

지형데이터를 이용한 신경회로망 PCS 전파손실 예측모델

정성신*, 양서민, 이혁준
광운대학교 컴퓨터공학과

A Neural Network Approach to Modeling PCS Wave Propagation Loss Prediction Using 3D Digital Terrain Maps

Sungshin Jung*, Seomin Yang, Hyukjoon Lee
Dept. of Computer Engineering, Kwangwoon University

요약

무선 통신 환경에서 기지국 안테나를 떠난 전파가 수신안테나에 도달하는 과정 중에 발생하는 전파 손실은 매우 복잡한 비선형 현상이다. 본 논문에서는 신경회로망을 사용한 전파 손실 모델은 제안하고, 3차원 지형 데이터를 이용하여 전파 환경을 반영될 수 있는 특징을 추출하여 이를 신경회로망에 적용함으로써 전파손실 예측모델을 생성하는 방법을 소개한다. 각 필드 측정 데이터에 대한 특징 값을 이용하여 신경회로망을 학습하여 예측모델을 완성한다. 또한, 서울 도심 지역의 실제 PCS 서비스 환경에 대한 실험결과를 통해 제안하는 모델의 우수성을 보인다.

1. 서론

셀룰러 이동통신에서 적절한 크기의 셀을 설정하고 배치하여 최적화된 망을 구축하는 것은 매우 중요한 문제이다. 각 셀의 전파 모델 범위는 기지국 안테나 종류 및 시스템 파라미터의 설정 값에 따라 변화하게 되고 필드 측정을 통해 서비스 범위를 알 수 있다. 그러나, 최적의 시스템 파라미터를 얻기 위해서는 파라미터의 설정과 측정을 여러 번 반복해야 하므로 매우 비효율적이고 실용적이지 못하다. 따라서, 통신망 설계 구축 시에는 일반적으로 건파전파 모델은 이용한 예측기법이 주로 사용된다. 기본적으로 무선통신은 그 전파 매체가 전파이므로 주파수, 거리, 송수신기 안테나 높이와 전파 경로상에서 대기 환경, 건물, 구름, 산과 같은 지형 지물에 의한 반사, 회절, 산란 등의 영향을 받으며, 이에 따라 전파의 전파손실(propagation-loss)은 복잡한 비선형적인 특성을 갖는다[1].

전파손실 현상은 모델링하기 위한 연구는 크게 필드 측정 데이터를 이용한 통계적인 방법과 회절 이론을 이용한 결정론적인(deterministic) 방법으로 나눌 수 있다. 통계적인 방법의 가장 대표적인 예측모델로써 Okumura가 동경시에 대한 필드 측정 데이터에 근거하여 서로 다른 환경에 따른 지국의 예측 곡선을 만들어 냈고[2], Hata는 이를 기초로 하여 실용적이고 통계적인 수식을 유도해냈다[3]. 경험적인 모델과 결정론적인 모델을 병합하여 만든 COST-231 Walfish/Ikagami 모델은 물리 정확(physical optics)을 기초로 하여 긴방 다중 회절을 계산하는 모델이다[4][5]. 이 모델은 제한된 건물 정보만을 이용하여 비교적 간단히 구현이 되지만 역시 최적화 작업을 통해 여러 인자들을 수정해주어야만 한다. 결정론적인 방법 중 대표적인 것은 레이추적(ray tracing) 방식으로 고주파의 물리적인 특성을 빛과 같다고 가정하고 광선 발사(ray launching) 방식이나 이미지 방식을 사용하여 전파전파 현상을 실제와 거의 유사하게 모델링할 수 있으나 메질의 반사계수와 같은 정확한 전

파환경 정보를 필요로 하며 계산량이 많으므로 실내전파환경에서 주로 쓰인다[6].

그 밖에 신경회로망을 이용한 방법이 있다[7]. 신경회로망은 패턴인식, 비선형 함수 근사화, 비선형 시스템 식별, 영상/음성 신호처리와 같은 수식적으로 표현이 불가능한 문제에 쓰이며, 특히 오류 역전과 일교리즘으로 학습하는 다층 퍼셉트론은 모든 Cⁿ 함수를 근사화 할 수 있음이 증명되었다[8].

본 논문에서는 전파 환경을 반영될 수 있는 정량적인 데이터를 추출하여 신경회로망의 학습 데이터로 이용함으로써 실제 운영중의 이동통신 시스템에서 정확한 수신 전파 강도 예측이 가능한 예측 모델을 생성하는 방법을 제안한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 우리기 제시하는 신경회로망 예측모델과 입력 데이터를 위한 특징 추출에 대해서 고찰하고, 3절에서는 2절에서 제시한 모델을 사용하여 실제 전파환경에 대하여 더 모델과의 비교 실험 결과를 제시하고, 4절에서 본 연구결과를 간단히 정리하고 결론을 맺는다.

2. 신경회로망을 이용한 전파 손실 예측 모델

일반적으로 전파손실 모델은 지형 조건과 전파환경에 관련된 변수들의 함수로서 다음과 같이 표현된다.

$$L_p = f(h_b, f_c, h_m, d, \Delta h)$$

여기서 h_b 는 기지국 안테나의 높이, f_c 는 주파수, h_m 는 수신측 이동 단말기의 높이, d 는 기지국과 이동 단말기 간의 거리, Δh 는 지형기서 고도의 변화량을 나타낸다. 함수 f 는 보통 함수 근사치를 통회시 만들어지며, 이를 위해 신경회로망을 사용할 수 있다. 신경회로망의 입력 데이터는 전파의 물리적 특성이 고려된 특징 값들이며 필드 측정 데이터, 기지국 정보, 지형 데이터 등의 원천 데이터로부터 얻어진다.

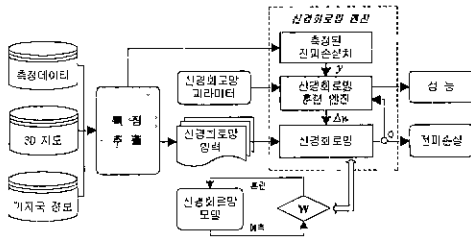


그림 1 신경회로망 전파 손실 예측 모델링 시스템

2-1. 원천 데이터

- 펄드 측정 데이터 : 차량을 이용하여 수신 전계 강도를 측정한 것으로서 측정 위치의 GPS 좌표(위도, 경도)와 주파수, 수신 전계 강도 [dBm] 등이다.
- 기지국 설치 정보 : 기지국의 GPS 좌표, 각 섹터별 안테나의 방사각, 다중빔트, 주파수, 대역폭, 순송신전력과 안테나의 고유 특성정보인 수평/수직 방사패턴, 빔폭, 최대 이득 등이 있다
- 3차원 지형/지도 정보 : 10m×10m의 고해상도 3차원 디지털 고도 데이터(Digital Elevation Map, DEM) 의 도로, 강, 건물 등의 정보를 가진 3차원 벡터 지도의 두 가지가 있다

2-2. 신경회로망 입력 데이터

가. 송수신기 간의 거리

기지국 송신기와 수신기간의 거리는 진파손실의 가장 기본적인 요인으로 자유공간 상에서 거리와 주파수에 의한 송수신 전력의 비는 Friis 공식 즉, $(\lambda/4\pi d)^2$ 에 의해 정의되고, 이를 dB 단위로 변환하면 경로손실 $L_{p(free)}$ 은 거리에 비례하게 된다

나. 송신 안테나 특성

필 지역내의 전반적인 전파 손실 정도를 정하는 중요한 요인으로 송신 안테나의 종류에 따른 안테나 최대 이득과 빔폭, 수평/수직 방사 특성, 송신탑의 설치 높이, 안테나의 수평/수직 지향방향 등이 있다 안테나의 빔향에 따른 전파 손실의 상대적인 영향을 적용하기 위해 안테나의 지향 방향을 기준으로 수신위치에서의 상대각을 적용하여 전체 안테나 이득을 구한다.

다. 장애물 투과

장애물 투과에 따른 손실 정도는 장애물의 종류, 두께 두께, 건물 외벽의 재질, 창문 비율, 주파수, 전파의 가시상대(가시/비가시) 등 여러 요인에 따라 심해진다 이중에서 기지국과 수신기간의 가시상태와 투과 두께, 장애물의 종류는 3차원 지도 데이터로부터 계산해낼 수 있다 임의의 한 지형에 대한 투과 두께는 송신 지역과 수신 지점을 잇는 직선이 지형물에 입사되는 지점과 투과되는 지점 간의 3차원 거리를 구함으로써 얻을 수 있다(그림 2). 건물에 대한 투과두께를 얻기 위해서는 송수신기간의 전파경로 직선상에 놓인 모든 건물 요소들을 추출하고, 전파 직선경로가 건물의 옥상보다 아래에 있게 되면 투과로 간주하여 건물과 교차하는 두 지점을 구하고, 이들간의 거리로 현 건물에 대한 투과 두께 d_{tp} 를 구한다(그림 3)

송신기와 수신기간의 경로에 놓인 모든 장애물의 투과두께(profile)는 다음과 같이 지형에 의한 투과량과 건물에 의한 투과량의 합으로

계산할 수 있다

$$d_{of} = \sum_n d_{tp}^n + \sum_n d_{bp}^n$$

여기서 d_{tp} 는 한 지형에 대한 투과두께를 나타내고, d_{bp} 는 현 건물에 대한 투과두께를 나타낸다

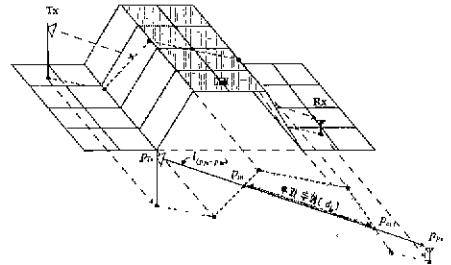


그림 2 DEM을 이용한 지형의 투과 두께 계산

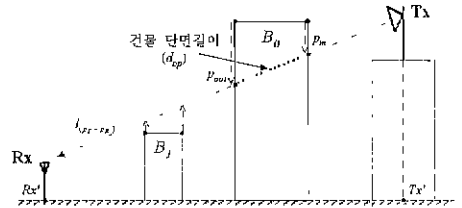


그림 3 벡터 지도를 이용한 건물 투과 두께의 계산

라. 회절(Diffraction)

장애물에 의한 회절파의 경로는 장애물의 끝점을 지나가는 경로가 되고, 이것을 송수신기간의 전파거리로 가정할 수 있다 송신기로부터 수신기 방향으로 출발시킨 전파가 장애물에 부딪히면, 장애물의 반대편 끝점에 가상의 송신기가 놓인 것으로 가정하고 여기서부터 다시 전파를 출발시켜 수신기에 도착할 때까지 반복하면 장애물 끝점간의 연결 경로를 얻을 수 있다(그림 4) 그리고, 송수신기간의 경로상의 마지막 장애물에 의한 회절의 영향을 고려하기 위해 수신기에서 가장 가까운 장애물 끝점으로부터의 거리를 추출하며(그림 4). 다중 장애물에 의한 회절 현상을 가장 큰 영향을 미치는 단일 장애물에 대해서 근시화 하기 위하여 정예물 중에 전파 경로와 가장 높이차기 많이 나는 정예물의 높이를 구한다(그림 4)

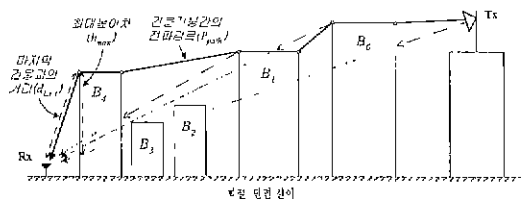


그림 4 회절 영향을 반영하는 특징들의 추출 예

마. 반사

진피는 주파수가 높아짐에 따라 직진성이 높아지고 투과율은 낮아 지므로 반사에 의한 영향을 많이 받게 된다 이러한 반사의 영향을 정

양화 하기 위하여 송신 안테나를 떠난 전파가 유효지역내의 건물벽에 1차 반사된 후 수신 안테나와 만나는 경우만을 고려하여 모든 반사파의 송신기로부터 수신기까지의 경로거리를 계산하고, 이를 누적하여 반사 임펄스에 대한 특징 값으로 사용한다.

바. 도로

도로에 의한 도관효과(ducting effect)는 수신안테나가 위치한 도로의 방위각과 송신안테나 지향방향과의 상관관계나 도로의 넓이, 그리고 도로와 거리 등에 의해 결정된다. 본 논문에서는 이러한 요소들을 통합하여 수신기가 위치한 도로의 방향 벡터와 송신안테나 지점간의 거리를 구함으로써 도로에 의한 간파 손실을 나타내 수 있는 특징으로 사용한다(그림 5).

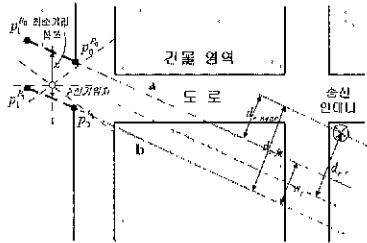


그림 5 도로벡터와 기지국과의 거리

사. 물

강이나 호수와 같은 물의 표면은 지표면보다 반사계수가 월등히 높아서 이로 인해 전파의 반사, 산란이 더 많이 발생하게 되고, 결과적으로 지표면 위를 통과할 때 보다 상대적으로 전파 손실이 적어지게 된다. 물에 의한 상층효과는 상대적으로 물의 넓이에 비례하므로 송수신 기간의 거리에서 물의 넓이만큼 감소시킴으로써 물에 의한 영향력을 근시화 한다.

3. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안하는 전파 손실 모델은 입력층 8개, 제 1 은닉층 5개, 제 2 은닉층 5개, 출력층 1개의 다층 퍼셉트론이며, 2절에서 제시된 방법으로 추출된 입력 벡터와 전파손실(= 송신전계강도 - 수신전계강도) 값을 출력으로 갖는다.

서울 도심 지역 중 등촌, 서울역, 을지, 가락, 대치 지역의 필드 측정 데이터 43,636 개 중에서 임의로 6,500 개의 데이터를 선택하여 훈련에 사용하였고, 훈련에 사용되지 않은 나머지 데이터에 대한 테스트를 통해 모델의 성능을 검증하였다. 또한, 기존에 잘 알려진 COST-231 Walfish/Ikegami 모델과의 예측 성능을 비교 실험하기 위해 두 모델의 입력 데이터를 같은 조건하에서 추출한 후 훈련에 포함되지 않은 지역에 대한 전파 손실을 예측하였다. [그림 6]은 서울 수포 지역에서 필드 측정된 전파 손실치와 신경회로망 모델을 적용한 예측치 COST-231 Walfish/Ikegami 모델을 적용한 예측치들을 각각 송신기로부터의 거리에 따른 전파 손실로 도시한 것이고, [표 1]은 두 모델에 대한 잠실, 수포 지역의 예측 결과를 나타낸다.

4. 결론

본 논문에서는 서울 시내 지역과 같이 도심지의 복잡한 지형 조건을 갖는 마이크로셀에서의 전파 손실을 정확히 예측하기 위한 신경회

로망 모델링 방법을 제안하였고, 전파전파 현상의 물리적 특성이 고려 되도록 3차원 지형 데이터와 기지국 설치 파라미터를 이용하여 신경회로망의 입력 데이터를 추출하는 방법을 개발하였다.

실제 도심 전파 환경에서 얻어진 필드 측정 데이터를 이용하여 이중 일부를 대상으로 특징추출을 거쳐 훈련 데이터를 생성하고 이들은 이용하여 신경회로망을 학습시킨 후 훈련에 포함되지 않은 지역에 대하여 예측 성능을 검증하였다. COST-231 Walfish/Ikegami 모델과의 성능 비교 실험 결과 제안된 신경회로망 모델을 사용함으로써 예측의 정확성을 향상시킬 수 있음을 보였다.

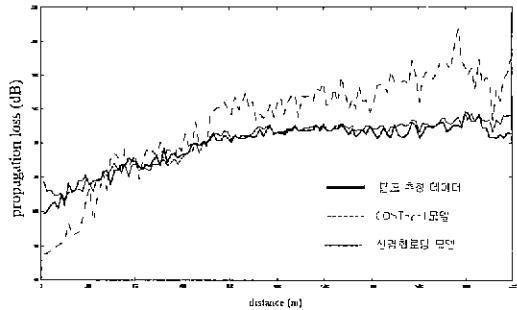


그림 6 수포 지역의 필드 측정치와 전파 손실 예측치들의 비교

표 1. 각 모델의 예측 성능 비교

지역명	데이터 수	예측 모델	MSE(σ^2)
잠실	1983	COST-231 모델	450.8 dB
		신경회로망 모델	38.2 dB
수포	2292	COST-231 모델	819.7 dB
		신경회로망 모델	70.0 dB

참고 문헌

- [1] K. Bullington, "Radio propagation for vehicular communications," *IEEE Trans Veh Technol*, vol. VT-26, no. 4, pp. 295-308, Nov. 1977
- [2] Y. Okumura et al., "Field strength and its variability in VLF and UHF land-mobile radio service," *Rev Elec. Common Lab*, vol.16 pp. 825-873, Sept.-Oct. 1968.
- [3] M. Hata, "Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services," *IEEE Trans. Veh Technol*, vol. VT-29, no. 3, pp. 317-325, Aug. 1980.
- [4] J. Walfish and H. L. Bertoni, "A theoretical model of UHF propagation in urban environments," *IEEE Trans Antennas and Prop*, vol. 36 pp. 1788-1796, Dec. 1988
- [5] F. Ikegami, T. Takeuchi, and S. Yoshida, "Theoretical prediction of mean field strength for urban mobile radio," *IEEE Trans. Antennas and Prop*, vol. 39, pp. 299-302, Mar. 1991
- [6] S. Y. Seidel, T. S. Rappaport, "A ray tracing technique to predict path loss and delay spread inside buildings," *IEEE Globecom '92*, Dec., 7 1992, pp. 1825-1829
- [7] K. E. Stoeker et al., "Neural network approach to prediction of terrestrial wave propagation for mobile radio," *IEEE Proc H*, vol. 140, no. 4, pp. 315-320, Aug. 1993
- [8] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, "Multi-layer feedforward neural networks are universal approximators," *Neural Networks*, 2:359-366, 1989