



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 103945398 B

(45)授权公告日 2017.07.28

(21)申请号 201410133551.5

(22)申请日 2014.04.03

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 103945398 A

(43)申请公布日 2014.07.23

(73)专利权人 北京邮电大学
地址 100876 北京市海淀区西土城路10号

(72)发明人 田辉 张平 范绍帅

(74)专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

代理人 李迪

(51)Int.Cl.

H04W 16/18(2009.01)

H04W 16/22(2009.01)

H04W 24/02(2009.01)

(56)对比文件

CN 102547768 A,2012.07.04,

郑未名.模糊神经网络的学习算法.《中国优秀硕士学位论文全文数据库》.2006,全文.

Jingyu Li.self-optimization of coverage and capacity in LTE networks based on central control and decentralized fuzzy Q-learning.

《international journal of distributed sensor networks》.2012,正文第2页第2栏第38-41行,第4页第1栏第3-8、12-14、39-41行,第2栏第13-15、40-41行,第5页第1栏第18-20行,第6页第1栏11-14、18-20行.

审查员 张芑

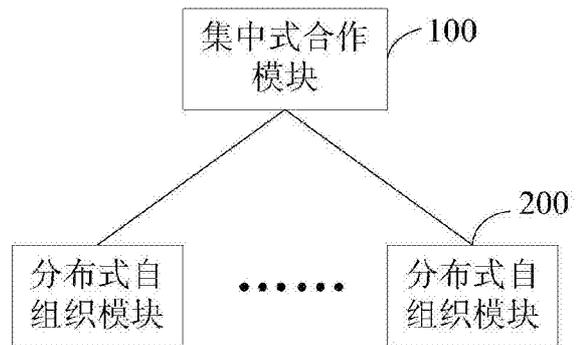
权利要求书2页 说明书7页 附图5页

(54)发明名称

基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统及优化方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统及优化方法,所述系统包括:多个分布式自组织模块,每个所述分布式自组织模块布置在一个基站中,并且每个所述分布式自组织模块周期性地利用模糊神经网络优化所在基站的天线仰角和发射功率;集中式合作模块,所述集中式合作模块用于接收每个所述基站的分布式自组织模块的优化参数,并将所述优化参数进行处理后,作为优化经验发送到每个所述分布式自组织模块。本发明的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统及优化方法通过调整基站的射频天线仰角及发射功率,从而优化了网络的负载及容量性能。



1. 基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统,其特征在于,所述系统包括:

多个分布式自组织模块,每个所述分布式自组织模块布置在一个基站中,并且每个所述分布式自组织模块周期性地利用模糊神经网络优化所在基站的天线仰角和发射功率;

集中式合作模块,所述集中式合作模块用于接收每个所述基站的分布式自组织模块的优化参数,并将所述优化参数进行处理后,作为优化经验发送到每个所述分布式自组织模块;

所述分布式自组织模块包括:

参数计算单元,用于周期性地统计并计算模糊神经网络的四个输入参量:基站天线仰角、基站发射功率、负载差异因子、频谱效率差异因子;

模糊化单元,用于根据隶属度函数将所述模糊神经网络的四个参量的具体数值转化成模糊化语言的形式;

模糊推理单元,用于根据模糊推理规则进行逻辑推理,得到模糊推理结果;

解模糊单元,用于根据所述隶属度函数将所述模糊推理结果转化成优化后的天线仰角和发射功率的精确输出量;

参数优化单元,用于将所述每个分布式自组织模块所在的基站的天线仰角以及发射功率分别调整为所述优化后的天线仰角和发射功率;

参数学习单元,用于根据所述优化后的天线仰角和发射功率计算所述分布式自组织模块所在基站的覆盖及容量性能,并对优化参数进行学习调整;

发送接收单元,用于将所述优化参数发送到所述集中式合作模块,并接收所述集中式合作模块发送的所述优化经验,并将所述优化经验发送到所述模糊化单元和解模糊单元,以替换所述优化参数。

2. 根据权利要求1所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统,其特征在于,所述集中式合作模块根据接收到的多个上述分布式自组织模块的所述优化参数,计算出各项所述优化参数的算数平均值,并将各项计算后的优化参数作为上述优化经验发送到每个所述分布式自组织模块。

3. 根据权利要求2所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统,其特征在于,

所述优化参数包括所述模糊化单元和解模糊单元中的所述隶属度函数的隶属度函数中心和隶属度函数宽度参数。

4. 一种使用上述权利要求1-3任意一项所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统进行优化的方法,其特征在于,包括:

S1,使用每个分布式自组织模块周期性地利用模糊神经网络分别对所在基站的天线仰角和发射功率进行优化;

S2,每个所述分布式自组织模块将优化参数发送到集中式合作模块;

S3,所述集中式合作模块将接收的多个所述优化参数进行计算,并将计算后的优化参数作为优化经验分别发送到每个所述分布式自组织模块;

S4,每个所述分布式自组织模块使用收到的所述优化经验分别替换所述优化参数;

其中,所述步骤S1具体包括:

S11,周期性统计计算模糊神经网络的四个输入参量:当前基站天线仰角、当前基站发射功率、负载差异因子、频谱效率差异因子;

S12,模糊化过程:根据隶属度函数将模糊神经网络的四个输入参量的具体数值转化成模糊化语言的形式;

S13,模糊推理过程:根据模糊推理规则进行逻辑推理,得到模糊推理结果;

S14,解模糊过程:根据所述隶属度函数将模糊推理结果转化成优化后的天线仰角和发射功率的精确输出量;

S15,参数优化:将所述分布式自组织模块所在的基站的天线仰角以及发射功率分别调整为优化后的天线仰角和发射功率;

S16,根据所述优化后的天线仰角和发射功率计算所述分布式自组织模块所在基站的覆盖以及容量性能,对优化参数进行学习调整。

5.根据权利要求4所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统进行优化的方法,其特征在于,所述步骤S3具体包括:

所述集中式合作模块根据接收到的多个所述分布式自组织模块的优化参数,计算出各项所述优化参数的算数平均值,并将各项计算后的优化参数作为优化经验发送到每个所述分布式自组织模块。

6.根据权利要求5所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统进行优化的方法,其特征在于,

所述优化参数包括所述模糊化过程和解模糊过程中的所述隶属度函数的隶属度函数中心和隶属度函数宽度参数。

基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统及优化方法

技术领域

[0001] 本发明涉及无线通信技术领域,尤其是,涉及一种基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统及优化方法。

背景技术

[0002] 随着无线通信高速化、宽带化、泛在化的发展,下一代移动通信网络变得越来越复杂,用户对无线接入网所提供服务的质量要求也越来越高。而目前网络中的许多网元和相关参数由人工配置,网络规划、优化和运营成本相当巨大。运营商一方面要降低运营成本,另一方面需要提供较好的终端用户体验,因此提出了自组织网络(Self-Organizing Network, SON)技术,旨在增强无线网元,实现无线网络自组功能。SON有利于优化运营商的操作维护,能够大大提升网络性能,减少操作代价,降低无线网络的运营成本。

[0003] 覆盖及容量优化(Coverage and Capacity Optimization, CCO)作为SON的一项重要功能,该优化功能旨在周期性根据无线环境情况甚至根据业务负载及用户位置的变更进行基站射频调整以提升网络覆盖以及系统容量性能。然而,目前对网络覆盖和容量的优化,仍然是由人工通过网络优化工具获取系统状态参数,对系统状态参数进行分析,判断出系统存在的问题,再通过人工调整改善系统存在的问题。人工优化方式造成了人力物力的巨大浪费,网络维护成本高,且人工配置很容易出现错配和漏配的问题。

发明内容

[0004] (一)要解决的技术问题

[0005] 本发明要解决的技术问题是:通过调整各个基站的天线仰角及发射功率以优化网络的负载及容量性能。

[0006] (二)技术方案

[0007] 为实现上述目的,本发明提供了一种基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统,其特征在于,所述系统包括:多个分布式自组织模块,每个所述分布式自组织模块布置在一个基站中,并且每个所述分布式自组织模块周期性地利用模糊神经网络优化所在基站的天线仰角和发射功率;集中式合作模块,所述集中式合作模块用于接收每个所述基站的分布式自组织模块的优化参数,并将所述优化参数进行处理后,作为优化经验发送到每个所述分布式自组织模块。

[0008] 其中,所述分布式自组织模块包括:参数计算单元,用于周期性地统计并计算模糊神经网络的四个输入参量:基站天线仰角、基站发射功率、负载差异因子、频谱效率差异因子;模糊化单元,用于根据隶属度函数将所述模糊神经网络的四个参量的具体数值转化成模糊化语言的形式;模糊推理单元,用于根据模糊推理规则进行逻辑推理,得到模糊推理结果;解模糊单元,用于根据所述隶属度函数将所述模糊推理结果转化成优化后的天线仰角和发射功率的精确输出量;参数优化单元,用于将所述每个分布式自组织模块所在的基站的天线仰角以及发射功率分别调整为所述优化后的天线仰角和发射功率;参数学习单元,

用于根据所述优化后的天线仰角以及发射功率计算所述分布式自组织模块所在基站的覆盖及容量性能,并对优化参数进行学习调整;发送接收单元,用于将所述优化参数发送到所述集中式合作模块,并接收所述集中式合作模块发送的所述优化经验,并将所述优化经验发送到所述模糊化单元和解模糊单元,对所述优化参数进行替换。

[0009] 其中,所述集中式合作模块根据接收到的多个上述分布式自组织模块的所述优化参数,计算出各项所述优化参数的算数平均值,并将各项计算后的优化参数作为上述优化经验发送到每个所述分布式自组织模块。

[0010] 其中,所述优化参数包括所述模糊化单元和解模糊单元中的所述隶属度函数的隶属度函数中心和隶属度函数宽度参数。

[0011] 根据本发明的另一个方面,提供了一种使用上述基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统进行优化的方法,其特征在于,包括:S1,使用每个分布式自组织模块周期性地利用模糊神经网络分别对所在基站的天线仰角和发射功率进行优化;S2,每个所述分布式自组织模块将优化参数发送到集中式合作模块;S3,所述集中式合作模块将接收的多个所述优化参数进行计算,并将计算后的优化参数作为优化经验分别发送到每个所述分布式自组织模块;S4,每个所述分布式自组织模块使用收到的所述优化经验分别替换所述优化参数。

[0012] 其中,所述步骤S1具体包括:S11,周期性统计计算模糊神经网络的四个输入参量:当前基站天线仰角、当前基站发射功率、负载差异因子、频谱效率差异因子;S12,模糊化过程:根据隶属度函数将模糊神经网络的四个输入参量的具体数值转化成模糊化语言的形式;S13,模糊推理过程:根据模糊推理规则进行逻辑推理,得到模糊推理结果;S14,解模糊过程:根据所述隶属度函数将模糊推理结果转化成优化后的天线仰角和发射功率的精确输出量;S15,参数优化:将所述分布式自组织模块所在的基站的天线仰角以及发射功率分别调整为优化后的天线仰角和发射功率;S16,根据所述优化后的天线仰角和发射功率计算所述分布式自组织模块所在基站的覆盖以及容量性能,对优化参数进行学习调整。

[0013] 其中,所述步骤S3具体包括:所述集中式合作模块根据接收到的多个所述分布式自组织模块的优化参数,计算出各项所述优化参数的算数平均值,并将各项计算后的优化参数作为优化经验发送到每个所述分布式自组织模块。

[0014] 其中,所述优化参数包括所述模糊化过程和解模糊过程中的所述隶属度函数的隶属度函数中心和隶属度函数宽度参数。

[0015] (三)有益效果

[0016] 本发明所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统及优化方法,增强了基站对射频参数的自主调控能力,使基站能够根据与邻区的负载差异以及频谱利用率性能差异情况,通过对基站天线仰角以及发射功率的联合调整,从而提升网络覆盖及系统容量性能。并且,各分布式自组织模块的优化经验通过集中式合作模块进行共享,将使各分布式自组织模块更快的获取更多的优化经验,加快优化经验的学习过程。

附图说明

[0017] 通过参考附图会更加清楚的理解本发明的特征和优点,附图是示意性的而不应该理解为对本发明进行任何限制,在附图中:

[0018] 图1示出了本发明的一种基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统的结构框图；

[0019] 图2示出了本发明的一种基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统的分布式自组织模块的结构框图；

[0020] 图3示出了本发明的一种使用基于模糊神经网络的网络覆盖及容量系统进行优化的方法的流程图；

[0021] 图4示出了本发明的一种使用基于模糊神经网络的网络覆盖及容量系统进行优化的方法的步骤S1的流程图；

[0022] 图5示出了本发明实施例的模糊神经网络的结构图；

[0023] 图6示出了现有的天线仰角及发射功率固定配置方案的覆盖及容量与使用本发明所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量系统及方法进行优化后的覆盖及容量的综合性能曲线对比图。

具体实施方式

[0024] 下面将结合附图对本发明的实施例进行详细描述。

[0025] 图1示出了本发明的一种基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统的结构框图。

[0026] 如图1所示,本发明实施例的一种基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统包括:集中式合作模块100和多个分布式自组织模块200。

[0027] 每个分布式自组织模块200布置在一个基站中,并且每个分布式自组织模块200周期性地利用模糊神经网络优化所在基站的天线仰角和发射功率；

[0028] 集中式合作模块100用于接收每个基站的分布式自组织模块200的优化参数,并将优化结果进行处理后,作为优化经验分别发送到每个分布式自组织模块200。

[0029] 图2示出了本发明的一种基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统的分布式自组织模块的结构框图。

[0030] 参照图2,本发明实施例的分布式自组织模块200包括:

[0031] 参数计算单元210,用于周期性地统计并计算模糊神经网络的四个输入参量:基站天线仰角、基站发射功率、负载差异因子、频谱效率差异因子。

[0032] 模糊化单元220,用于根据隶属度函数将模糊神经网络的四个参量的具体数值转化成模糊化语言的形式。

[0033] 模糊推理单元230,用于根据模糊推理规则进行逻辑推理,得到模糊推理结果。

[0034] 解模糊单元240,用于根据隶属度函数将模糊推理结果转化成优化后的天线仰角和优化后的发射功率的精确输出量。

[0035] 参数优化单元250,用于将每个分布式自组织模块所在的基站的天线仰角以及发射功率分别调整为优化后的天线仰角和发射功率；

[0036] 参数学习单元260,用于根据优化后的天线仰角和发射功率计算分布式自组织模块所在基站的覆盖及容量性能,并对优化参数进行学习调整；

[0037] 发送接收单元270,用于将优化参数发送到集中式合作模块100,并接收集中式合作模块100发送的优化经验,并将优化经验发送到模糊化单元220和解模糊单元240,以替换

原有的优化参数。

[0038] 集中式合作模块100根据接收到的多个分布式自组织模块200的优化参数,计算出各项优化参数的算数平均值,并将计算后的各项优化参数作为优化经验发送到每个分布式自组织模块200。

[0039] 在本实施例中,每个分布式自组织模块200的优化参数包括模糊化单元220和解模糊单元240中的隶属度函数的隶属度函数中心和隶属度函数宽度参数。

[0040] 在本发明的另一个实施例中,提供了一种使用基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统进行优化的方法。

[0041] 图3示出了本发明的一种使用基于模糊神经网络的网络覆盖及容量系统进行优化的方法的流程图;图4示出了本发明的一种使用基于模糊神经网络的网络覆盖及容量系统进行优化的方法的步骤S1的流程图。图5示出了本发明实施例的模糊神经网络的结构图。

[0042] 参照图3、图4和图5,使用基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统进行优化的方法包括:

[0043] 步骤S1,使用每个分布式自组织模块周期性地利用模糊神经网络对所在基站的天线仰角和发射功率进行优化;其具体步骤包括:

[0044] S11,周期性统计计算模糊神经网络的四个输入参量:当前基站天线仰角P、当前基站发射功率 θ 、负载差异因子 ΔL 、频谱效率差异因子 ΔS 。

[0045] 其中,负载差异因子 $\Delta L = (L - \bar{L}) / \bar{L}$,L为当前基站负载大小,负载大小以用户数量进行衡量, \bar{L} 为所有邻区负载的算数平均值,频谱效率差异因子 $\Delta S = (S - \bar{S}) / \bar{S}$,S为当前基站频谱效率因子, $S = \omega S_{5\%} + (1 - \omega) S_{50\%}$, $S_{5\%}$ 为基站内各用户的频谱效率CDF分布曲线中5%处的频谱效率, $S_{50\%}$ 为基站内各用户的频谱效率CDF分布曲线中50%处的频谱效率, ω 为性能指标权重系数, \bar{S} 为所有邻区频谱效率因子的算数平均值。

[0046] S12,模糊化过程:根据隶属度函数将模糊神经网络四个输入参量的具体数值转化成模糊化语言的形式。

[0047] 如图5所示,模糊神经网络的输入量为 $x = (P, \theta, \Delta L, \Delta S)$ 。模糊神经网络第一层M1第i个节点对应的输入 $O_i^{(1)}$ 、输出 $N_i^{(1)}$ 为 $O_i^{(1)} = I_i^{(1)} = x_i$ 。

[0048] 模糊化过程对应对于图5中所示的模糊神经网络结构的第二层M2。模糊化时,可将当前基站天线仰角P、当前基站发射功率 θ 、负载差异因子 ΔL 、频谱效率差异因子 ΔS 各自划分为3个模糊子集{高、中、低},第i个输入变量 x_i 的第j个模糊子集的隶属度函数 μ_{ij} ($i=1, 2, 3, 4; j=1, 2, 3$)可采用高斯函数,如使用如下公式进行计算: $\mu_{ij}(x_i) = \exp[-(\frac{x_i - c_{ij}^{(2)}}{\sigma_{ij}^{(2)}})^2]$ 。

[0049] 模糊神经网络第二层M2节点对应的输入为 $I_{ij}^{(2)} = O_i^{(1)}$,输出为

$O_{ij}^{(2)} = \mu_{ij}(I_{ij}^{(2)}) = \exp(-(\frac{O_i^{(1)} - c_{ij}^{(2)}}{\sigma_{ij}^{(2)}})^2)$ 。其中, $c_{ij}^{(2)}$ 、 $\sigma_{ij}^{(2)}$ 分别为模糊化过程的隶属度函数中心、隶属度函数宽度参数。

[0050] S13,模糊推理过程:根据模糊推理规则进行逻辑推理,得到模糊推理结果。

[0051] 模糊推理过程对应对于图5中所示的模糊神经网络结构的第三层M3和第四层M4。

由于模糊神经网络的四个输入参量各自划分为3个模糊子集,所以模糊推理规则共有 $3 \times 3 \times 3 \times 3 = 81$ 条规则,因此模糊神经网络第三层共有81个节点,分别对应81条预先设定好的模糊推理规则(IF-THEN控制规则)。模糊神经网络第三层M3节点对应的输入为 $I_k^{(3)} = (O_{1k_1}^{(2)}, O_{2k_2}^{(2)}, O_{3k_3}^{(2)}, O_{4k_4}^{(2)})$,输出 $O_k^{(3)} = O_{1k_1}^{(2)} \times O_{2k_2}^{(2)} \times O_{3k_3}^{(2)} \times O_{4k_4}^{(2)}$,表示第k(k=1, ..., 81)条规则的适应强度。其中,k1、k2、k3、k4分别为第k条规则中模糊神经网络的四个输入参量的模糊子集序号。

[0052] 模糊神经网络第四层M4节点确定每条控制规则的模糊输出。由于模糊神经网络的两个输出参量基站天线仰角 P' 、基站发射功率 θ' 可各自划分为3个模糊子集{高、中、低},因此模糊神经网络第四层共有 $2 \times 3 = 6$ 个节点,每个节点表示模糊神经网络相应输出参量的模糊控制结果。模糊神经网络第四层节点对应的输入为 $I_{lm}^{(4)} = (O_{1lm}^{(3)}, \dots, O_{r_{lm}}^{(3)})$,输出 $O_{lm}^{(4)} = O_{1lm}^{(3)} + \dots + O_{r_{lm}}^{(3)}$ 。其中, r_{lm} 为81条推理规则中第l(l=1, 2)个输出变量的模糊推理结果为第m(m=1, 2, 3)个模糊子集的规则条数。

[0053] S14,解模糊过程:根据隶属度函数将模糊推理结果转化成优化后的天线仰角和优化后的发射功率的精确输出量。

[0054] 解模糊过程对应对于图5中的模糊神经网络结构的第五层M5。模糊神经网络第五

层M5节点对应的输入为 $I_l^{(5)} = (O_{1l}^{(4)}, O_{2l}^{(4)}, O_{3l}^{(4)})$,输出 $O_l^{(5)} = \frac{\sum_{m=1}^3 O_{lm}^{(4)} c_{lm}^{(5)} \sigma_{lm}^{(5)}}{\sum_{m=1}^3 O_{lm}^{(5)} \sigma_{lm}^{(5)}}$,

[0055] 其中, $c_{lm}^{(5)}$ 、 $\sigma_{lm}^{(5)}$ 分别为解模糊过程的隶属度函数中心、隶属度函数宽度参数。模糊神经网络第五层M5的两个输出值 $O_1^{(5)}$ 、 $O_2^{(5)}$ 即为基站天线仰角 P' 、基站发射功率 θ' 的精确输出量。

[0056] S15,参数优化:将分布式自组织模块所在的基站的天线仰角以及发射功率分别调整为优化后的天线仰角和发射功率。

[0057] S16,根据优化后的天线仰角以及发射功率计算分布式自组织模块所在基站的覆盖以及容量性能,对优化参数进行学习调整。

[0058] 本实施例中模糊神经网络需要进行学习调整的优化参数包括模糊化过程以及解模糊过程中的隶属度函数的隶属度函数中心和隶属度函数宽度参数。

[0059] 可采用强化学习算法以及负梯度下降法对相应参数进行学习调整。强化学习算法

的误差信号为 $e(t) = y^* - y(t)$,学习过程的均方误差为 $E(t) = \frac{1}{2} e^2(t) = \frac{1}{2} (y^* - y(t))^2$ 。其中,t为时间变量,用于表征训练周期的次数,强化学习算法的输入量 $y(t)$ 为第t训练周期内实际统计得到的覆盖容量综合性能指标值, y^* 为该性能指标值学习过程中的历史最优值。第i个基

站的覆盖容量综合性能指标值可定义为 $JKPI_i = \alpha KPI_i + \frac{(1-\alpha)}{|N(i)|} \sum_{j \in N(i)} KPI_j$,

[0060] 其中, α 为基站指标权重系数, $N(i)$ 为本基站邻区的集合, $|N(i)|$ 为本基站邻区的

个数, $KPI_i = \omega T_{i5\%} + (1 - \omega) T_{i50\%}$, $S_{5\%}$ 为基站内各用户的频谱效率CDF分布曲线中5%处的频谱效率, $S_{50\%}$ 为基站内各用户的频谱效率CDF分布曲线中50%处的频谱效率, ω 为性能指标权重系数。

[0061] 对模糊神经网络参数进行学习调整, 得到模糊神经网络在 $t+1$ 训练周期内模糊神经网络参数所采用的值。模糊化过程中隶属度函数中心 $c_{ij}^{(2)}$ 的调整方法如公式

$$[0062] \quad c_{ij}^{(2)}(t+1) = c_{ij}^{(2)}(t) - \eta \sum_{l=1}^2 \sum_{m=1}^3 \frac{\partial E(t)}{\partial O_{lm}^{(4)}} \sum_{k=1, lm}^{r_{lm}} \frac{\partial O_{lm}^{(4)}}{\partial O_k^{(3)}} \frac{\partial O_k^{(3)}}{\partial O_{ij}^{(2)}} \frac{\partial O_{ij}^{(2)}}{\partial c_{ij}^{(2)}} \text{ 所示。}$$

[0063] 模糊化过程中隶属度函数宽度 $\sigma_{ij}^{(2)}$ 的调整方法如公式

$$[0064] \quad \sigma_{ij}^{(2)}(t+1) = \sigma_{ij}^{(2)}(t) - \eta \sum_{l=1}^2 \sum_{m=1}^3 \frac{\partial E(t)}{\partial O_{lm}^{(4)}} \sum_{k=1, lm}^{r_{lm}} \frac{\partial O_{lm}^{(4)}}{\partial O_k^{(3)}} \frac{\partial O_k^{(3)}}{\partial O_{ij}^{(2)}} \frac{\partial O_{ij}^{(2)}}{\partial \sigma_{ij}^{(2)}} \text{ 所示。}$$

[0065] 模糊化过程中隶属度函数中心 $c_{lm}^{(5)}$ 的调整方法如公式

$$[0066] \quad c_{lm}^{(5)}(t+1) = c_{lm}^{(5)}(t) + \eta e(t) \frac{O_{lm}^{(4)} \sigma_{lm}^{(5)}}{\sum_{i=1}^3 O_{li}^{(4)} \sigma_{li}^{(5)}} \text{ 所示。}$$

[0067] 模糊化过程中隶属度函数宽度 $\sigma_{lm}^{(5)}$ 的调整方法如公式

$$[0068] \quad \sigma_{lm}^{(5)}(t+1) = \sigma_{lm}^{(5)}(t) + \eta e(t) \times \frac{O_{lm}^{(4)} c_{lm}^{(5)} \sum_{i=1}^3 O_{li}^{(4)} \sigma_{li}^{(5)} - O_{lm}^{(4)} \sum_{i=1}^3 O_{li}^{(4)} c_{li}^{(5)} \sigma_{li}^{(5)}}{\left(\sum_{i=1}^3 O_{li}^{(4)} \sigma_{li}^{(5)}\right)^2} \text{ 所示。}$$

[0069] 其中,

$$[0070] \quad \frac{\partial E(t)}{\partial O_{lm}^{(4)}} = -e(t) \frac{\sigma_{lm}^{(5)} c_{lm}^{(5)} \sum_{i=1}^3 O_{li}^{(4)} \sigma_{li}^{(5)} - \sigma_{lm}^{(4)} \sum_{i=1}^3 O_{li}^{(4)} c_{li}^{(5)} \sigma_{li}^{(5)}}{\left(\sum_{i=1}^3 O_{li}^{(4)} \sigma_{li}^{(5)}\right)^2}$$

$$[0071] \quad \frac{\partial O_{lm}^{(4)}}{\partial O_k^{(3)}} = \begin{cases} 1, & \text{if } O_k^{(3)} \in I_{lm}^{(4)} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$[0072] \quad \frac{\partial O_k^{(3)}}{\partial O_{ij}^{(2)}} = \begin{cases} \prod_{n \neq j} O_{in}^{(2)}, & \text{if } O_{ij}^{(2)} \in I_k^{(3)} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$[0073] \quad \frac{\partial O_{ij}^{(2)}}{\partial c_{ij}^{(2)}} = O_{ij}^{(2)} \frac{2(O_i^{(1)} - c_{ij}^{(2)})}{(\sigma_{ij}^{(2)})^2}$$

$$[0074] \quad \frac{\partial O_{ij}^{(2)}}{\partial \sigma_{ij}^{(2)}} = O_{ij}^{(2)} \frac{2(O_i^{(1)} - c_{ij}^{(2)})^2}{(\sigma_{ij}^{(2)})^3}$$

[0075] 步骤S2, 每个分布式自组织模块将优化后的优化参数发送到集中式合作模块。

[0076] 步骤S3, 集中式合作模块将接收的多个优化参数后进行计算, 并将计算后的优化

参数作为优化经验分别发送到每个分布式自组织模块。

[0077] 集中式合作模块根据接收到的多个分布式自组织模块的优化参数,计算出各项优化参数的算数平均值,并将计算后的各项优化参数作为全局统一的优化经验发送到各个分布式自组织模块。

[0078] 步骤S4,每个分布式自组织模块使用收到的优化经验分别替换原有的优化参数。

[0079] 图6示出了现有的覆盖及容量与使用本发明所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量系统及方法进行优化后的覆盖及容量的综合性能曲线对比图。

[0080] 参照图6,F1为现有的天线仰角及发射功率固定配置方案的覆盖及容量的综合性能曲线,F2为使用本发明所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量系统及方法进行优化后的覆盖及容量的综合性能,通过对比可知,使用本发明所述的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量系统及方法进行优化后具有更好的覆盖及容量性能。

[0081] 本发明提出的基于模糊神经网络的网络覆盖及容量优化系统及优化方法,增强了基站对射频参数的自主调控能力,使基站能够根据与邻区的负载差异以及频谱利用率性能差异情况,通过对基站天线仰角以及发射功率的联合调整,从而提升网络覆盖及系统容量性能。并且,各分布式自组织模块的优化经验通过集中式合作单元进行共享,将使各分布式自组织模块更快的获取更多的优化经验,加快优化经验的学习过程。

[0082] 虽然结合附图描述了本发明的实施方式,但是本领域技术人员可以在不脱离本发明的精神和范围的情况下做出各种修改和变型,这样的修改和变型均落入由所附权利要求所限定的范围之内。

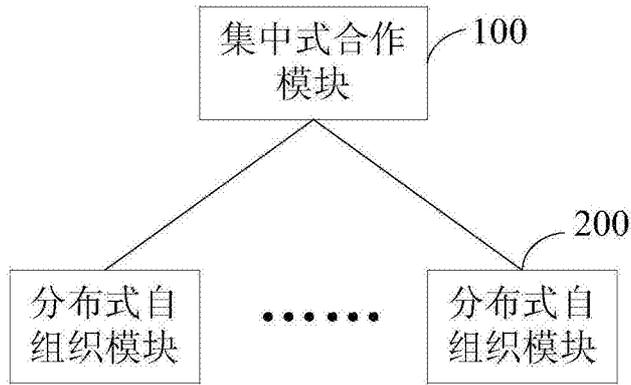


图1

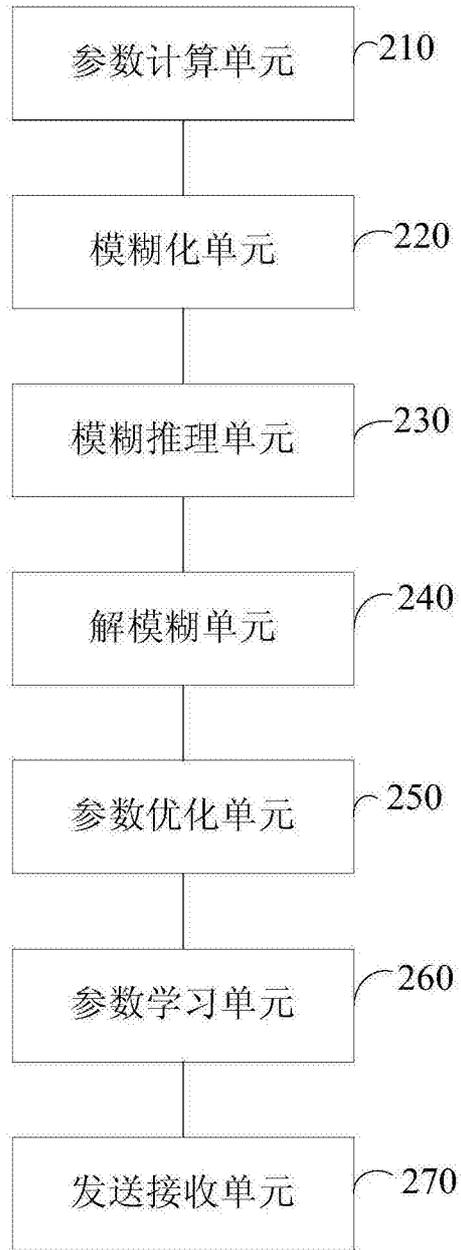


图2

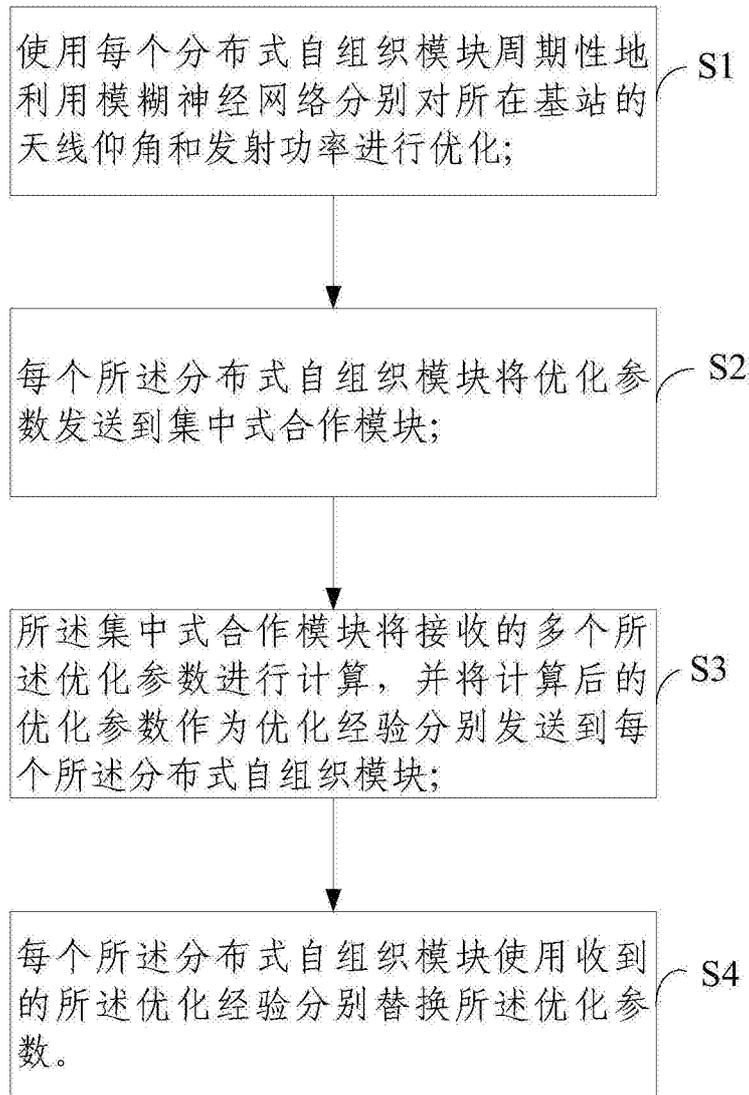


图3

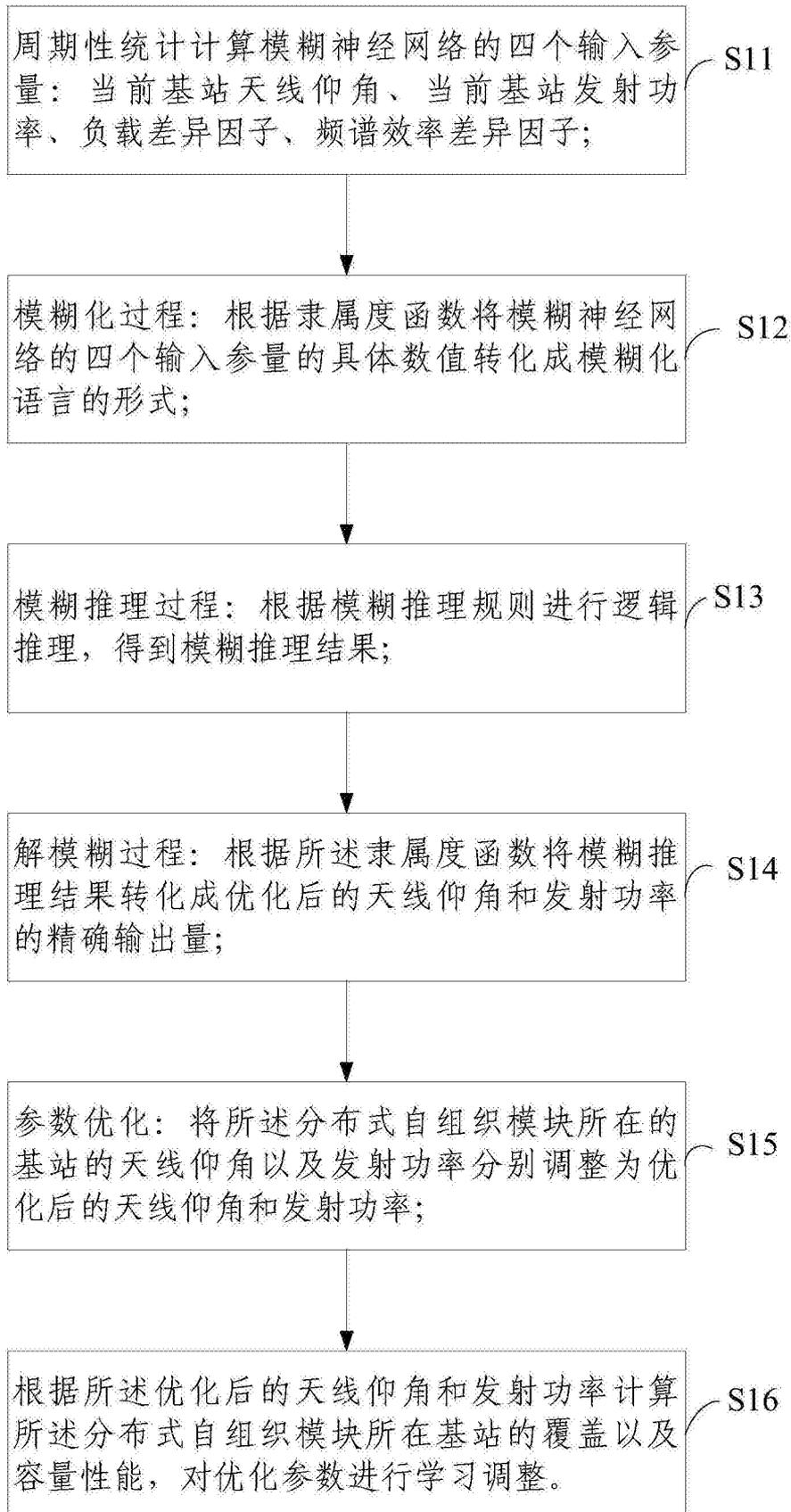


图4

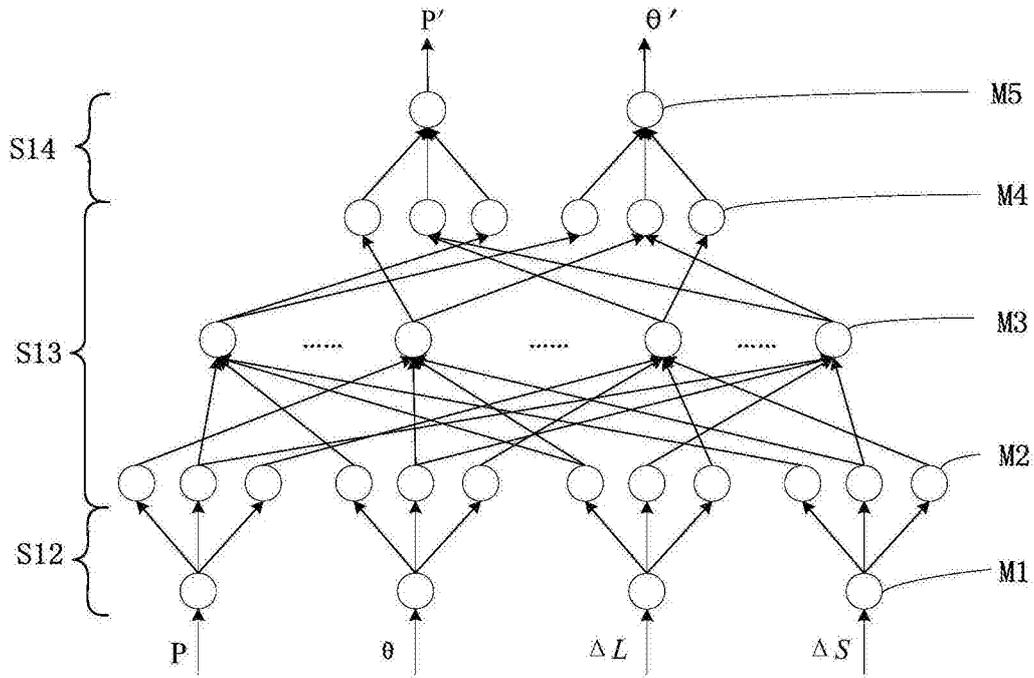


图5

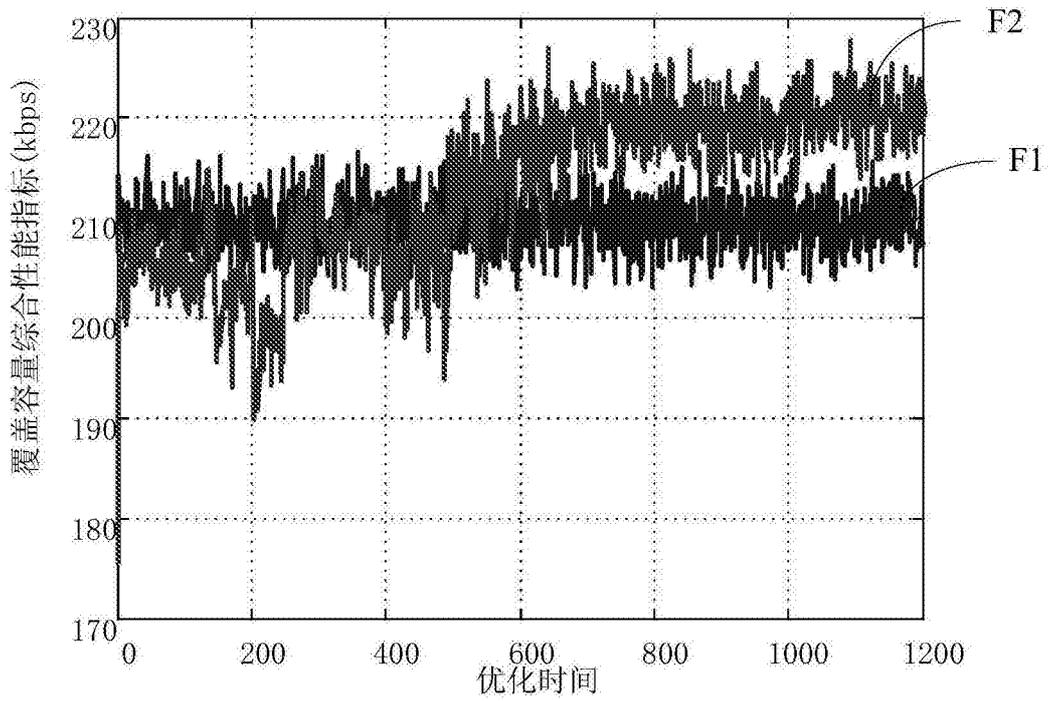


图6