

## 신경회로망을 이용한 셀룰러 시스템의 적응적인 채널할당에 관한 연구

正會員 權 浚 赫\* 正會員 馬 重 秀\*\* 正會員 車 東 完\*

### A Neural Network Algorithm for Adaptively Assigning Channels in Mobile Cellular Systems

June Hyuk Kwon\*, Joong Soo Ma\*\*, Dong Wan Tcha\* *Regular Members*

#### 요 약

특정 셀의 트래픽 증가와 같은 환경변화 요인으로 인해 셀이 신설되거나 기존 셀에서 추가로 채널을 필요로 할 경우, 새로이 채널을 할당해야 한다. 이때 기존에 할당된 채널들은 변경하지 않는 범위에서 추가로 채널을 할당하는 문제를 적응적인 채널할당문제라 정의한다. 본 논문에서는 홉필드 신경회로망을 적응적인 채널할당문제에 적용한다. 특히 기존 할당상황에 대한 정보를 이용하여 신경회로망에서 뉴런초기값을 결정하였다. 위의 모델을 예제에 적용시켜 본 결과 제약조건을 만족하는 채널할당을 찾을 수 있었다.

#### Abstract

In mobile cellular systems, the ever-increasing demand for service continuously necessitates cell splitting or assigning additional channels to certain base stations. But for most of the presently operative systems, the channels that are already used at some existing base stations are strongly desired not to be changed, giving rise to the Problem of Adaptively Assigning Channels(PAAC). In this paper, we show that the problem can efficiently be solved using the neural network algorithm by exploiting the special feature of the PAAC.

#### I. 서 론

지속적인 증가추세에 있는 이동통신 수요를 만족시켜 주기 위하여, 한정된 주파수자원을 효율적으로 사용하고자 하는 셀룰러 시스템(Cellular Systems)

에 대한 연구가 활발히 진행되어지고 있다. 이는 서비스 지역을 셀(Cell)이라고 불리우는 작은 지역으로 분할하여 주파수자원을 분배하며, 주파수재사용(Frequency Reuse)의 개념을 이용하는 것을 특징으로 한다. 즉 지역적으로 충분히 떨어져 상호간에 주파수 간섭이 적은 셀들에서는 동일 주파수(또는 채널)를 동시에 사용할 수 있게 된다. 그러므로 시스템의 운영자 입장에서는 각 셀에 채널들을 분배하여 이동통

\* 韓國科學技術院 經營科學科

\*\* 韓國移動通信 中央研究所

論文番號 : 94-28

신 수요를 만족시켜 주어야 한다.

각 셀에 채널을 할당할 경우 고려하여야 할 요소는 호접속의 실패확률을 나타내는 서비스품질과 통화도중에 발생하는 잡음이나 혼신의 정도등에 의해 결정되는 통화품질이다. 이때 서비스품질은 각 셀에서 지니고 있어야 할 채널수와 관계있고, 통화품질은 주파수재사용의 제약인 셀들간의 주파수간섭관계에 좌우된다. 만일 각 채널에 대해 순차적으로 번호를 부여하였을 경우, 셀들간의 주파수간섭제약의 종류는 다음과 같다. 임의의 두 셀  $i, j$ 에 할당되는 채널간 간격이 적어도 1이상이 되어야 하는 동일 채널 간섭계약(Co-channel Interference,  $c_{ij}=1$ ), 채널간 간격이 적어도 2이상이 되어야 하는 인접채널 간섭계약(Adjacent-channel Interference,  $c_{ij}=2$ ) 그리고 셀  $i$ 내에서의 채널들간에 만족되어야 하는 동일 셀내의 간섭계약(Co-site Interference constraint,  $c_{ii}$ )이 있으며, 이러한 셀들간의 관계는 주파수간섭행렬(Compatibility Matrix)로 표현된다[1]. 이때 채널할당문제(Channel Assignment Problem, CAP)는 각 셀에서 필요로 하는 채널수와 일정 수준의 통화품질을 유지하기 위한 주파수간섭행렬이 주어진 상황에서, 각 셀에 채널을 할당하는 문제로 정의된다[2].

그동안 채널할당문제를 해결하기 위해 많은 연구가 진행되어져 왔으며, 그 중 채널할당문제를 그래프채색문제(Graph Coloring Problem), 특히 일반 노드채색문제(Generalized Node Coloring Problem)로 표현하여 이에 대한 해를 구하는 시도가 주류를 이루고 있었다[1, 2, 8]. 이는 셀을 노드(Node)로 표현하고 주파수간섭이 있는 노드들을 에지(Edge)로 연결하여 그래프를 구성하고, 주파수간섭을 에지에 부여되는 가중치로 표현하여 문제를 구성한다. 이때 CAP는 각 노드의 채널요구량에 맞게 부여되는 채널번호들이 최소한 노드간의 에지 가중치이상이 되면서 모든 노드에 채널을 할당하는 문제가 된다[2]. 그러나 CAP에 대한 노드채색문제 접근법에는 다음과 같은 문제점이 존재한다. 해법의 대부분이 셀에 대해 할당순위를 먼저 결정한 후 이를 근거로 채널을 할당하는 순차적인 방법을 취하고 있는데, 할당순위의 결정 방식이 할당결과에 큰 영향을 미치게 된다. 더구나 순차적인 방법에 의해 채널을 할당하므로, 특정 셀에서 사용가능한 채널들중 이를 선택하는 방식이 다음 순위의 셀에서 사용가능한 채널들에 큰 영향을 미치게 된다. 노드채색문제가 NP-complete[10]임을 감안하면 보다 일반적인 형태인 CAP도 NP-complete

이다.

현재 이동통신시스템은 각 셀에 채널이 할당되면 일정기간을 그대로 사용하여야 한다. 그러나 특정 지역에서의 트래픽 증가와 같은 이동통신환경의 변화로 인하여 채널요구량이 늘어난 경우나 셀분할이 이루어진 경우, 시스템 운용자의 입장에서는 비용을 최소화하기 위하여 기존 채널할당상황은 변경을 가하지 않고 추가로 새로운 채널할당을 하고자 하게 된다. 이와같이 기존 채널할당상황과 환경변화에 따른 수정된 입력요소들이 주어질 때, 기존 채널할당상황은 변경하지 않고 환경변화를 수용하는 문제를 적응적인 채널할당문제(Problem of Adaptively Assigning Channels, PAAC)라 정의한다. PAAC도 일반 노드채색문제로 표현은 가능하지만, 기존 채널할당상황이 없이 모든 셀에 채널을 할당하는 CAP와는 문제의 성격이 다르므로 CAP에 개발된 해법을 그대로 적용하는 데는 무리가 있으며, PAAC의 해법에 대한 연구는 아직 진행되어지지 않고 있다.

기존 노드채색문제 접근법의 문제점으로 지적된 순차적 방법에 의한 채널할당을 극복할 수 있는 방안으로 신경회로망을 고려할 수 있으며, 최근 컴퓨터 기술의 발전으로 인하여 신경회로망의 가장 큰 약점으로 여겨졌던 컴퓨터 계산 시간에 대한 제약이 점차 극복되어 가는 추세이다. 특히 1985년도 Hopfield and Tank에 의해 제시된 신경회로망의 최적화 문제에 대한 적용[5]은 기존에 NP-complete문제에 대하여 개발되었던 여러가지 접근법과는 차원이 다른 새로운 접근방법이다. 그 후 여러 학사들에 의해 최적화 문제에 적용되었으며, CAP에도 신경회로망을 적용한 예가 있다[6, 13].

본 논문에서는 현실적으로 응용 가능성이 높은 PAAC를 대상으로 홉필드 신경회로망(Hopfield Neural Network)을 적용시키고자 한다. 2장에서 Hopfield가 제시한 신경회로망에 대해 살펴보고, 3장에서는 PAAC에 대한 정의와 이 문제를 풀기 위해 제시한 신경회로망과 알고리즘을 소개한다. 4장에서는 2가지 예제에 3장에서 제시한 모델을 적용하여 모델의 타당성에 대해 살펴보고도 록 한다.

## II. 홉필드 모델

Hopfield[3, 4]는 물리학의 에너지 개념을 근거로 "에너지함수(Energy function)"라는 개념을 창안하였으며 이를 신경회로망에 적용하였다. 이때 에너지

함수는 최적화 문제에서 고려하여야 할 목적함수와 제약조건을 반영하여 구성되며, 이 개념은 궁극적으로 에너지함수가 가장 낮은 값을 갖는 상태에 신경회로망의 해답을 위치시키고자 하는 것이다. 즉 단계가 진행되는 과정에서 각 뉴런(Neuron)들의 상태 변동은 에너지 함수값을 단조감소하게 만들고, 더이상 에너지값을 감소시킬 수 없는 경우를 안정상태(Steady State)라 하여 그때 뉴런들이 가지는 값을 근거로 해를 찾는다. 이러한 안정상태에 이르게 하기 위한 방법으로 "내부상태변화율(Motion Equation)"을 제시하였는데, 이는 각 뉴런에 대한 뉴런 자신의 내부상태값(Internal State Value)에 대한 변화율을 나타내며, 에너지함수의 값을 단조감소하게 만든다.

Hopfield and Tank[5]는 1985년 여러 방문지불 순회하는 외판사원의 문제(Traveling Salesman Problem)에 신경회로망을 적용하였으며, 이때 제시한 에너지함수와  $i$ 뉴런에 대한 내부상태변화율은 다음의 (1)과 (2)와 같다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T_{ij} V_i V_j - \sum_{i=1}^N V_i I_i \quad (1)$$

$$\frac{dU_i}{dt} = -\frac{U_i}{\tau} - \frac{\partial E}{\partial V_j} \quad (2)$$

여기서  $V_i$ 는  $i$ 뉴런의 출력값,  $U_i$ 는  $i$ 뉴런의 내부상태값,  $T_{ij}$ 는  $i$ 뉴런과  $j$ 뉴런의 연결가중치, 그리고  $I_i$ 는  $i$ 뉴런에 대한 외부 입력값을 나타낸다. 이때 (2)의  $-U_i/\tau$ 항목은 경우에 따라 에너지값을 증가시키기도 한다. Takefuzi *et al.*[9]은 이 항목을 제거하였을 경우 각 뉴런의 내부상태변화율은 언제나 에너지값을 단조감소(nonincreasing)하게 만든다는 것을 증명하였다.

내부상태변화율을 근거로 1계 미분(First Order) Euler방법에 의해 개선된 자신의 내부상태값( $U_i$ )은 특정 출력값을 가지고 다른 뉴런들에게 영향을 미치게 되는데, Hopfield는 (3)과 같이 출력값을 0에서 1 사이의 값을 가지는  $U_i$ 에 대한 Sigmoid형태의 연속적인(Continuous) 구조로 파악하였다.

$$V_i = f(U_i) = \frac{1}{2} (\tanh(\lambda U_i) + 1) \quad (3)$$

단,  $\lambda$ 는 단계에 의존적인 함수의 모수 항목

에너지함수에는 최소화하고자 하는 목적함수와 제약식을 포함시킬 수 있으며, 각각의 뉴런은 매 단계마다 내부상태변화율을 계산하여 자신의 내부상태값

을 개선해 나간다. 이러한 과정을 반복하여 안정상태에 이르렀을 때, 각 뉴런이 가지고 있는 출력값을 근거로 하여 최적화 문제의 해를 구하게 된다. 그러나 홉필드 신경회로망을 최적화 문제에 적용하는데에는 다음과 같은 문제점이 있다. 첫째로 각 뉴런에서의 초기값(Initial Solution)을 어떻게 선택하느냐의 문제이다. 기존에 많이 사용된 무작위적(Randomized) 방법에 의한 초기값의 결정은 신경회로망이 안정상태에 도달했을 때의 결과에 큰 영향을 미치게 된다. 둘째로, 뉴런들간의 상호 영향력 정도를 나타내는 모수들을 어떻게 선택하느냐의 문제이다. 홉필드 신경회로망에서는 이러한 모수가 초기에 일단 결정이 되면 안정상태에 이를 때까지 변하지 않으므로, 모수 선택의 문제점이 존재한다.

### III. 적응적인 채널할당문제

현재 각 셀에 할당된 채널들은 어느정도 시간이 경과하게 되면 변경의 여지가 존재하게 된다. 특히 특정 지역에 트래픽이 집중되어 셀분할이 이루어진 경우, 추가되는 셀에 대해 기존에 존재하고 있는 셀들과의 주파수간섭관계를 고려하여 추가로 채널할당을 하여야 한다. 이때 모든 셀들에 대해 새로이 채널을 할당하게 되면 많은 비용이 발생하게 되므로, 기존에 할당되어 있는 채널들은 변경하지 않는 범위에서 추가된 셀에 대해서만 기존에 있는 셀들과의 주파수간섭관계를 고려하여 채널을 할당할 필요가 발생한다.

#### 1. PAAC의 정의

신체의 셀  $n$ 개를 구성하는 두 종류의 셀을 다음과 같이 정의한다.

[정의 1] 전체 셀들의 집합  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ 에서 기존에 할당된 채널을 그대로 사용하는 셀을 기존셀이라 정의하고 기존셀들의 집합을  $N'$ 으로 나타낸다. 또한 새로 신설된 셀들과 추가로 채널을 필요로 하는 셀들을 추가셀이라 정의하고 추가셀들의 집합을  $N \setminus N'$ 으로 나타낸다.

집합  $N \setminus N' = \{1, 2, \dots, p\}$ 의 임의의 추가셀  $j$  각각에 대해,  $N'$ 에 속한 기존셀들과의 주파수간섭관계를 고려하여 총가용채널중에서 추가셀  $j$ 에서 사용가능한 채널들의 집합인 가용채널집합(Available Channel Set),  $A(j)$ 를 구할 수 있다.

[정의 2]  $A(j) : N'$ 에 있는 셀들과의 주파수간섭제약을 위반하지 않는 범위에서 추가셀  $j$ 에 할당가능한

채널들의 집합. (단,  $j \in N \setminus N'$ )

$N \setminus N'$ 에 속한 임의의 추가셀  $j$ 에 대해, 채널요구량을  $m_j$ 라 정의하고,  $A(j)$ 를 근거로 하여 추가로 할당된 채널들의 집합을  $F(j)$ 라 했을 때,  $F(j)$ 는 다음과 같은 관계를 만족해야 한다.

- i)  $F(j) \subseteq A(j)$ , for  $j \in N \setminus N'$
- ii)  $|F(j)| \geq m_j$ , for  $j \in N \setminus N'$
- iii)  $F(j) \cap F(k) = \emptyset$ , for  $j, k \in N \setminus N'$  and  $c_{jk} = 1$  or  $2$

여기서  $|F(j)|$ 는 집합  $F(j)$ 에 있는 채널들의 개수라 정의한다. i)은 추가로 할당되는 채널들은 기존셀들과의 주파수간섭제약을 만족하기 위하여  $A(\cdot)$ 에서 선택되어야 함을 의미하며, ii)는 추가셀의 채널요구량이 만족되어야 함을 의미한다. iii)은 추가셀들간에 동일채널 간섭제약이나 인접채널 간섭제약이 있는 경우 두 셀에서는 동일한 채널이나 인접채널을 사용할 수 없음을 의미한다.

이와같이 PAAC는 추가셀들간의 주파수간섭관계와  $A(\cdot)$ 가 주어진 상황에서 추가셀들간의 주파수간섭제약과 채널요구량이 만족되도록 채널을 할당하는 문제로 정의한다.

## 2. 신경회로망의 구성

뉴런  $x_i$ 는 셀  $x$ 에 채널  $i$ 가 배정되었는지의 여부를 나타낸다.  $A(\cdot)$ 를 근거로 추가셀들에 대해 구성된 뉴런들의 행렬은 (그림 1)과 같다. 여기서 검은색의 뉴런은  $A(\cdot)$ 에 속하는 뉴런들을 의미하며, 이 뉴런들간의 관계만을 고려하여 내부상태를 개선해 나가면 된다. 안정상태에 도달한 경우 뉴런  $x_i$ 의 출력값이 특정값보다 크게 되면, 셀  $x$ 에 채널  $i$ 를 할당한다.

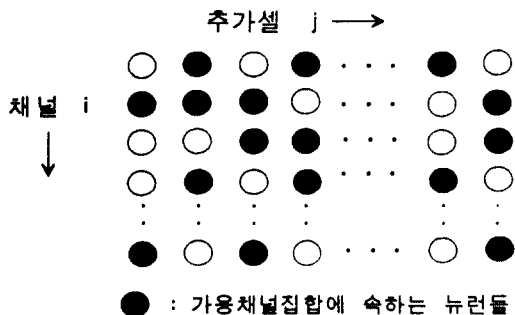


그림 1. PAAC에 대한 뉴런들의 행렬  
Fig 1. Matrix of neurons to solve the PAAC

신경회로망의 에너지함수와 내부상태변화율은 다음과 같다.

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^p \sum_{y \neq x} \sum_{i=1}^m C_{xy}^1 V_{xi} V_{yi} + \frac{B_1}{2} \sum_{x=1}^p \sum_{y \neq x} \sum_{i=1}^m C_{xy}^2 V_{xi} V_{yi} + B_2 \sum_{x=1}^p \sum_{y \neq x} \sum_{i=1}^{m-1} C_{xy}^2 V_{xi} V_{yi+1} + C \sum_{x=1}^p \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=i+1}^{high} V_{xi} V_{ji} + D \sum_{x=1}^p \left( \sum_{i=1}^m V_{xi} - traf(x) \right)^2$$

단,  $C_{xy}^1 =$

$$\begin{cases} 1 & \text{만일 셀 } x, y \text{ 간에 동일채널 간섭제약이 있으면,} \\ 0 & \text{그렇지 않으면.} \end{cases}$$

$C_{xy}^2 =$

$$\begin{cases} 1 & \text{만일 셀 } x, y \text{ 간에 인접채널 간섭제약이 있으면,} \\ 0 & \text{그렇지 않으면.} \end{cases}$$

$high = i + c_{ii} - 1$ , 만약  $high \geq m$ 이면  $high = m$   
 $traf(x)$ : 셀  $x$ 의 채널요구량

첫째 항목은 뉴런들이 갖는 값이 동일채널 간섭제약을 위반하였을 경우 에너지를 증가시키는 항목으로,  $x$ 와  $y$ 에 대해 두번 계산되므로 2로 나눈다. 둘째 항목은 셀  $x, y$ 에 인접채널 간섭제약이 있는 경우를 의미하며, 이때 셀  $x$ 에서 채널  $i$ 를 사용하는 경우 셀  $y$ 에서 채널  $i, i-1, i+1$ 을 사용하면 에너지를 증가시키게 된다. 앞의 식은 셀  $x$ 와  $y$ 에 대해 두번 계산되므로 2로 나누어 주었고, 둘째 식은 그렇지 않으므로 2로 나누지 않는다. 셋째 항목은 추가셀 각각에 대해 동일 셀내의 간섭제약 만족 여부를 에너지함수에 포함한 것으로, 만약  $c_{ii} = 5$ 이면 채널  $i$ 에 대해 동일 셀내의  $i+1, i+2, i+3, i+4$ 채널을 사용할 경우 에너지를 증가시키게 된다. 마지막 항목은 추가셀의 채널요구량에 대한 제약 조건을 의미한다.

이 문제에서 고려한 내부상태변화율은 에너지함수를 단조감소하도록 만들기 위해 에너지를 증가시키는 항목을 제거하고 고려하였으며, 그 형태는 다음과 같다.

$$\frac{dU_{it}}{dt} = -\frac{A}{2} \sum_{y=1}^p C_{xy}^1 V_{yi}$$

$$-\frac{B_1}{2} \sum_{y=1}^p C_{xy}^2 V_{yi} - \frac{B_2}{2} \sum_{y=1}^p C_{xy}^2 (V_{yi+1} + V_{yi-1})$$

$$-\frac{C}{2} \sum_{j=1}^{high} V_{xj} - 2D \left( \sum_{i=1}^m V_{xi} - traf(x) \right)$$

단,  $low = i - c_n + 1$ , 만약  $low \leq 0$ 이면  $low = 0$

단계가 진행되는 동안,  $A(\cdot)$ 에 속한 뉴런들은 에너지를 감소시키는 방향으로 위의 조건들에 위반되는 뉴런들에게 제약을 가해 그 제약의 정도가 높은 뉴런들이 값을 가지게 되는 것을 방지하여 궁극적으로 가장 낮은 에너지값에 해답을 위치시키고자 하는 것이다.

### 3. PAAC에 대한 신경회로망의 특성

PAAC의  $A(\cdot)$ 에 관한 정보를 신경회로망에 반영하면 다음과 같은 장점이 있다.

- 추가셀의 수를  $p$ , 추가용채널의 수를  $m$ 개라 했을 때 전체 문제의 뉴런 개수는  $p \times m$ 개이지만,  $A(\cdot)$ 를 알 수 있으므로 고려해야 할 뉴런의 개수는  $\sum_{j=1}^p |A(j)|$ 개로 줄어들게 된다. 이는 전체 문제의 범위를 줄이는 효과를 가져온다.
- 뉴런의 초기값을 결정하는데 있어  $A(\cdot)$ 는 유용하게 이용될 수 있다. 각 뉴런이 갖는 초기값은 가용채널집합의 포함 여부에 따라  $I$ 값과  $U$ 값이 무작위적 방법이 아닌 결정적(Deterministic) 방법으로 선택되어질 수 있다. 즉, 각 뉴런의 초기값을 결정하는데 있어  $A(\cdot)$ 에 속한 채널들의  $U$ 값은 일정한 양수값을 그렇지 않은 채널에 대해서는 큰 음수의 값을 줌으로써 초기값 결정에서 오는 기존의 문제점을 극복할 수 있게 해준다. 이는  $A(\cdot)$ 에 속하지 못한 채널들의 선택을 방지하는 동시에,  $A(\cdot)$ 에 속한 뉴런들중 그 채널을 사용함으로써 인해 다른 셀에서 사용 불가능한 채널들이 많은 뉴런에 상대적으로 큰 제약을 가하여 궁극적으로 그 뉴런의  $I$ 값이 0이 되도록 하자는 의도이다.

### 4. 해 법

PAAC에 신경회로망을 적용시키는 절차는 다음과 같다.

[단계 0] 기존셀들의 채널할당상태를 고려하여  $N \setminus N'$ 에 속해 있는 추가셀 각각에 대해  $A(\cdot)$ 를 구한다.  $A, B_1, B_2, \lambda$  등의 모수를 결정하고 초기 에너지값을 0으로 놓는다.

[단계 1] 추가셀들에 대해  $A(\cdot)$ 의 포함여부에 따

라 뉴런들의 초기값을 결정한다.

[단계 2]  $A(\cdot)$ 에 속한 각 뉴런들의 내부상태변화율  $\Delta U_{xi}(t)$ 를 계산한다.

[단계 3] 각 뉴런에 대해 1계 미분 Euler방식을 사용하여  $U_{xi}(t+1)$ 를 계산한다.

$$U_{xi}(t+1) = U_{xi}(t) + \frac{\Delta U_{xi}(t)}{normal(x;t)} \cdot \Delta t$$

for  $x = 1, \dots, p$  그리고  $i = 1, \dots, m$

단,  $normal(x;t) = \sqrt{U_{x1}^2(t) + U_{x2}^2(t) + \dots + U_{xm}^2(t)}$  for  $x = 1, \dots, p$

[단계 4]  $I_{xi}(t+1) = f(U_{xi}(t+1))$ 을 이용하여  $t+1$ 시점의  $I$ 값을 계산하고 이를 이용하여 에너지값을 계산한다. 이 값을  $t$ 시점의 에너지값과 비교하여 그 차이가  $\epsilon$  이내면 모든 절차를 끝내고 그렇지 않으면  $t$ 를 1 증가시키고 [단계 2]로 간다.

[단계 0]과 [단계 1]은 신경회로망을 적용시키기에 앞서 모수를 결정하고 가용채널 집합을 구하는 등의 사전적인 단계로 볼 수 있다. [단계 2]에서는 앞절에서 제시한 내부상태변화율을  $A(\cdot)$ 에 속한 뉴런들을 대상으로 구해내며, 이를 근거로 [단계 3]에서는 각각의 뉴런이 자신의 내부상태를 개선시켜 나가게 된다. 이때  $t+1$ 시점의 내부상태값을 구하는데 있어서 평준화(normalize)의 필요가 발생하며, 그 이유는 다음과 같다. 우선 뉴런들의 내부상태변화율값은 그 뉴런이 속해 있는 셀의 주파수간섭관계에 의해 크게 좌우된다. 즉 주파수간섭을 많이 받는 셀에 속한 뉴런들의 도태속도는 주파수간섭제약을 적게 받는 셀에 속한 뉴런들에 비해 상대적으로 도태속도가 빠르게 된다. 이는 안정상태에서 잘못된 결과를 가져온다. 또한 셀들간의 간섭정도가 복잡하게 연결되어 있는 경우, 특정 셀내에 있는 뉴런들이 갖는  $\Delta U$ 값의 차이는 그리 크지 않게 된다. 하지만 이 정보를 이용하여 뉴런간의 도태속도를 달리해야 하므로, 작은 차이를 갖는  $\Delta U$ 값을  $I$ 값에 적절히 반영하여야 한다. 이를 위해 각 셀에 대해 평준화의 요소를 고려하였다.

[단계 4]에서는 모델을 구성하는 사람이 설정한  $\epsilon$  값에 따라 에너지의 변화량이 그 값보다 작게 되는 경우 모든 단계를 마치게 된다. 이는 안정상태에 이르게 되면 에너지의 변화량이 거의 0에 가깝다는 사실을 모든 과정의 마감조건으로 고려한 것이다.

## IV. 예제 및 결과분석

대상 문제로는 Gamst와 Sivarajan *et al.*[1, 8]의 논문에서 다룬 (그림 2)와 같은 21개 셀에 대한 예를 근거로 하였다.(표 1)은 각 셀의 채널요구량을 나타낸 것으로 불균등 트래픽을 가정하였다. 예제 1에서는 논문[8]에서 제시된 예제의 채널요구량을 근거로 하였고, 예제 2에서는 현실상황을 고려하기 위해 최대 채널요구량을 15로 놓았다.(표 2)는 두 예제의 CAP에 대해 Sivarajan *et al.*이 제시한 8가지 휴리스틱 결과를 나타내는데, 각 항목은 주파수간섭제약을 만족시키는 범위에서 각 셀에 채널요구량만큼 채널을 할당했을 경우 사용된 총채널의 개수를 의미한다. 여기서 'C'와 'D'는 셀들의 순위를 결정하는 방법인 노드컬러(Node Color), 노드척도(Node Degree ordering) 순위법을, 'R'과 'C'는 행중심(Row-wise), 열중심(Column-wise ordering)순위법을 의미한다[8]. 그리고 'R'과 'F'는 채널할당의 전략인 채널수요소진법(Requirement-exhaustive)과 주파수소진법(Frequency-exhaustive strategy)을 나타낸다[11]. 이들의 조합에 의해 총 8가지 휴리스틱이 존재한다.  $K$ 는 (그림 2)와 같은 구조에서 셀들간의 주파수재사용패턴을 나타낸다[12].  $K=i^2+ij+j^2, (i \geq j)$ 를 만족시키는  $i, j$ 를 구한 후, 특정 셀의 중심에서 빗변을 향해  $i$ 셀만큼 이동하고 반시계방향으로  $60^\circ$ 돌아  $j$ 셀만

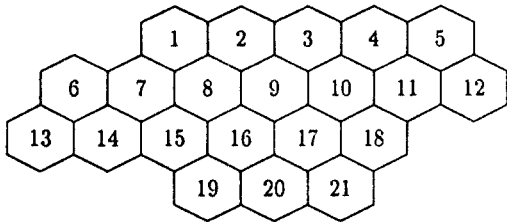


그림 2. 21개 셀의 구성  
Fig 2. The 21-cell system

표 1. 채널요구량

Table 1. The channel requirements

셀 번호	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
예제 1	5	5	5	8	12	25	30	25	30	40	40
예제 2	10	12	15	10	12	13	10	11	10	12	10
셀 번호	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	
예제 1	45	20	30	25	15	15	30	20	20	25	
예제 2	15	10	12	8	7	8	7	10	11	12	

큼 이동한 곳에 위치한 셀의 특정 셀과 동일한 채널들을 사용할 수 있으며, 두 셀의 중심간 거리를 주파수재사용거리(Frequency Reuse Distance)라 한다. 특정 셀에 대해 셀 중심간의 거리가 주파수재사용거리보다 작은 셀들은 주파수간섭을 미치게 되며, 이때 바로 인접한 셀들은 인접채널 간섭을, 그 외의 셀들은 동일채널 간섭을 미치게 된다.

PAAC를 구성하기 위해 각 예제를 (표 2)에서 제시한 결과중에서 사용된 채널수가 가장 작은 것을 바탕으로(APPC에서는 총가용채널수가 가장 적게 되므로 상대적으로 어려운 문제가 구성됨), 임의의 몇 개 셀에서는 CAP에 의해 할당된 결과를 그대로 사용하고 나머지 셀에 대해서는 추가로 채널을 할당하는 문제로 구성하였다. 사용한 모수는  $A=3, B_1=5, B_2=6, C=8, D=3$ 이며  $\lambda$ 는 1에서 매 단계마다 0.01씩 증가하는 값으로 놓았다. C언어로 프로그래밍하여 PC486 DX에서 실행시킨 결과, 두 예제 모두 250단계이내에서 안정상태에 도달하였으며 계산시간은 각각 490.32와 176.26초였다.

1. 예제 1에 대한 적용 및 결과

(표 2)에서 사용된 채널수가 가장 작은 283을 총가용채널수로 놓았고, Sivarajan *et al.*이 제시한 채널할당난이도에 의한 순서를 기준으로 11개의 셀은 기존 할당 결과를 이용하고, 그 외 10개 셀에 대해 추가로 채널을 할당해야 하는 문제를 구성한다.

에너지값은 3.7정도에서 안정상태에 도달하였으며, 각 셀에 할당된 채널들은 주파수간섭제약은 물론 채널요구량을 만족시켰다.(표 3)에서 볼 수 있듯이 몇몇 셀에서는 채널요구량보다 많은 채널이 할당되

표 2. 노드채색접근법에 의한 할당 결과

Table 2. Algorithm results for coloring approach

예제	$K$	$C_{ii}$	CRF	CRR	CCF	CCR	DRF	DRR	DCF	DCR
1	12	5	360	345	296	283	346	296	304	297
2	7	5	112	117	112	111	149	110	119	112

표 3. 예제 1의 신경회로망 적용 결과

Table 3. Result using neural network algorithm for example 1

추가셀	1	2	3	4	5	6	13	16	19	20
채널요구량	5	5	5	8	12	25	20	15	20	20
할당된 채널수	5	5	5	8	18	28	31	15	21	20

어 있는데, 이는 신경회로망이 안정상태에 다다르게 되면 각 뉴런의 내부상태변화율정도가 거의 비슷하고 또한 주파수간섭제약에 위반되는 것이 없기 때문에, 에너지값의 변화정도가 작기 때문이다. 이것 역시 기존의 일반 노드채색접근법에 비해 신경회로망을 사용하였을 경우 가지는 장점으로, 이는 채널요구량보다 많은 채널이 할당된 셀에서는 다음 시기에 소량의 추가채널이 필요한 경우 이 범위내에서 알맞게 채널을 선택할 수 있는 유동성을 주기 때문이다.

2. 예제 2에 대한 적용 및 결과

예제 2는 현실상황을 감안한 채널요구량을 고려하였다. 여기에서도 사용된 채널수가 가장 작은 110을 총가용채널수로 놓고, 1번에서 11번 셀은 기존 방법에 의해 할당된 채널을 사용하고, 나머지 10개 셀은

새로이 추가로 채널이 할당되어야 함을 가정한다. 기존 채널할당상황은 (표 4)와 같다.

에너지는 4.387에서 안정상태에 도달했으며, (표 5)과 같이 할당결과는 주파수간섭제약과 채널요구량에 위배되지 않고 할당되었다. 또한 예제 1과 같이 몇몇 셀에서는 채널요구량보다 많은 수의 채널이 할당되었다.

V. 결 론

본 논문에서는 현실적으로 중요한 문제임에 비해 이제까지 해법이 거의 논의되지 않은 PAAC에 대한 신경회로망을 적용하여 보았다. 앞의 결과에서와 같이 신경회로망을 PAAC에 적용하면 모든 제약조건을 만족하며 채널할당을 하였으며, 다음과 같은 점에

표 4. 예제 2의 기존 할당 채널들

Table 4. Preassigned channels for example 2

셀	수요	기존 할당 채널																					
1	10	1	11	16	23	41	46	55	62	68	87												
2	12	7	20	26	37	50	65	71	76	83	89	97	102										
3	15	9	15	24	29	34	39	45	57	73	81	86	95	100	105	110							
4	10	13	21	43	51	60	68	79	88	93	98												
5	12	2	7	17	25	32	37	47	53	63	71	76	85										
6	13	6	20	25	31	36	45	50	56	61	67	73	84	89									
7	10	9	27	39	52	64	70	77	82	91	96												
8	11	5	14	30	35	44	58	74	79	85	93	99											
9	10	3	12	17	22	32	42	47	53	61	67												
10	12	1	6	19	27	36	49	55	64	70	77	84	91										
11	10	4	11	23	30	41	58	66	74	82	96												

표 5. 예제 2의 신경회로망 할당 결과

Table 5. Assigned channels using neural network algorithm for example 2

셀	수요	신경회로망 할당 결과																					
12	15	9	15	20	28	34	39	45	50	56	61	69	78	87	94	110							
13	10	1	8	17	40	53	58	65	71	78	92	103	108										
14	12	4	12	22	29	34	43	48	75	80	86	94	100										
15	8	2	18	24	60	66	72	88	110														
16	7	8	28	38	51	63	69	90															
17	8	10	40	59	75	80	94	101	106														
18	7	16	33	46	52	62	89	99															
19	10	6	21	26	36	41	46	56	76	81	108												
20	11	4	15	23	31	48	54	65	71	78	83	97											
21	12	2	7	13	20	37	43	50	67	68	73	85	110										

서 의의를 지니게 된다.

우선 신경회로망은 일반 노드채색문제에 근거를 둔 기존 해법들의 순차적인 방법에 의한 채널할당이 가지는 문제점들을 극복할 수 있으며, 이 해법들에 비해 할당된 채널의 선택에 있어 유동성을 갖는다. 또한 신경회로망의 가장 큰 문제점으로 지적된 초기값 결정의 문제를 극복할 수 있게 해 준다. 즉 PAAC에서의 가용채널에 대한 정보는 초기값 결정을 무작위적 방법이 아닌 결정적인 방법으로 선택할 수 있게 해 준다. 이는 대상으로 하는 문제의 특성을 신경회로망에 적절히 반영하면 좋은 결과를 얻을 수 있음을 의미한다.

앞으로의 연구는 현실적인 큰 문제를 대상으로 신경회로망을 적용하는 방안에 대해 지속적으로 이루어져야 할 것이다.

### 참 고 문 헌

1. A. Gamst, "Some lower bounds for a class of frequency assignment problems," *IEEE Trans. Veh. Vol.VT-35*, pp.8-14, Feb. 1986.
2. W. K. Hale, "Frequency assignment : Theory and applications," *Proc. of IEEE*, Vol.68, No.12, pp.1497-1514, Dec. 1980.
3. J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, Vol.79, pp.2554-2558. 1982.
4. J. J. Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, Vol.81, pp.3088-3092, May 1984.
5. J. J. Hopfield and D. W. Tank, "Neural computation of decisions in optimization problems," *Biol. Cybern.*, Vol.52, pp.141-152, 1985.
6. D. Kunz, "Channel assignment for cellular radio using neural networks," *IEEE Trans. Veh. Tech.*, Vol.VT-40, No.1, Feb. 1991.
7. H. S. Lee, "Additional Channel Assignment in a Cellular System: Modeling, Computational Complexity, Heuristics," *Working paper*, KT Research Center, 1992.
8. K. N. Sivarajan, R. J. McEliece and J. K. Ketchum, "Channel assignment in cellular radio," *IEEE 39th VTC*, pp.846-850, 1989.
9. Y. Takefuji and K. C. Lee, "Artificial Neural Networks for Four-Coloring Map Problems and K-Colorability Problems," *IEEE Trans. Circ. Sys.*, Vol.VT-38, No.3, Mar. 1991.
10. M.R. Garey, and D.S. Johnson, *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness*, W. H. Freeman and Company, San Francisco, 1979.
11. J.A. Zoellner and C.A. Beall, "A Breakthrough in Spectrum Conserving Frequency Assignment Technology," *IEEE Trans. Electromagn. Comp.*, Vol.EMC-19, pp.313-319, Aug. 1977.
12. V.H. Mac Donald, "Advanced Mobile Phone Service : The Cellular Concept," *The Bell System Technical Journal*, Vol.58, No.1, pp.15-41, Jan. 1979.
13. 김경식, 김준철, 이준환, "이동 통신에서 채널 할당 문제를 위한 Hopfield 신경회로망 모델," 한국통신학회논문지, Vol.18, No.3, pp.339-347, 1993



權 浚 赫 (June Hyuk Kwon) 정회원  
 1991년 2월 : 연세대학교 경영학과 (경영학사)  
 1993년 2월 : 한국과학기술원 경영과학과 (공학석사)  
 1993년 3월 ~ 현재 : 한국과학기술원 경영과학과 박사과정

※주관심분야 : 이동통신 최적채널할당, Cell Planning, 성능분석

馬 重 秀 (Joong Soo Ma) 정회원  
 1973년 3월 : 연세대학교 전기공학과 학사  
 1978년 6월 : University of Massachusetts PH.D. Electrical and Computer Engineering  
 1978년 6월 ~ 1991년 7월 : IBM WATSON research center  
 1991년 7월 ~ 현재 : 한국이동통신 중앙연구소 연구2실장





車 東 完 (Dong Wan Tcha) 정회원

1969년 : 서울대학교 전자공학과(공학사)

1975년 : Northwestern University (공학박사)

1975년 ~ 현재 : 한국과학기술원 경영과학과 교수

1991년 1월 ~ 1992년 12월 : 한국경영과학회 부회장

※주관심분야: 통신망 설계, Cellular Engineering, 개인  
휴대통신망