Networks and Its Application to a Mobile Radio Communication System", *Proc. IEEE International Conference on Circuits & Computers*, pp.402-405, Oct. 1988.
- [11] Alan Gibbons, *Algorithmic graph theory*, Cambridge Univ., 1985.
- [12] K. H. Kim, Chong Ho Lee, B. Y. Kim, and H. Y. Hwang, "Neural optimization network for minimum-via layer assignment", *Neurocomputing*, no. 3 1991, pp.15 - 27.

著者紹介



金 泰 善(準會員)

1968年 9月 26日生. 1991年 2月
 인하대학교 전기공학과 졸(학사).
 1993年 2月 인하대학교 대학원 전
 기공학과 졸(석사). 1993年 9월
 ~ 현재 Georgia Institute of
 Technology 박사과정. 주관심분

야는 Neural Network, Fuzzy System, 최적화
 응용 등임.



郭 成 植(準會員)

1969年 3月 9日生. 1992年 2월
 인하대학교 전기공학과 졸(학사)
 1992年 3월 ~ 현재 인하대학교
 대학원 전기공학과 석사과정. 주
 관심분야는 Neural Network,
 Fuzzy System, 이동통신, 최적

화 응용 등임.



李 鍾 浩(正會員)

1953年 4月 14日生. 1976年 2월
 서울대학교 전기공학과 졸(학사).
 1978年 2월 서울대학교 대학원 전
 기공학과 졸(석사). 1979年 9월
 ~ 1982年 6월 해군사관학교 전임
 강사. 1986年 8월 (美) 아이오와

주립대 전기 및 컴퓨터공학과 졸(박사). 1986年 8월
 ~ 1989年 5월 (美) 노틀담 대학교 전기 및 컴퓨터공
 학과 조교수. 1989年 8월 ~ 현재 인하대학교 전기
 공학과 부교수. 1991年 5월 ~ 1993年 5월 대한전기
 학회 컴퓨터 및 인공지능연구회 간사장. 주관심분야
 는 VLSI CAD, Neurocomputing 등임.