

新兴蜂窝网络中的自愈技术：综述、挑战与研究方向

Ahmad Asghar¹, Student Member, IEEE, Hasan Farooq, Student Member, IEEE, and Ali Imran, Member, IEEE

摘要——移动蜂窝网络运营商将近四分之一的收入用于网络管理与维护。其中，相当一部分预算被用于解决那些会降低或中断蜂窝服务质量的故障问题。传统上，运营商主要依赖人工经验来识别、诊断并解决这些故障。然而，随着蜂窝网络密度的增加以及蜂窝类型多样化，这种做法在技术上和经济上都变得越来越不可行。为了解决这一问题，近年来关于自愈技术的研究势头显著增强。自愈技术要么帮助解决这些故障，要么在无需人工干预的情况下自主完成相关任务，从而降低成本的同时提升移动蜂窝网络的可靠性。尽管这类技术越来越受欢迎，但迄今为止仍没有针对移动蜂窝网络中自愈技术的系统性研究。

本文旨在填补这一空白，对移动蜂窝网络领域提出的各种自愈技术进行全面梳理，并分析这些技术所采用的方法与手段。文章首先通过定量分析指出，在新兴的移动蜂窝网络中，自愈技术将成为一种必要手段，而不再是可有可无的奢侈选项。在此基础上，本文对现有关于自愈技术的研究文献进行了综述与分类，并详细探讨了开发适用于新兴及未来移动蜂窝网络的自愈技术所面临的挑战及未来研究方向。特别地，我们认为从自愈技术的角度来看，最棘手的挑战在于如何同时满足5G网络对低延迟和高服务质量的要求。

索引术语——自组织网络、自修复功能、5G技术以及未来的移动蜂窝网络。

一、引言

在当前这个移动蜂窝网络运营商们竞相争夺那些追求更高数据传输速率、更大数据容量且希望成本更低的客户的时代，要保持较高的利润率正变得越来越困难。此外，不断上升的网络运营成本也给运营商的营收带来了压力。移动蜂窝网络的相关开支主要分为两大类：一类是资本支出，用于购置和升级网络设施；另一类是运营支出，用于管理和维护现有的网络资源。

Manuscript received July 11, 2017; revised January 18, 2018; accepted March 18, 2018. Date of publication April 11, 2018; date of current version August 21, 2018. This work was supported by the National Science Foundation under Grant 1559483, Grant 1619346, and Grant 1730650. (Corresponding author: Ahmad Asghar.)

The authors are with the Department of Electrical and Computer Engineering, University of Oklahoma, Tulsa, OK 74135 USA (e-mail: ahmad.asghar@ou.edu; hasan.farooq@ou.edu; ali.imran@ou.edu).

Digital Object Identifier 10.1109/COMST.2018.2825786

据行业估计，移动网络运营商将其总收入的23%至26%用于移动网络运营[1][2]。进一步分析运营开支会发现，其中很大一部分被用于解决移动网络故障及性能下降问题。这类服务中断通常需要人工干预，而有时这些问题会被人忽视，从而导致客户体验下降，最终引发客户流失率上升。根据一项调查数据[3]，2015年全球移动网络运营商为解决网络故障与服务质量下降带来的问题花费了近200亿美元，这一金额占总收入的1.7%，占运营总支出的7%左右。

5G技术在移动蜂窝网络中的广泛应用不可避免地带来了一个关键挑战——即对网络资源的需求增加，进而给网络性能管理带来了压力。为应对这一挑战，研究人员以及移动蜂窝网络标准化组织3GPP提出了采用自组织网络技术的相关解决方案，旨在自动化那些原本需要人工干预的操作流程。自组织网络技术主要包含三个核心功能模块：自动配置、自动优化与自动修复。自动配置功能允许移动蜂窝网络节点实现即插即用式的自动配置；自动优化功能则根据运营商的特定要求对网络性能进行优化；自动修复功能则用于识别网络中的性能问题，例如小区故障或关键性能指标的下降。除了上述三个功能模块外，3GPP还在第四代移动蜂窝网络的10版本规范中加入了自动协调功能，旨在避免不同自组织网络技术之间的冲突，从而防止关键性能指标的进一步下降。

为了解释这四个SON组成部分之间的相互关系，图1提供了一个通用的SON框架。其中，自配置与自优化属于较为隐性的、用于降低运营成本的手段；而自修复功能则为实现运营成本削减提供了最直接、最量化的途径——它通过将移动蜂窝网络中断带来的影响降至最低来达到这一目标[3]。这些网络中断可能由网络元素的物理组件或软件组件发生故障引起，导致这些组件无法正常工作，进而引发全面的网络中断；也可能导致服务质量严重下降，从而引发部分性中断，而这种中断未必会触发任何系统级别的警报。

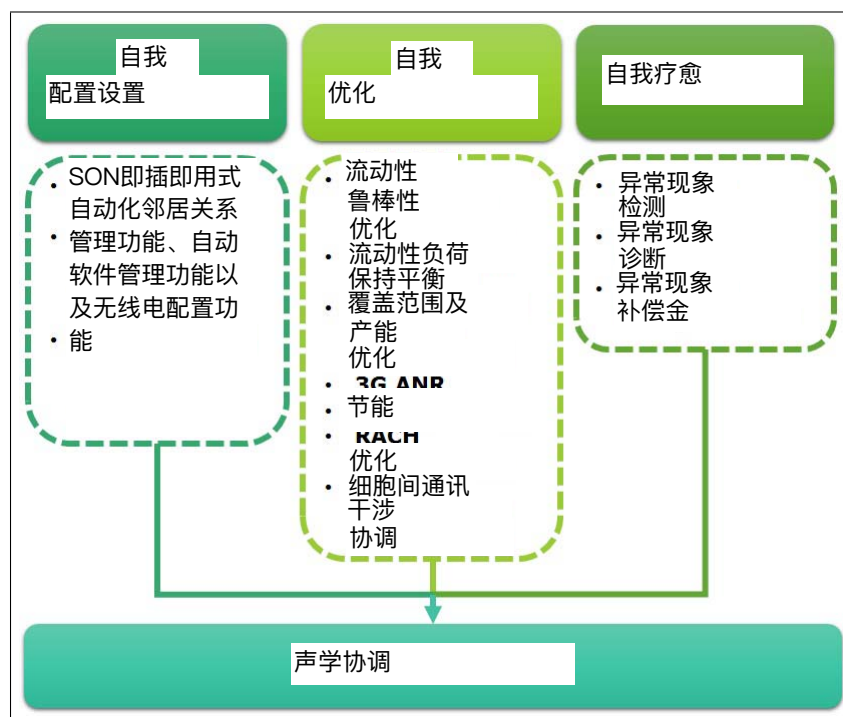


图1. 蜂窝网络的自组织网络框架。

以下是关于自修复技术主要研究方向的概述。

A. 降低网络运营成本

如前所述，移动蜂窝网络运营商可能需要将总收入的1.7%用于解决因网络故障引发的问题。网络故障有可能导致数百万用户的服务中断，这一现象在最近的案例研究[7]和[8]中已有体现。目前，各运营商仍主要依赖人工手段来检测、诊断网络故障并采取相应的补救措施，这种做法不仅会延缓网络恢复的速度，其成本也远高于自动化解决方案。因此，自动化自愈技术成为移动蜂窝网络运营商降低网络故障管理成本的有力手段之一。

B. 网络数据量的增加

人类专家同时处理大量网络信息并判断移动蜂窝网络中是否存在故障或关键性能指标下降的能力有限，这意味着随着网络中设备数量的增加，需要监控网络的专家数量也会相应增加。这将进一步加重运营商本已沉重的运营负担。而自愈技术可通过提供检测服务性能下降及中断问题的解决方案，减轻人类专家的负担。

C. 网络架构的复杂性

With small cells expected to make up a significant part of future cellular network infrastructure [9], solutions specifically

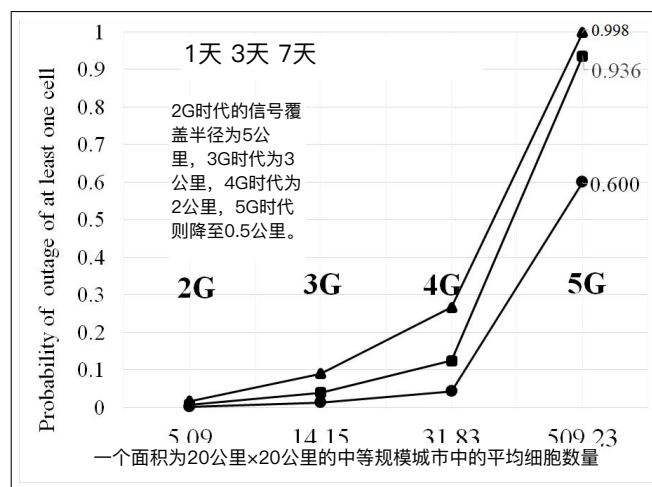


图2：随着小区密度的增加，单个小区发生故障的概率变化情况。

必须着重解决这一问题。更为严峻的是，由于与小型基站相关的用户比例较低，加之移动蜂窝网络的节点间距较为紧密，因此针对小型基站的监测数据往往十分稀少。这种状况使得通过传统方法难以发现与小型基站相关的服务中断问题。

D. 网络密度的提升

5G移动蜂窝网络中无线节点数量的增加可能会导致节点故障频发的现象[10]。

该数据是通过基于泊松分布的方法估算出的节点故障概率，相关方法源自[10]文献。图2展示了单日、三日以及七日内单个节点发生故障的概率，分别用下、中、上三条曲线表示。可以看出，在像第二代移动蜂窝网络这样的低密度网络中，节点故障的概率相对较低。然而，随着网络密度的增加，节点故障的概率也随之上升；在任意一天内，节点故障的概率都可能介于60%到99.8%之间。

硬件故障早已成为网络运营商极为关注的问题。特纳等人[11]对某企业网络中九个月内的客户投诉进行了分析，研究发现近39%的投诉源于硬件故障。因此，可以合理推测：如果网络节点的数量大幅增加，硬件故障的发生概率也会随之上升。随着单位面积内节点数量的增加，如果移动通信网络运营商继续采用人工干预的方式来处理如此高频率的节点故障，将面临极大的挑战。简而言之，在未来的5G网络中，自愈技术将不再是一种奢侈的选择，而将成为一种必不可少的需求。

E. 网络参数的增加

随着5G服务及相关技术的推出，配置与优化参数的数量预计将显著增加[12]。网络控制参数及相关实体的增多会大幅提升参数配置错误的概率。Yin等人[13]指出了参数配置错误的发生频率及其带来的影响。通过对大量客户投诉的分析，作者发现近31%的高严重性投诉源于参数配置错误；其中85.5%的问题是由于参数配置不当造成的，而仅有15%的错误情况会引发实际故障。其余情况下，只有当客户抱怨服务质量下降时，才会发现参数配置错误的问题。尽管[13]中并未提供具体的客户投诉数量，但假设网络中有2000个参数，且在两年内收到了10,000起投诉，那么每100天发生参数配置错误的概率为1.5%。

图3展示了5G移动蜂窝网络中参数配置错误情况的定量分析结果，该图显示了随着每个小区可配置参数数量的增加，每100天内某个参数发生配置错误的概率。参数配置错误的概率也是利用[10]中提出的基于泊松分布的故障估算方法计算得出的。在图3中，假设了三种不同的参数配置错误概率：0.01%（底部曲线）、0.05%（中间曲线）以及0.1%（顶部曲线），即每100天内发生参数配置错误的概率。这些概率远低于[13]中估算出的参数配置错误概率。此外，由于[13]中的数据来源于对客户投诉的分析，因此可以认为……

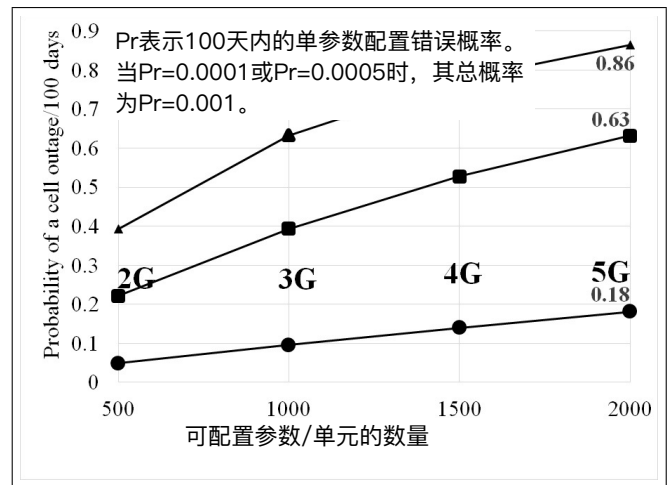


图3：可配置参数数量增加时，单一参数配置错误发生的概率变化情况。

这种参数配置错误确实会导致服务中断。从图3可以看出，在5G网络中，参数配置错误将成为移动网络运营商面临的一个重大问题。

F. 随着对“体验质量”重视程度的提升，人们开始更加关注自我修复功能。

5G移动蜂窝网络对用户体验的要求极高，这意味着各种5G应用场景几乎都能在任何时间、任何地点接入网络。目前最先进的网络可用性评估方法仍依赖于传统的路测技术。然而，这种评估方式耗时且耗费资源，同时其评估结果的全面性也存在局限——因为网络的大部分区域（即非铺设道路的区域）无法被测试到。因此，亟需更先进的方法来评估5G网络的可用性并及时检测网络故障。

此外，许多5G应用场景对延迟有着严格的要求，因此传统的手动故障诊断与手动故障补偿方法已无法满足需求。为应对这一挑战，必须开发出能够快速、无缝地弥补故障影响的自动化机制。

G. 以往的工作与贡献

在移动蜂窝网络领域，自组织与自优化技术受到了广泛关注，众多相关研究均强调了这两项技术在网络优化中的重要作用。Aliu等人[14]总结了近年来在蜂窝网络自组织技术方面取得的研究成果，而Peng等人[15]则概述了移动蜂窝网络中自配置与自优化技术的最新发展水平。

无线网络中另一个自动化应用领域是认知无线电技术。认知无线电技术指的是一种动态频谱接入技术，它能够根据移动用户的实际需求，通过利用异构物理层资源来实现带宽的动态分配[16]。Akyildiz等人对认知无线电技术进行了相关研究，并发表了相关综述[17]。

Akyildiz等人[18]探讨了认知无线电技术的当前技术水平及其未来面临的挑战；Akhtar等人[19]则研究了如何利用未经许可且未被使用的频谱资源来实现动态频谱分配。此外，Zhang等人[20]对认知无线电技术中的自优化相关研究进行了综述。

在自修复技术方面，[21]中综述了从自然系统到软件工程领域的各类应用案例，其中探讨了自修复软件系统与自然系统之间的相似性。Psaier与Dustdar[22]研究了自修复技术在信息技术与通信领域中的应用。此外，Paradis与Han[23]总结了有关无线传感器网络自修复能力的相关研究。

移动蜂窝网络中的自愈技术曾在[14]中作为SON技术框架下的一个组成部分被简要讨论过。作者在文中介绍了移动蜂窝网络中的自愈技术，并回顾了该领域内的四项杰出研究成果。自[14]发表以来，关于移动蜂窝网络自愈技术的研究取得了显著进展。据我们所知，本研究是首次尝试对这些进展进行系统性的梳理与总结。随着5G技术相关SON解决方案的提出与标准化工作进入高潮阶段，开展一项全面的研究来总结各研究机构、设备制造商及标准化组织在自愈技术方面的研究成果变得尤为迫切。此外，本研究旨在超越[14]的局限性，从中断类型、所采用的测量方法与研究手段以及研究成果等多个角度，对移动蜂窝网络的自愈技术进行更为全面的调查与分析。

本文的主要贡献总结如下：

本文指出了在5G移动通信网络出现后对自修复技术的需求，并阐述了为何自修复功能将不再是一种奢侈选项，而是会成为5G及未来技术中不可或缺的必要功能。

本文简要介绍了自修复技术的相关内容，并全面回顾了迄今为止在移动蜂窝网络自修复技术领域取得的各项研究成果以及各研究团队为推动该技术标准化所做出的努力。

本文遵循自然界及实际应用中自我修复现象的内在规律，将有关自我修复的文献归纳为三个主要领域：检测、诊断与补偿。

本文进一步根据网络拓扑结构、性能指标、控制机制，以及用于检测、诊断和补偿移动蜂窝网络中完全或部分中断现象的方法论，对相关研究进行了分类。这种分类方式有助于人们直观地理解并比较各领域内的研究成果。

表一 关键缩写词定义

缩写词	定义
SON	自组织网络
KPI	关键绩效指标
QoE	体验质量
SINR	信号与干扰加噪声的比值
LOF	局部离群因子
kNN	K最近邻算法
(OC)SVM	(第一课)支持向量机
SOM	自组织映射
NBC	朴素贝叶斯分类器
HC	疗愈通道
UAV	无人机

本文对相关问题进行了全面探讨。

在自我修复能力方面具有显著优势，并明确了相关研究方向。其中的内容。值得注意的是，它讨论了两种主要类型。

现有自修复技术所面临的种种挑战

适应5G网络的需求：1) 面临的种种挑战

源于对极致体验与低延迟性能的高要求

在5G技术领域，以及其次，由各种独特特性所带来的挑战……

人们对5G技术所带来的种种美好期待的实现，比如超密集网络技术的应用。

部署情况；毫米波基站——在这些基站中，服务中断的情况较为常见。

这是常态，而非异常现象；同时，新事物的出现频率也在增加。

由于用户的数据传输速率有所提高，因此突然出现了流量热点区域。

导致关键绩效指标发生突然变化（系统部分瘫痪）。

为推动未来5G移动通信网络中自愈技术的研究进展，我们还探讨了针对上述各项挑战的潜在解决方案。

本文的结构如下：第二部分简要介绍了自愈技术及相关分类方法。

第三部分阐述了在移动蜂窝网络自愈技术研究中使用的主要术语与定义。基于文献中关于移动蜂窝网络自愈技术的常见分类方式，第四至第六部分分别介绍了针对移动蜂窝网络中出现的故障的检测、诊断与补偿技术。第七部分指出了自愈技术为适应5G及未来技术发展所需克服的关键挑战，并展望了该领域未来的研究方向。第七部分总结了本文的主要内容。为便于查阅，相关缩写词详见表一。

二、自我修复：背景研究

A. 蜂窝移动网络中的自组织网络

随着第四代蜂窝网络的推出，SON功能逐渐受到广泛关注，其主要原因在于网络复杂性的增加。SON功能的有效性取决于四个关键设计要素[24]：自主性：SON功能必须能够独立于人工干预而运行；可扩展性：部署在移动蜂窝网络中的SON功能必须在时间和空间上都具有可扩展性；适应性：

这些功能必须具备适应外部影响及内部故障的能力。此外,有观点认为未来的1SON网络必须具备智能特性[12],也就是说,它们必须能够从用户及移动蜂窝网络实体生成的信息中学习,从而完全自主地调整网络参数,以实现运营商设定的主要目标。

如前所述,蜂窝网络中的自组织网络功能大致可分为三类:自配置、自优化与自修复。此外,还引入了自协调机制来管理这些功能之间的交互。由于自组织网络功能本身[14],尤其是自优化功能[20],早已成为众多研究的主题,因此本研究的重点在于探讨移动蜂窝网络中自修复相关的技术进展。

B. 移动蜂窝网络中的自愈功能

传统上,移动蜂窝网络运营商依赖人工专家来检测、诊断网络故障,并修复由此引发的网络中断问题。根据3GPP制定的标准故障管理框架[25],此类故障主要包括:移动蜂窝网络节点的硬件故障、节点上的软件故障、功能性资源出现的故障(这种情况下没有特定的硬件部件是故障的根源)、由于系统过载导致的节点功能失效,以及由于内部或外部因素造成的两个节点之间的通信中断。在这些情况下,相关节点会完全失去正常功能,从而导致整个网络中断。根据3GPP的相关规范,每当发生故障时,系统必须生成警报,明确指出发生故障的节点及其故障类型。该警报可能包含有助于系统恢复的额外信息,但这些信息的具体内容取决于设备制造商的设计。

相反,许多影响移动蜂窝网络服务质量的问题的发生并不会触发警报,也不一定被明确归类为故障或失效。这类问题被归为“部分服务中断”现象。例如,由于移动蜂窝网络环境发生突然变化而导致某些性能指标下降,就属于这种情况。部分服务中断可能由环境因素、流量突然变化,或是人为干扰源的存在所引发,这些因素都会阻碍网络的正常运行。因此,移动蜂窝网络运营商不得不依赖人工专家来监控网络数据,以发现此类异常情况,并采取相应的恢复措施加以解决。然而,随着4G技术的出现以及网络规模 and 用户数量的不断增长,网络运营商再也不能仅仅依靠人工专家来梳理海量网络性能数据,以寻找其中的异常现象了。

1) 自愈技术研究:作为多项专注于蜂窝网络自组织功能的研究项目的一部分,人们对蜂窝网络的自愈机制进行了研究。其中,EUREKA Gandalf项目[26]探讨了2G、2.5G和3G网络与环境之间的相互作用,并研究了自动化技术对这些网络自愈能力的影响。

无线网络,尤其是UMTS和Wi-Fi网络。该项目的核心成果是一个基于贝叶斯网络的故障识别与诊断工具包。

同样,SOCRATES项目[27]旨在研究自动化技术在LTE网络中的应用效果;而QSON项目[28]则主要探讨了用于网络自优化与自修复的SON技术,并对相关参数及指标之间的相互作用进行了初步分析,这些内容都是SON技术协调机制的重要组成部分。该项目探索了新的技术手段,尤其是利用大数据分析技术[12]来提升现有SON技术的效能。最近,SEMAFOUR项目[29]正式启动,其目标是开发一套适用于异构无线接入网络的统一自管理系统。该系统涵盖多种无线接入技术及SON解决方案,同时具备检测网络异常、进行故障诊断以及针对4G标准及未来可能的5G蜂窝网络进行故障补偿的功能。

2) 移动网络的自愈框架:随着网络中物理设备的数量增加,网络完全中断或部分中断的概率也会相应上升,这一点从图2和图3中可以明显看出。为应对此类网络中断,常见的自愈方案采用三阶段框架。第一阶段是检测网络中断,为此需要使用专门的中断检测算法。要实现有效的自愈功能,该检测算法必须能够识别出完全中断与部分中断两种情况。一旦检测到网络中断,系统会标记受影响的网络节点,以便根据中断类型采取相应的处理措施。例如,如果某个基站发生硬件故障,无法再发送或接收数据,系统就会将其标记为需要自愈的对象。

一旦检测到网络中断,诊断算法便会执行相应程序来确定中断的确切原因。以硬件故障为例,检测算法会查看相关警报信息及故障代码,从而找出导致中断的故障硬件部件。这些信息随后会被传递给网络控制器,网络控制器会根据情况命令现场工作人员更换故障部件,或启动冗余系统来接管故障设备的运行功能。相反,如果网络中断是局部性的,诊断算法则会分析各项性能指标的下降情况,从而找出中断的原因。

在完成故障诊断后,相关信息会被传递至自愈功能的最终阶段,即故障补偿环节。在故障补偿阶段,自愈功能会评估故障对周边节点及用户的影响,随后据此制定相应的调整措施来减轻故障带来的影响。例如,在硬件故障的情况下,故障补偿机制会识别出故障所导致的覆盖范围缺失,并对周边小区进行相应调整,为受影响的用户提供临时覆盖服务。另外,在部分区域发生故障时,故障补偿机制可对受影响小区或其周边小区进行调整,甚至同时调整多个小区的参数设置,以恢复各项关键性能指标。完整的自愈功能框架及相关研究内容如图4所示;基于这些组成部分的研究分类情况则如图5所示。

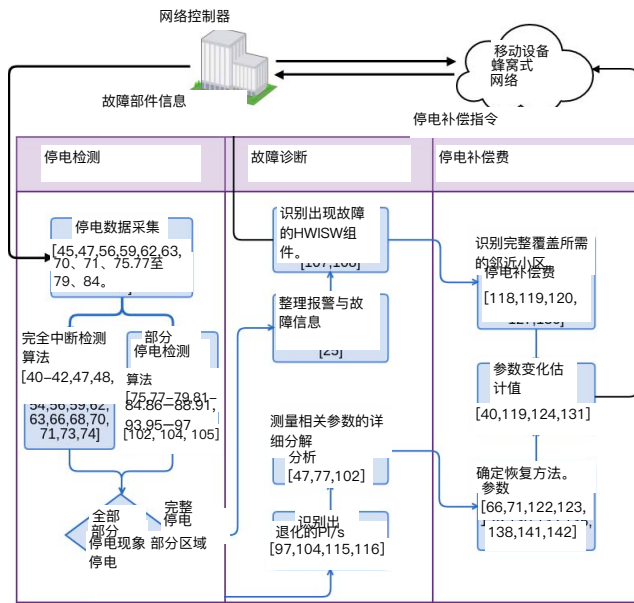


图4. 自愈框架。

三. 移动蜂窝网络自愈技术的关键组成部分

为了全面梳理与移动蜂窝网络自修复技术相关的研究成果，我们整理了一系列关键定义，帮助读者快速理解各项研究的细微差别。构成这些研究逻辑结构的五个核心要素分别为：1) 研究方法；2) 网络拓扑结构；3) 性能评估指标；4) 控制机制；5) 控制方向。

A. 方法论

每一项提出用于检测、诊断或弥补故障的解决方案的研究，都遵循某种特定的方法论。这些方法论大致可分为三类：1) 启发式方法；2) 分析性方法；3) 基于学习的方法。启发式解决方案遵循一系列预先定义的规则，其原理基于直觉或从现有文献及经验中获得的先验知识。在相关研究中常见的两种启发式方法分别是基于规则的算法（遵循一系列“如果-否则”规则）以及框架式方法（主要由指导原则构成）。分析性方法则将待解决的问题分解为其数学组成部分，然后通过计算求解出最优或接近最优的解决方案。分析性方法论包括凸优化[30]、非凸优化（如模式搜索[31]）、遗传算法[32]、模拟退火[33]等多种技术，还包括多目标优化[30]与博弈论[34]等方法。基于学习的方法则依托于计算机科学领域普及的机器学习技术。这类算法主要依赖用户数据与网络数据，而几乎不依赖专家知识[35]。机器学习技术通常可分为三大类[36][37]，即监督学习、无监督学习与强化学习。

B. 网络拓扑结构

网络拓扑这一术语指的是从蜂窝基站部署的角度来看的网络架构或布局。更具体地说，网络拓扑用于描述网络的分层结构。在相关研究中主要存在两种类型的网络拓扑结构：

homogeneous网络仅由一层蜂窝基站组成，这些基站要么是覆盖范围较大的宏基站，要么是功率较低、覆盖范围也较小的微基站；而由宏基站与微基站组合构成的多层蜂窝网络则被称为异构网络。尽管大多数关于传统移动蜂窝网络的研究都以homogeneous网络拓扑作为基准，但由于异构网络的灵活性及其实现5G网络目标的潜力，它们正迅速受到关注[38]。

C. 绩效指标

性能指标是用于评估网络性能的基准测量值，这些数据可从网络设备以及用户生成的报告中获取。任何研究中所提出的解决方案与算法，其在构建与评估过程中所依赖的性能指标选择至关重要。与自修复相关的研究中最相关的性能指标，可归类为“网络健康状况”这一范畴。

网络健康状况是一个广义术语，用于描述网络在诸如接入性、数据传输的稳定性以及移动性等公认的关键性能指标方面的表现[39]。接入性指的是用户能够访问网络资源以进行数据传输的能力，相关的关键性能指标包括接入成功率、无线资源控制配置成功率、连接建立成功率以及随机接入成功率等。数据传输的稳定性指的是网络能够在不发生数据丢失的情况下将数据传输完整地传输，这一特性可通过会话丢失率这一关键性能指标来体现。移动性则指网络能够使用户顺利地从一个小区切换到另一个小区，同时尽量减少对服务质量的负面影响，这一能力通常通过切换尝试次数以及切换成功/失败率等关键性能指标来衡量。

此外，在自愈解决方案的设计与分析过程中，还经常使用一些用于衡量网络覆盖情况的指标，如参考信号接收功率；以及用于评估网络质量的参数，包括频谱效率、信号与干扰加噪声比、参考信号接收质量、网络吞吐量与用户数据吞吐量、信道质量指标以及数据传输延迟等。

D. 控制机制

控制机制是指用于管理SON解决方案功能的方法，可根据以下方式对其进行分类：1) 集中式控制；2) 分布式控制；3) 混合式控制。集中式控制意味着SON功能的控制由一个中央控制器负责，该控制器与网络中的所有节点相连；而分布式控制则意味着SON功能的控制功能分散在各个网络节点中。混合式控制则是集中式控制与分布式控制的结合形式，即部分SON功能由中央控制器管理，而另一部分功能则由网络节点自行处理。

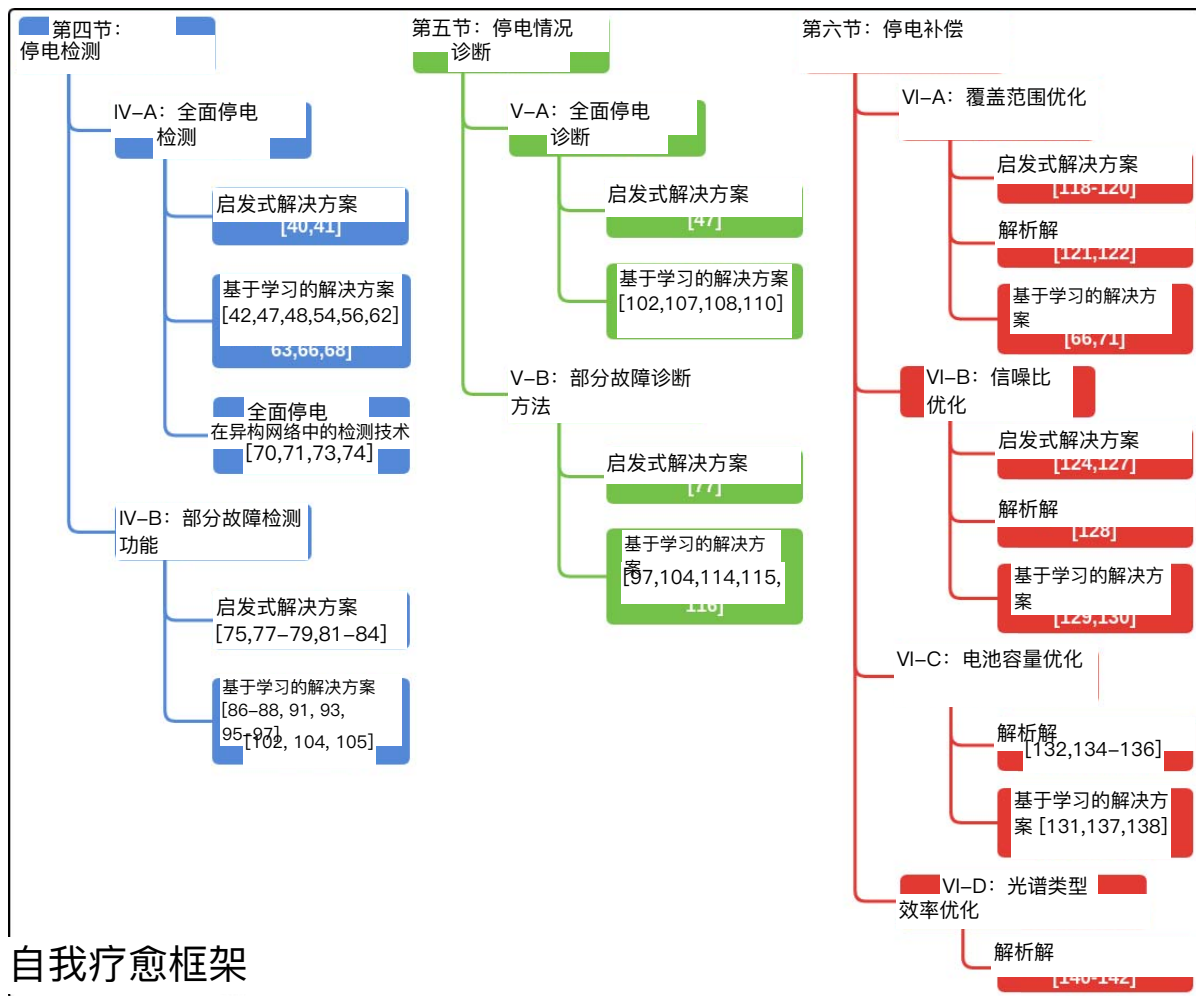


图5. 提出的分类体系。

在集中式的SON控制器内部，那些计算负担较轻、且不会对邻近节点产生直接影响的功能，可以被分配到各个节点上去执行。

E. 控制方向

控制方向决定了某种SON功能是旨在优化节点与用户之间的连接、用户与节点之间的连接，还是同时优化这两种连接。那些旨在优化节点与用户之间连接的解决方案属于下行链路控制方式；而优化用户与节点之间连接的解决方案则属于上行链路控制方式。还有一些解决方案能够同时优化下行链路与上行链路的连接性能，从而实现对网络性能的双向控制。

四、蜂窝移动网络中的停电检测技术

虽然标准化的自愈框架[5]确实为构建一个完全集成的自愈系统提供了路线图，但该框架中各组成部分的具体工作机制却被有意设计为开放性结构。这种设计使得研究人员与网络设备制造商能够开发出适合不断发展的移动蜂窝网络需求的专有算法。在本文及后续章节中，我们将对相关内容进行详细阐述。

针对自修复框架的各个组成部分进行了研究，首先对断电检测技术进行了综述。本节中的研究按断电类型以及所采用的研究方法进行排序。

A. 移动蜂窝网络中的全面中断检测机制

以下各小节介绍了用于移动蜂窝网络中完全中断检测的相关技术及方法。本节所涵盖的研究内容在表II中进行了归纳，涵盖了所使用的技术、网络架构、测量方法以及相关工具。

1) 用于检测全范围网络中断的启发式方法：用于检测蜂窝网络中断的启发式算法与框架在很大程度上依赖于领域专家的现有知识，因此它们非常适合在现有的移动蜂窝网络中应用。Amirijoo等人[40]提出了这样一个框架，该框架采用基于规则的决策树算法来检测移动蜂窝网络中的全范围网络中断。该框架所制定的规则源自专家知识，用于设定各种性能指标的中断检测阈值，这些指标包括蜂窝负载、无线链路故障、切换失败、用户吞吐量以及蜂窝覆盖范围等。此外，还存在着更为全面的基于规则的故障检测方法……

表III 细胞缺失检测算法的定性比较

解决方案	参考资料	方法论	Sub-Method	网络拓扑结构	性能指标	控制机制	控制方向
全面停电检测	[40]	启发式方法	Rule-Based	均匀的	保留能力、 移动性、 质量 可访问性、质量	集中式	DL
	[41]						
	[42]						
	[45]	基于学习的方式	监督学习	HetNet	覆盖范围 保留能力、 移动性、 质量	混合动力车型	UL/DL
	[73]						
	[48]		无监督学习	均匀的	无障碍性、 移动性、 覆盖范围 覆盖范围 移动性；覆盖范围	集中式	DL
	[56]						
	[59,62,63,66]						
	[68]						
	[54]						
	[71]						
	[74]						
	[70]						
					保留能力、移动性		
					覆盖范围 覆盖范围 保留能力 覆盖范围	分布式 集中式 混合动力车型	

廖等人[41]提出了一种利用用户性能指标分布的变化来检测网络中断的算法。他们构建了一个加权成本函数，该函数综合考虑了信道质量指标的分布情况、信道质量变化的时间相关性以及无线资源连接重建请求的频率。这个成本函数被视作对正常小区性能的一种假设；如果某个小区的邻近小区无法满足这一假设，即其关键性能指标偏离正常值，那么就可以判断该小区发生了网络中断。实验表明，利用边缘用户的测量数据，该算法几乎可以即时检测到邻近小区的网络中断情况。

2) 基于学习的全面中断检测方法：除了那些利用启发式方法来识别网络中断的情况外，基于机器学习的算法已成为研究中用于实现全面中断检测的主流方法。所有运用基于学习算法的全面中断检测研究大致可分为两类：一类是采用有监督学习技术的方法；另一类则是使用无监督学习技术的方法。

a) 用于检测完全中断的监督学习技术：由于依赖预先分类的数据，监督学习算法在完全中断检测方面备受青睐。在Mueller等人的研究中[42]，他们将基于规则的启发式算法与决策树算法[43]以及线性判别二元分类函数[44]进行了性能对比，旨在识别小区的完全中断情况。这些算法利用包含下行信号功率测量值的用户报告，来判断某个小区是否因中断而不再出现在邻近小区列表中。研究结果表明，专家系统检测邻近小区中断的速度更快，但准确率较低；而线性判别二元分类函数在真正例检测率方面表现最佳。

另一种用于检测全范围网络中断的监督学习方法是建立小区性能档案以辅助中断检测。Alias等人[45]提出利用隐马尔可夫模型[46]来构建移动蜂窝网络中各小区的性能档案，该模型能够追踪发生中断的网络节点的状态变化过程。该方法需要人为引发网络中断，然后通过测量受中断影响的小区及其邻近小区的信号质量与信号强度来构建性能档案。这些测量数据随后被用于实时评估小区的运行状态，从而判断该小区是否发生了中断。实验结果表明，在信号衰减较小的环境中，这种方法的准确率可高达90%。

由于在实时移动蜂窝网络中实施有控制的断网操作以生成小区状态参数的做法可能存在实际操作上的困难，Szilágyi与Novaczki[47]提出了一种利用模拟网络数据来构建小区默认状态参数的算法，以此检测小区何时发生断网现象。该算法通过持续监测下行信号质量、通话掉线率以及切换时延等指标，来判断小区状态是否低于人类专家设定的可接受阈值。实验结果表明，该算法能够近乎实时地检测到断网事件，其在事件发生后的几分钟内即可作出反应——这一性能远优于人类专家的检测能力，尤其是在规模庞大的网络环境中。

b) 用于检测完全中断情况的无监督学习技术：无监督学习算法具备将数据自动分类为不同组别的独特能力，且无需事先进行分类，这一特性使其在中断检测应用中备受青睐。无监督学习的一个主要应用场景是识别那些处于中断状态但不会触发任何警报的节点，这类节点也被称为“休眠节点”。由于相关数据的缺失，手动检测这类节点是不可能的。

停电时出现的各种警报现象,使得利用无监督学习技术来检测这些警报成为一种非常实用的方法。

Chernov等人[48]对用于检测“休眠细胞”的各种聚类算法进行了全面比较。他们对比了k-最近邻算法[49]、自组织映射算法[50]、局部敏感哈希算法[51]以及概率异常检测算法的性能。作为聚类算法的输入数据,作者使用了随机接入信道访问失败检测结果,以及高维驱动测试数据[52]。为了评估各种聚类算法的性能,他们采用了接收机性能指标及精确度-召回率曲线作为评估标准。实验结果表明,在这四种算法中,概率异常检测算法的接收机性能指标最为优异,其精确度-召回率曲线也优于其他算法。此外,作者还比较了这四种算法的训练时间,发现局部敏感哈希算法的训练时间呈线性增长趋势;而概率异常检测算法在检测“休眠细胞”方面所需的时间最少。

另一种聚类算法——动态亲和传播算法[53]——被马等人[54]用于检测处于休眠状态的移动用户。该算法利用动态亲和传播机制,根据用户报告的邻近小区及服务小区的接收功率值来计算用户群体;同时采用轮廓系数[55]作为聚类质量评估标准,以确定关键用户群体的数量。最终得到的聚类结果会与用户的实际位置等物理信息相对应,从而识别出处于服务中断状态的小区。虽然这种算法在模拟服务中断的情况下能够有效识别休眠用户,但在实际网络环境中,那些处于信号严重衰弱状态的用户可能会被错误地归入某个用户群体中。

无监督学习中的降维技术:尽管上述无监督学习方法具有较高的准确率,但其计算成本也同样高昂,因为网络数据与用户数据的维度往往非常高。除了耗费大量计算资源外,高维数据还可能导致检测延迟增加以及过拟合现象。由于这些问题的影响很可能在大规模真实网络环境中显现出来,因此那些依赖模拟的小规模网络及用户群体进行性能评估的研究并未充分解决这些问题。

为了解决高维网络及用户数据的问题,Chernogorov等人[56]提出了构建用户切换尝试与成功数据的扩散图[57]的方法。这些扩散图是通过对方差矩阵进行特征分解得到的,而该方差矩阵则是从网络与用户数据的扩散图中计算出来的。所得到的低维数据被用来生成小区覆盖情况分布图,进而通过k均值聚类[58]将小区划分为正常工作状态小区和休眠状态小区,从而识别出休眠小区。另一种方法是,Chernogorov等人[59]采用了主成分分析[60]来降低网络与用户数据的维度。利用这些低维数据,再通过FindCBLOF算法[61]来识别休眠小区——该算法能够将不同类型的小区区分开来。

正常细胞群与处于休眠状态的细胞群。尽管尚未对[56]与[59]中提出的方法所得结果进行直接比较,但两位作者分别证明了:[56]与[59]中提出的算法能够高精度地识别出处于休眠状态的细胞以及因老化而受损的邻近细胞;同时,这些算法还能量化此类故障对通话接通率及通话事件的影响。

另外,Zoha等人[62]、[63]中提出了利用多维缩放技术来应对高维数据所带来的挑战。多维缩放技术通过核变换将高维数据转换为低维数据,从而便于对高维网络及用户数据进行可视化分析。这种方法能够缩短聚类算法的收敛时间。在[62]中,经过多维缩放处理后的低维数据被用于应用局部异常因子算法[65]来识别异常细胞;而在[63]中,则将kNN算法与局部异常因子算法进行了对比。研究结果表明,就速度与可靠性而言,kNN算法的表现优于局部异常因子算法——因为局部异常因子算法有时会错误地将正常细胞识别为异常细胞。

Zoha等人[66]在[62]和[63]的基础上进一步扩展了相关研究,将LOF算法与一类支持向量机(OCSVM)算法[67]进行了对比实验,测试了不同阴影环境下的性能差异。实验结果表明,与kNN算法类似,OCSVM算法的表现也优于LOF算法。由于LOF算法仅能识别出与细胞簇相关的局部异常值,因此容易将正常细胞误判为“休眠细胞”。而kNN与OCSVM算法都采用了全局分析方法,因此能够准确识别出全局异常值,从而避免了这种错误判断。不过,与kNN或LOF算法相比,OCSVM算法的训练时间要长得多。

3) 混合网络中的完全中断检测:在上述研究中,用于检测网络中断的目标网络拓扑结构始终是那种由宏基站构成的均匀移动蜂窝网络。由于宏基站的覆盖半径较大,且对应的用户数量众多,因此获取用于检测完全中断的测量数据并非研究中的主要关注点。

a) 为什么异构网络中的故障检测与同构网络有所不同?异构网络中的小区故障检测机制与同构网络存在差异,这主要是由于两种网络架构的不同所致。小型小区的计算能力较低,由于连接用户数量较少而导致网络信息较为稀疏;同时,未来的5G技术方案也提出了网络密集化的目标。因此,针对异构网络设计的故障检测算法必须具有特殊性。网络数据稀疏对故障检测算法的影响至关重要——数据量越少,故障检测的准确性就越低,误报率也就越高。

切尔诺夫等人[68]中证明了这一事实。他们比较了多种基于学习的故障检测算法在不同用户密度条件下的性能,评估指标包括无线链路故障与切换失败情况。研究结果表明:当每个小区内的用户数量减少,相应地性能指标的采样数量也随之减少时,真正阳性率曲线下的面积会呈指数级下降。作者还指出,这一现象与所使用的故障检测算法无关。

表二 部分外出检测算法的定性比较

解决方案	参考资料	方法论	Sub-Method	网络拓扑结构	性能指标	控制机制	控制方向	
部分中断检测	[75]	启发式方法	Rule-Based	均匀的	流动性	集中式	DL	
	[78,84]				质量			
	[79]				保留能力	分布式	UL	
	[77]		框架		可访问性、 可保留性、 质量			
	[81]	质量			集中式	DL		
	[82]	保留能力、移动性						
	[83]	保留能力、 移动性、 质量						
	[86]	保留能力、质量						
	[87,88]	基于学习的方式	监督学习		可访问性、 可保留性、 移动性、 质量			
	[91,93]				质量			
	[95]				无监督学习			可访问性、 可保留性、 覆盖范围、 质量
	[96]		质量		分布式			
	[97]	保留能力、移动性	覆盖范围			DL		
	[102,104]	可访问性 可保留性						
	[105]	保留能力						

这就使得它成为一个普遍存在的问题。在[45]、[62]、[63]和[66]中的研究结果中也隐含了类似的观点。

b) 稀疏数据环境中的故障检测：在采用控制数据分离架构的异构网络这类稀疏数据环境中，Onireti等人提出了使用灰阶一阶单变量预测模型来预测那些未记录相关数据的区域的下行接收功率。当观察到用户关联关系发生突然变化时，即可触发故障检测机制。该预测模型用于推测在用户关联关系保持不变的情况下，各小区的下行接收功率。随后将预测结果与实际的下行测量数据进行分析对比，从而识别出出现故障的小区。为此，研究人员采用了k-近邻算法和LOF算法进行判断，结果表明k-近邻算法的预测精度更高——这一结论在均匀网络环境中也同样成立[63]。选择灰阶预测模型进行研究的原因是，与其他预测算法（如线性回归）相比，这类模型在稀疏数据环境中的预测精度更高。

王等人[73]提出的算法同样适用于具有控制数据分离功能的异构网络；其中，小蜂窝单元中的故障是通过将预测值与实际测量结果进行对比来检测的。预测过程采用协同过滤技术，即利用正常情况下从高度相关用户那里收集到的数据来预测正常状态下的蜂窝单元性能。这些预测数据.....

该算法用于衡量某个假设为真的可能性，并选出最有可能为真的假设——即判断某个小区是否处于中断状态。实验表明，即使在用户密度极低（每10,000平方米仅有1名用户）且信号衰减严重（8分贝）的情况下，该算法的准确率仍能达到75%左右。

最后，Xue等人[74]提出利用正常小区及发生中断的小区的模拟无线链路故障数据，来弥补超密集异构网络中每个小区生成的数据量不足的问题。他们建议采用kNN聚类算法来检测异构网络中的中断现象，并利用网络中模拟产生的中断数据来训练该算法。

B. 蜂窝网络中的部分故障检测技术

从历史上看，部分中断检测一直属于网络优化专家的研究领域。与完全中断不同，关键性能指标的下降通常不会触发网络警报。网络性能的下降会导致用户体验下降，而且这种问题可能不会被及时发现——不仅因为没有警报产生，还因为与完全中断不同，部分中断的影响可能不会立即以客户投诉的形式显现出来。因此，将部分中断检测功能纳入自主自愈框架中至关重要。在本小节中，我们讨论了近期提出的针对移动蜂窝网络中部分中断检测的解决方案；同时，表二对本小节中涉及的研究进行了定性对比。在介绍具体技术之前.....

在本小节中,“停电”与“性能下降”这两个术语可互换使用。

1) 部分故障检测的启发式解决方法:

a) 利用大规模网络数据进行故障检测的启发式方法:

Karatepe与Zeydan[75]提出了一种基于启发式规则的算法,用于检测网络配置错误。与基于学习的方法相比,该算法具有更好的可扩展性和处理速度,尤其是在处理大规模网络数据时。研究人员使用了基于Hadoop[76]的数据处理集群来处理海量客户通话记录数据,这些数据包含时间戳、通话尝试次数及成功与否的信息,以及用户在通话过程中所关联的所有基站信息。数据处理完成后,相关信息会被传递给启发式算法,该算法会将用户位置与对应的基站进行匹配,并识别出通话过程中出现的配置错误。研究人员声称,该算法在82%的情况下都能检测出配置错误的基站。

同样,Shafiq等人[77]提出了一种方法:通过比较常规网络运行状态下的小区性能与高流量情况下的性能,来识别可能发生的部分性网络故障。研究人员利用一家大型移动通信运营商的数据,分析了多项网络性能指标的变化趋势,这些指标包括无线连接建立失败次数、用户数量、通话中断次数、通话被阻塞次数、数据会话数量、数据会话持续时间,以及用户连续进行数据会话之间的平均时间间隔。研究人员将常规运行状态下小区的性能数据与在特殊流量高峰期(如体育赛事期间)的小区性能数据进行了对比。实验结果表明,只要掌握了常规运行状态下小区的性能数据,就能高度准确地预测非常规事件发生时小区性能下降的程度。

b) 基于比较分析的启发式方法用于检测部分故障:为了通过对比正常状态与故障状态下的小区行为来辅助检测部分故障,Novaczki与Szilagyi[78]提出了一种构建无故障网络性能模型的方法,即将信道质量等网络性能指标拟合到 β 分布模型中。该检测算法会将实时测量得到的小区性能参数的 α 、 β 值与无故障状态下的性能参数进行比较;如果实时参数与无故障状态下的参数相差超过专家设定的阈值,则认为该小区出现了部分故障。

D'Alconzo等人[79]也探讨了时间序列分布的比较方法,他们提出构建包括同步数据包数量以及所连接的不同网络地址数量在内的性能指标的单变量概率分布函数。为了避免误检测,这些基线分布函数是根据不同的时间分辨率构建的。[79]中的方法与[78]中的方法有所不同,因为[79]中的方法是通过Kullback-Leibler散度或当前行为分布与基线行为分布的相对熵来识别部分性中断,而且行为分布的建模并不局限于 β 分布。

时间序列的相关性比较是一种基于相关性分析的替代性方法,可用于检测部分性网络中断现象。Asghar等人[81]提出了利用皮尔逊相关系数来判断小区状态的方法——具体而言,该算法通过统计与某个小区相关联的活动用户数量来估算该小区的负载情况,然后判断该小区与其它小区之间的相关性是否低于预设阈值;如果满足这一条件,则认为该小区出现了性能下降。实验结果表明,这种方法不仅能有效检测到缓慢发生的部分性网络中断,也能有效识别完全性网络中断。不过,该算法的检测效果在很大程度上依赖于小区之间的相关性——也就是说,如果多个相关小区同时出现性能下降,这种下降现象可能会被忽略掉。为避免这一问题,Muñoz等人[82]提出将某个小区的成功通话次数与通话失败次数的时间序列数据,与代表部分性网络中断的合成数据序列以及该小区在正常运行状态下的参考数据序列进行相关性分析,以此作为防止误报的预防措施。当与合成数据的相关性较高、而与参考数据的相关性较低时,即可判断该小区发生了部分性网络中断。作者认为,相较于累积数据相关性分析,时间序列相关性分析更为有效,因为累积相关性可能会掩盖小区性能出现的短期下降现象。不过,时间序列相关性分析需要更复杂的计算过程,且计算速度相对较慢;尤其是当比较过程中包含更多性能指标时,这一问题会更加突出。

c) 其他用于检测部分性网络故障的启发式方法:在研究部分性网络故障检测的相关工作中, Sanchez-Gonzalez等人[83]提出了一种基于决策树的解决方案,用于识别移动蜂窝网络中的部分性故障。该算法运用了一套由专家制定的规则,通过对上行链路和下行链路的接收功率数值、切换失败情况以及无线链路故障进行判断,来对各个小区的运行状态进行分类。如果某个小区不符合这些规则的要求,则被视为发生了部分性故障,此时便会启动相应的诊断机制。该方案经过实际网络数据的验证,证明其能够有效识别出现性能下降的小区。

Kumpulainen等人[84]结合了启发式方法与基于学习的方法,提出了一种用于检测小区性能下降的混合解决方案。该方案会对一个小区在一天内的信道质量数据进行评估,并根据专家知识开发的启发式算法将这些数据分为“良好”、“中等”和“较差”三类。此外,该方案还利用模糊C均值聚类算法[85],根据小区一天内信道质量数据的分布特征对小区进行分类[84, 图7]。通过比较小区一天内信道质量数据分布与聚类结果之间的相似度,该方案能够判断小区的性能是否出现下降。作者证明,该方案不仅能识别出性能下降的小区,还能确定其处于性能下降状态的时间长短。不过,该方案的可扩展性仍有待进一步研究,因为当前方法仅能评估小区在整个一天内的某一项性能指标。

2) 基于学习的部分中断检测方法: 机器学习的一个应用领域是网络可靠性的评估, Sattiraju等人[86]对此进行了研究。他们收集了诸如链路可用性之类的长期可靠性数据, 并运用半马尔可夫转移过程建立了描述网络链路正常状态与故障状态之间的转换模型。链路可靠性指的是网络链路处于正常状态的时间长度; 网络中存在两种状态转换机制: 故障与修复。研究结果表明, 低可靠性状态属于“高吸收状态”——即一旦链路严重受损, 其恢复的概率将趋近于零。

Ciocarlie等人[87]也探讨了基于时间序列平均法的异常检测算法在不同窗口长度下的可行性。然而, 与[78]和[79]中提出的启发式方法不同, 该算法采用了自回归积分移动平均法来预测某个节点的KPI值, 然后将这些预测值与针对其他未具体指定的KPIs的模型集合进行比较。作者们提出了使用多种技术构建正常状态与异常状态下的KPI模型, 这些技术包括经验累积分布函数以及基于径向基函数的SVM。该解决方案通过可视化工具进行了人类专家的验证。实验结果表明, 尽管该算法能够准确预测部分节点的故障, 但从故障发生到被检测到的时间间隔从未少于五小时。作者们指出的另一个重要问题是机器学习算法的训练时间过长, 这在实际应用中可能会成为该方法的障碍。在[88]中, 作者们进一步改进了这一方法, 引入了Kolmogorov–Smirnov检验[89]来确定用于训练SVM模型的数据流的滑动窗口大小。与[87]相比, [88]的另一个关键特点是作者们使用了基于Loess[90]的季节性趋势分解方法, 来识别并剔除原始训练数据中的异常值, 从而得到真实的性能模型。

[78]、[79]、[87]、[88]这些研究的一个共同点在于它们均使用单一数据流作为输入, 用于故障检测算法。然而, Barreto等人[91]指出, 虽然使用单一变量数据流进行异常检测较为简单, 但这种方法并不总是有效。因此, 他们提出了一种联合神经网络模型, 该模型以包含信道质量参数、流量负荷以及用户吞吐量等信息的单变量与多变量数据作为输入, 生成全局及局部网络性能参数。随后, 通过基于全局与局部网络性能参数计算出的百分位数置信区间来检测异常网络节点。作者通过将这种多变量神经网络算法与单阈值神经网络算法进行对比, 证明了其有效性。所比较的算法包括“胜者通吃”机制、频率敏感型竞争学习算法[92]、自组织映射算法以及神经气体算法。实验结果表明, 所提出的多变量故障检测算法在误报率方面始终优于单阈值算法, 其优势幅度介于0.6%到5.5%之间。

Frota等人[93]在[91]的研究基础上进行了扩展, 他们将最初提出的多变量神经网络与基于高斯分布的SOM聚类算法相结合, 开发出一种用于检测部分网络中断的算法。研究人员利用网络核心流量的统计数据来训练基于高斯分布的SOM聚类算法, 并将其与多变量启发式异常检测方法进行了对比。实验结果表明, 与[94]中提出的用于旋转机械故障诊断的算法相比, 当使用数据集的10%进行训练时, 该算法能够将误报部分网络中断的概率降低近30%。然而, [93]中的解决方案基于一个前提假设, 即用户数量、吞吐量、噪声水平及干扰水平等网络性能指标呈正态分布——这一假设在典型的实际网络环境中并不总是成立。

a) 利用自组织映射进行部分停电检测: 自组织映射是一种基于神经网络的常用聚类技术。其工作原理是通过训练底层神经网络获得的权重, 将大规模输入向量投影到二维空间中。已有多项研究提出了基于自组织映射的部分停电检测算法, 包括[91]、[93]以及[95]–[97]这些文献。

如前所述, Barreto等人[91]以及Frota等人[93]曾利用SOM技术进行基于比较的部分故障检测。另一方面, Lehtimäki与Raivio[95]则利用SOM的特性, 将网络测量数据中的相似输入向量进行归类——这些数据包括呼叫请求阻塞情况、通信频道可用性、频道质量、语音通话流量以及上下行信号强度等。研究者们通过k均值聚类算法利用这种数据归类方式来识别出现部分故障的基站。该方案与主成分分析及独立成分分析[98]进行了对比, 用于检测实际2G网络中控制信号传输及通信频道数据中的部分故障现象。实验结果表明, SOM与主成分分析的性能相当, 且均优于独立成分分析。

Kumpulainen和Hätönen[96]也采用了基于SOM的聚类方法来检测局部性的部分故障, 与传统的全局性部分故障检测模型相比具有优势。他们提出的算法首先构建SOM模型, 然后利用该模型为地图中的每个节点寻找最匹配的单元, 并计算这两个单元之间的距离(即量化误差)。如果某个单元的最匹配单元也处于故障状态, 且两者之间的距离小于预先设定的阈值, 则认为该单元发生了部分故障。作者将基于SOM的局部故障检测方法和高斯混合模型及k均值聚类方法进行了对比, 结果表明: 这种局部异常检测方法不仅能检测到所有故障事件, 还能在单元的活动状态发生变化时及时发出警报。

Gómez–Andrades等人[97]在其研究中采用了与[96]类似的方法, 他们利用自组织映射算法根据信号强度、信号质量以及通话中断和切换失败等指标对细胞进行排序, 随后再运用Ward层次聚类算法[99]对这些细胞进行聚类。作者们借助Davies–Bouldin指数[100]与Kolmogorov–Smirnov检验[101]来确定在自组织映射算法中应创建的聚类数量。根据专家知识, 这些聚类被划分为正常状态或故障状态。后续对……进行了对比分析。

其表现分别优于它们31%和12%。

b) 利用聚类技术进行部分中断检测：除了SOM算法外，文献中还探讨了其他无监督聚类方法在部分中断检测中的应用，包括k均值聚类、基于密度的聚类、层次聚类、主题建模以及LOF聚类算法。Rezaei等人[102]对2G网络中几种基于监督学习的部分中断检测方法进行了对比研究。该研究使用的输入数据包括通话阻塞与中断情况以及信号质量测量结果。作者们采用的用于部分中断检测的分类方法包括卡方自动交互检测[103]、快速无偏高效统计树、贝叶斯网络、SVM以及分类与回归树。研究结果表明，在各种监督学习方法中，SVM的检测准确率最高（94%），但需要较长的训练时间；而快速无偏高效统计树的训练时间最短，同时准确率也相对较高（93%）。

Ciocarlie等人[104]采用主题建模技术来检测蜂窝网络中的部分故障现象。该方法与其他聚类技术类似，不同之处在于它为蜂窝簇内部是否存在共性赋予了概率值。在构建完这些蜂窝簇后，该框架会利用领域知识来判断哪个簇代表了异常行为。该方法在真实网络数据上进行了测试，其测试结果通过专家对数据的可视化分析得到了验证。另外，Dandan等人[105]采用了基于核函数的LOF异常检测方法，其实质就是利用基于核函数的距离计算方法来实现LOF算法。作者提出通过基于核函数的LOF算法来识别出现部分故障的蜂窝节点，具体方法是基于核高斯距离(kGD)为每个蜂窝节点分配一个异常程度值；正常蜂窝节点的kGD值为1，而kGD值超过1的节点则被视为异常值。作者还指出，与传统的LOF算法相比，基于核函数的LOF算法更能有效处理真实数据集中蜂窝节点分布不均匀的情况。实验结果表明，该方法的故障检测准确率为91%，而传统LOF算法的准确率仅为70%。

C. 总结与见解

中断检测是移动蜂窝网络中最为耗时的环节之一。研究人员投入了大量精力研究自动化的、能够检测全部或部分网络中断的解决方案。目前大多数此类解决方案都是基于覆盖度指标（如接收信号强度）来检测网络中断的。然而，在未来采用毫米波技术的5G网络中，研究人员需要考虑其他额外的指标。这是因为毫米波信号的路径损耗非常大，即使在几百米的距离内也会导致信号覆盖范围自然减少[106]。未来研究的一个挑战在于，如何开发出能够在毫米波信号覆盖受限的情况下依然能够检测到网络中断的解决方案。

在针对完全中断与部分中断的检测研究中，一个普遍存在的现象是：机器学习技术，尤其是无监督聚类技术，得到了越来越广泛的应用。

这些异常情况很容易被忽略。然而，基于启发式方法及有监督机器学习的解决方案则不同——它们仅依据人类专家的知识被训练来识别停电现象。但这并不意味着基于无监督学习技术的停电检测方法可以直接成为行业标准。实际上，使用无监督学习技术时存在一些主要问题。

1. 一般来说，机器学习算法容易因记录数据集中的噪声而出现错误，这一点在[45][62][63]和[66]中的研究中有体现。这意味着，在阴影效应严重且存在多路径传播环境的地区（如地铁枢纽），采用无监督学习方法进行故障检测时，很可能会出现较多的误报情况。因此，未来的故障检测技术必须解决这一问题，才能真正具备实际应用价值。

上述大多数用于检测停电事件的技术仅考虑了与空间位置相关的数据。这意味着用于检测停电的关键性能指标数据是针对某一时间点上用户所在的具体空间位置进行采集的。因此，这些技术检测到的停电事件属于瞬时发生的。这就带来了一个问题：有些停电现象持续时间极短，对用户的体验影响微乎其微，等到可以采取补偿措施进行补偿时，这些停电事件可能已经结束了。为了解决这一问题，未来的停电检测技术必须同时考虑用户报告数据中的时间维度与空间维度，从而区分出暂时性停电与持续性停电。

上述大多数故障检测方法均需要人工专家进行二次分析，以确认故障的确切存在，这一过程会导致故障补偿机制的启动延迟。在5G网络中，这一问题尤为突出——由于该网络对低延迟和高服务质量有着严格的要求，因此必须尽快检测到故障并及时进行补偿。

除了解决上述问题外，未来的中断检测研究还必须考虑毫米波传播效应以及诸如大规模MIMO技术这样的容量提升方案。此外，对于大规模MIMO系统中的部分中断现象——例如某些波束发生故障——也需要进行研究。根据现有文献的梳理，目前尚无任何研究明确涵盖这两个方面，因此它们成为未来中断检测研究的理想对象。

五、蜂窝移动网络中的室外诊断技术

一旦检测到网络中断（无论是完全中断还是部分中断），接下来的步骤就是诊断导致中断的根本原因。在本节中，我们对与中断诊断相关的现有研究进行了分析。某些完全性网络中断会触发故障警报，因此在这些情况下就无需再进行全面的网络中断检测了。不过，仍需查明故障的确切原因。相比之下，当发生部分性网络中断时，诊断的难点在于缺乏与故障相关的警报信号。

表四 不同时代诊断算法的定性比较

解决方案	参考资料	方法论	Sub-Method	网络拓扑结构	性能指标	控制机制	控制方向
全面停电故障诊断	[47]	启发式方法	Rule-Based	均匀的	保留能力、 移动性、 质量	集中式	UL/DL
	[107]	基于学习的方式	监督学习		可访问性、 可保留性、 移动性、 质量		
	[108,110]		无监督学习		保留能力 可访问性 可保留性		
	[102]				可访问性、 可保留性、 质量		
部分故障诊断	[77]	启发式方法	框架		可访问性、 可保留性、 质量	DL	
	[104]	基于学习的方式	监督学习		可访问性 可保留性 可访问性、 可保留性、 移动性、 质量		
	[114]		无监督学习		保留能力 保留能力、流动性		
	[115]				保留能力、流动性		
	[97]	保留能力、流动性					
	[116]		质量		UL		

这些异常现象使得诊断变得更加困难，因此需要采用复杂的诊断技术。表IV对那些描述完整停电与部分停电诊断方法的研究进行了定性比较。

A. 移动网络完全中断的诊断方法

要实现全面故障诊断，首先需要建立关于各种可能故障类型的知识库。文献[25]中对蜂窝网络中常见的标准故障进行了详尽描述，这些描述适用于2G、3G和4G网络。相关标准文档还提供了与硬件故障、软件故障、功能故障以及其他导致网络节点无法正常运行的故障相关的报警信息。然而，目前故障诊断仍主要依赖人类专家凭借其专业知识来确定故障原因。虽然这种方法效果显著，但在未来面向超密集网络的发展趋势下，它已不再是最优的选择。

为此，一些研究提出了结合专家知识与移动蜂窝网络数据的技术，用以开发自主的故障诊断算法。Szilágyi和Novaczki[47]提出的方法便是其中之一，该方法利用专家知识设定网络性能的评估指标，如信道质量、通话掉线率以及切换失败率等。该算法通过计算实际关键性能指标值与目标值之间的差异的加权平均值来生成诊断分数，随后利用专家知识将不同的分数与相应的故障原因对应起来，从而完成故障诊断过程。实验结果表明，该技术利用真实数据进行了验证，且算法能够准确诊断出所有故障。

1) 基于学习的故障诊断方法：利用基于专家知识制定的静态关键性能指标进行故障诊断的方法，在网络环境不断变化的情况下很快就会变得过时。Khanfer等人[107]指出了这一点，并提出了一种基于学习的替代方案，该方案使用朴素贝叶斯分类器根据网络出现的故障现象来预测硬件故障及关键性能指标下降的可能原因。该算法为各种关键性能指标设置了离散化的数值范围，用于区分正常状态与故障状态，这些指标包括通话被阻断、通话中断、连接请求失败以及硬件故障等。作者比较了两种不同的关键性能指标离散化方法：基于百分位的离散化方法与基于熵最小化的离散化方法。实验结果表明，与基于百分位的离散化方法相比，使用基于熵最小化的离散化方法进行故障诊断时，诊断的准确率可提高10%以上。

Barco等人[108]比较了传统NBC方法与改进型NBC方法在故障诊断方面的性能。这两种方法使用了来自实际网络的数据进行测试，该网络存在诸如通话中断、切换失败以及通话阻塞等故障现象。测试结果表明，改进型NBC方法在简洁性方面更具优势，且其诊断准确率与传统NBC方法相当。然而，为了确保改进型NBC方法能够准确诊断故障，必须事先了解故障发生时的关键性能指标分布情况。Barco等人[110]探讨了利用某种知识获取工具来获取这些信息的方法。该工具结合了专家们过去的诊断记录以及移动通信网络中的故障数据。通过该工具，可以汇总诸如网络拥堵严重或通话中断率高等故障现象、可能的原因（如干扰强度过高），以及在故障发生时观测到的性能指标（例如因干扰导致的网络切换情况）等信息。

输出不同诊断结果的先验概率。

与其他用于全面故障诊断的技术不同, Rezaei等人[102]提出使用无监督聚类技术来进行故障诊断, 并对比了多种此类技术, 包括期望值最小化算法、带有噪声的应用程序基于密度的空间聚类方法[111]、层次聚类算法[112], 以及X均值聚类和K均值聚类算法。研究人员利用聚类算法根据手机的掉话率和阻塞情况对相关小区进行分类。故障诊断是通过将各聚类中的小区与已知故障特征的小区进行对比来完成的。验证过程则借助专家知识来确认聚类分析所得的故障诊断结果。最终通过轮廓系数[113]对聚类结果进行了验证, 结果表明在数据聚类效果方面, 期望值最小化算法最为有效, 其生成的聚类结果能够最清晰地区分不同故障类型的小区。

B. 移动网络中的部分故障诊断

在移动蜂窝网络中, 诊断技术主要被用于检测性能下降的情况, 也就是那些通常不会引发任何警报的部分性网络中断现象。运营商可以为关键性能指标设定阈值, 从而触发定制化的警报; 然而, 这种技术除了有助于检测性能指标的下降之外, 无法帮助进行故障诊断或根本原因分析。正因如此, 对于基于自愈机制的SON系统而言, 部分性网络中断的诊断功能具有极其重要的意义。

Shafiq等人[77]对一个大型移动蜂窝网络中部分小区在两次流量异常高峰事件发生前、发生期间及事件结束后的实时测量数据进行了分析。研究结果被用于提出针对此类事件期间网络拥塞及通话中断现象的启发式检测与诊断方法, 并提出了相应的解决办法。作者分析了通话连接、链路性能以及数据服务质量的各项网络指标, 指出当用户无序地接入网络时, 就会引发通话中断与网络拥塞等严重问题。虽然在日常网络运行中这种情况不会造成问题, 因为网络本身具备处理此类流量的能力; 但在重大活动或人群聚集期间, 如果未提前部署额外的网络容量, 这一问题就会凸显出来。本文中的分析完全依赖于专家知识, 从实际测量数据中推断出网络故障的原因。

1) 利用基于学习的技术进行部分故障诊断: 除了启发式方法外, 基于学习的技术也被应用于[97]、[104]以及[114]–[116]中的KPI性能下降故障诊断中。

a) 用于部分故障诊断的监督学习方法: Ciocarlie等人[104]提出利用马尔可夫逻辑网络与主成分分析技术, 从实际网络数据中识别出由天气因素或参数配置错误引起的部分故障。该方法首先利用主成分分析将出现故障的节点分组, 随后将这些分组数据输入马尔可夫逻辑网络进行进一步分析。

这一过程会引发一系列事件, 进而导致通话掉线率、数据传输速率下降, 或是切换失败, 最终促成诊断结果的生成。在马尔可夫逻辑网络中, 导致诊断结果出现的各类事件序列的权重初始值是根据专家知识设定的, 并会随着每次诊断的成功或失败而得到更新。所提出方法的诊断结果已经过专家诊断结果的验证。此外, 该方法在生成用于马尔可夫逻辑网络中的事件序列时, 也严重依赖于专家知识。

Barco等人[114]对比了连续数据模型与离散数据模型在蜂窝网络自动诊断系统中的应用效果, 其中诊断系统采用了贝叶斯网络分类器。作者利用 β 分布从关键性能指标数据流中构建连续模型, 并采用选择性熵最小化算法将数据离散化, 从而构建离散形式的KPI模型。该研究选取了掉话率、呼叫阻塞率、切换失败率、吞吐量以及活跃邻居集更新率等关键性能指标, 来计算在给定特定KPI数据分布的情况下网络出现故障的概率。研究结果表明: 当训练样本数量足够多(约2000个样本)时, 连续模型的诊断准确率比离散模型高出近10%; 而当训练数据量较少(约50个样本)时, 离散模型的诊断准确率则更高(高出约20%)。

Barco等人[115]借鉴了[114]的研究成果, 提出了一种名为“平滑贝叶斯网络”的混合关键绩效指标建模方法。该方法能有效降低诊断准确性对模型参数不确定性的敏感度。在平滑贝叶斯网络中, 不同状态之间的转换过程更为平滑, 这一现象尤其体现在与症状相关的状态边界处; 相比之下, 传统贝叶斯网络则无法体现这种平滑性。作者利用真实网络数据对这两种贝叶斯网络在判断通话掉线率方面的诊断准确性进行了对比。实验结果表明, 当模型存在因数据稀疏而导致的不准确性时, 平滑贝叶斯网络的诊断准确性高出近10%; 然而, 在大规模数据集上, 离散贝叶斯网络的性能更为优异, 其构建的关键绩效指标模型也更为精确。

b) 基于无监督学习的部分性能下降诊断方法: 自组织映射网络不仅被频繁用于检测关键性能指标的下降现象[93][95][97], 还被用来诊断这些性能下降的原因[97][116]。

Gómez-Andrades等人[97]利用基于自组织映射网络的聚类算法, 对4G网络中的小区进行分类。分类依据包括通话掉线率、信道干扰、切换失败情况、接收信号强度、信道质量以及数据传输速率等参数, 从而确定导致eNB性能下降的潜在原因。该聚类算法通过为每个小区寻找最匹配的邻居单元, 根据它们与其他性能下降小区之间的关联程度对小区进行排序。如果某个小区出现了关键性能指标的下降, 它就会被归类到那些已知存在性能问题的小区中。研究结果表明, 所提出的方法相比基于规则的算法和贝叶斯网络分类器, 其诊断准确率分别高出约32%和12%; 不过其训练所需时间比另外两种方法更长。Laiho等人[116]也提出了类似的解决方案。

表五：不同补偿方案优化算法的定性比较

解决方案	参考资料	方法论	Sub-Method	网络拓扑结构	性能指标	控制机制	控制方向		
覆盖范围 优化效果	[118]	启发式方法	框架	均匀的	保留率、 覆盖范围、 质量	集中式	DL		
	[119]				Coverage, Quality		UL/DL		
	[120]				Coverage, Quality		DL		
	[121]	分析型的	非凸优化	HetNet	Coverage, Quality		UL/DL		
	[122]				Coverage, Quality		DL		
	[66]				基于学习的方式		强化学习	覆盖范围	DL
	[71]								

用于诊断3G网络中信道质量及帧错误率的下降情况，其中小区的聚类是采用k均值聚类算法完成的。对各个小区的诊断结果是基于对其附近已知出现质量下降的小区的检测结果得出的；最终诊断结果的准确性通过实际网络数据进行了验证，并将专家的诊断结果与该算法生成的诊断结果进行了对比。

C. 总结与见解

与故障检测与补偿技术相比，中断诊断在移动蜂窝网络的自我修复机制中仍是一个相对未被充分研究的领域。造成这一现象的部分原因在于：在因硬件或软件故障导致网络完全中断的情况下，系统会自动生成标准的故障代码与报警信息。然而，对于部分性网络中断而言，目前尚不存在类似的标准化诊断机制。这是因为同样的部分性中断可能由不同的原因引发。正因如此，大多数关于中断诊断的研究都采用了基于监督学习的算法，如贝叶斯网络和马尔可夫逻辑网络——这些算法能够为每种已知的导致网络中断的原因赋予相应的概率值。不过，在实际应用中使用这类算法颇具挑战性，因为训练这些模型需要构建一个包含所有可能导致网络中断的根本原因的数据库。

为解决这一问题，未来关于故障诊断的研究应重点探讨如何在不引发人为故障的情况下建立这类根本原因数据库。此外，对于采用毫米波技术、大规模MIMO技术以及超密集蜂窝部署方式的5G网络而言，其导致完全性故障或部分性故障的原因也亟需被研究清楚——毕竟这些领域目前仍属于未知领域。

六、蜂窝移动网络中的停电补偿机制

中断补偿是自我修复框架中的核心要素；因此，在自我修复的三个组成部分中，中断补偿受到研究界最多关注也就不足为奇了。相关的补偿措施与算法专门设计用于在发生全面中断或部分中断时为用户提供临时服务，因为这两种情况都不会立即得到解决。

移动蜂窝网络中的部分中断情况需要采用不同的应对方法，不过针对这两种情况的补偿措施所采用的技术其实类似。大多数关于补偿算法的研究都是针对完全中断情况提出的解决方案，但这些算法同样可以顺利地应用于部分中断情况的补偿。

中断补偿的核心原则是利用受中断影响小区周围的邻近小区资源，为受影响区域提供临时服务。这些资源包括小区带宽及用户关联信息，可通过主要参数进行调整，例如小区/用户设备的发射功率、天线参数等；同时也可借助次要参数进行优化，比如邻小区列表及小区选择参数[40]。在后续章节中，将介绍基于不同优化目标的补偿算法，包括其优化方法的具体描述、所需参数的设定，以及其他具有分类学意义的见解。

A. 用于停电补偿的覆盖范围优化方案

网络中断及关键性能指标下降所带来的主要后果之一，就是受影响区域内的网络覆盖范围会随之丧失。多项研究[66][71][118—122]提出了旨在优化网络覆盖范围的故障补偿算法。相关研究列表及其提出的技术方法详见表V。

1) 选择合适的相邻小区、优化参数及恢复措施：相邻小区的选择、优化参数的设定以及恢复措施的实施对停电补偿方案的效果具有重要影响，相关研究分别见于[118]、[119]和[120]。Asghar等人在[118]中提出的自愈框架设计了一种停电补偿算法，该算法利用受停电影响的小区用户的功率测量数据来为相邻小区生成覆盖区域。随后，算法会不断尝试调整这些关键相邻小区的天线配置，直到所有用户的覆盖需求均得到满足。此外，该算法还会监测相邻小区的下行数据传输速率及无线链路故障情况，以此作为网络恢复效果的评估依据。该算法的实现过程已在相关实验中得到验证。

在停电发生后的2小时内有效恢复供电。

Amirijoo等人[119]提出的中断补偿框架对比了[40]中提出的各种控制参数的补偿效果, 这些参数包括参考信号功率、上行目标接收功率水平 P_0 以及天线倾斜角度。研究采用了迭代算法来更新相邻小区的参数设置, 并对实验结果进行了评估。测试结果表明, 上行目标接收功率水平 P_0 与天线倾斜角度是提升小区覆盖范围的最有效参数; 而 P_0 对于提升用户数据吞吐量则最为有效。

Frenzel等人[120]探讨了如何根据三个输入因素来选择最优的恢复方案。这三个因素分别是: 某种解决方案的有效性概率(该概率取决于故障的成因)、网络运营商对特定恢复措施的偏好, 以及网络运营商对不同故障处理方案的偏好。作者提出了一种加权求和函数, 用于计算选择某套解决方案、相应恢复措施及相应故障处理方案所需的成本。所提出的框架具有较好的灵活性, 能够适应网络技术的发展——未来可以添加更多相关参数来适应新的网络环境; 不过, 这些概率值与偏好程度的确定仍需由专家手动输入。

2) 用于停电补偿的非凸优化技术: 多项研究探讨了利用非凸优化方法来解决停电补偿问题。研究认为, 在一个包含众多优化参数的大型网络中, 停电补偿问题属于NP难非凸问题。将这一问题转化为凸优化问题需要做出过多的泛化假设, 从而导致优化结果不适用于实际应用。江等人[121]与文静等人[122]正是基于这一观点, 运用非凸优化技术来解决覆盖优化问题。

江等人[121]提出了一种基于成本函数最小化的方法, 该方法综合考虑了下行链路的信道质量与接收信号强度, 并对这两项指标进行加权求和。作者指出, 该问题属于大规模非凸优化问题。为了解决中断问题, 他们采用了名为“免疫算法”的非凸优化技术来计算最优的上行链路目标接收功率 P_0 [123]。实验结果表明, 免疫算法在优化后能够同时提升网络覆盖范围和信道质量, 并且能在极短的时间内收敛到最优解。与另外两种技术[124][125]相比, 该算法能使网络覆盖范围在优化后提升10%, 同时不会显著降低边缘用户的吞吐量。不过需要注意的是, 免疫算法对初始参数的设置非常敏感; 如果初始参数设置不当, 该算法可能无法找到可行的解。

同样, Wenjing等人[122]指出, 利用相邻小区的下行导频功率来弥补信号覆盖盲区以及减少导频信号干扰, 这一过程本质上也是一个非凸优化问题。在这项研究中……

作者提出使用一种名为粒子群算法的非凸优化技术[126]。对该算法的分析结果表明, 其在执行效率方面表现极为出色, 同时能够在不显著降低连接质量的情况下恢复98%以上的信号覆盖范围。然而, 与免疫算法类似, 粒子群算法的收敛效果也严重依赖于初始化参数的选择。

3) 基于学习的覆盖优化方案在停电补偿中的应用: 前几节中介绍的用于停电检测与诊断的基于学习的算法主要采用了分类与聚类技术。然而, 强化学习[37]被认为是解决停电补偿问题最有效的基于学习的方法, 其主要优势在于能够在学习过程中识别出能够带来最大收益的策略。Zoha等人[66]提出了一个基于强化学习的停电补偿方案, 该方案属于一个完整的基于学习的自修复框架。该框架中的停电补偿机制基于模糊逻辑与强化学习技术, 通过调整天线倾斜角度及小区发射功率来提升小区覆盖效果。在发生停电后, 该补偿算法会通过探索新的收益机会或利用过去的收益结果, 对优化参数进行逐步调整。强化学习数据库中存储的网络状态会通过模糊逻辑调节器被解读为比当前状态更好或更差, 进而决定强化学习算法的下一步行动。研究结果表明, 该方案能够将停电后的小区边缘覆盖范围提升5分贝, 并有助于使数据传输速率恢复到停电前的水平。

Onireti等人[71]提出了与[66]中类似的方法, 用于异构网络环境。不同之处在于, 他们用“演员-评论家”模块取代了模糊逻辑组件, 以实现强化学习功能。“演员-评论家”模块会根据时间积累的奖励概率, 执行探索性或利用性操作, 例如调整相邻小区的天线倾角或发射功率。随后, “评论家”会评估这些操作所带来的奖励效果, 并更新之前的奖励值与概率数据。实验结果表明, 该方案能有效提升小区覆盖范围和信道质量, 尤其是对处于小区边缘的用户而言, 其通信质量甚至能接近停电前的水平。

B. 用于弥补服务中断的信号干扰比优化方法

停电补偿的一个次要后果可能是, 由于参数重新配置, 邻近小区中现有用户的信号干扰噪声比(SINR)会下降。因此, 一些研究[124]、[127]–[130]将SINR作为优化目标, 并将现有用户以及受停电影响的用户纳入优化过程。这样一来, 它们就能避免或减轻未受停电影响区域内的SINR下降现象。表VI对那些旨在通过优化SINR来弥补停电影响的研究进行了定性比较。

表六：用于补偿功能的信噪比优化算法的定性比较

解决方案	参考资料	方法论	Sub-Method	网络拓扑结构	性能指标	控制机制	控制方向
信噪比优化	[124]	启发式方法	基于规则的方法	均匀的	Coverage, Quality	集中式	UL/DL
	[127]					分布式	
	[128]	分析型的	凸优化	HetNet	质量		DL
	[129]		监督学习			集中式	
	[130]	基于学习的方式		均匀的		分布式	

1) 基于启发式方法的SINR优化算法在停电补偿中的应用：Wang等人[127]提出了一种分布式启发式算法，用于异构网络中的SINR优化。该算法旨在通过重新配置相关小区的发射功率，将需要调整的小区数量降至最低，从而实现停电后的目标SINR值。具体实现方式包括：首先确定一组内部小区，这些小区能够通过重新配置来帮助受停电影响的小区恢复正常通信；同时设立另一组外部小区，超出这一范围后便不再进行任何补偿操作，以防止配置调整带来的连锁反应进一步扩大。研究结果表明，与[131]等传统方法相比，该算法所需的调整小区数量更少；同时，该算法还能有效减少停电后SINR值出现负增长的小区数量。不过作者也指出，随着移动蜂窝网络密度的增加，这种分组算法的收敛速度会变慢。

虽然[127]中的解决方案致力于寻找最优的补偿邻居集合，但Amirijoo等人[124]提出的方案则侧重于优化邻近小区的参数，以实现故障补偿功能。该算法在均匀网络环境中，不断调整上行目标接收功率 P_0 以及邻近小区的天线倾斜角度。当继续调整这些参数而无法进一步提升小区覆盖范围时，系统便能获得最优配置。实验结果表明，在网络负载较低的情况下，该算法能够恢复故障发生前的信号质量与覆盖范围。此外，随着网络负载的降低，该方案的SINR补偿效果会进一步增强；而在高负载或中等负载条件下，信号质量的下降最为明显。

2) 用于弥补服务中断的凸形SINR优化方案：Lee等人[132]提出了一种基于协作资源分配机制的服务中断补偿方案。该方案通过重新分配专用带宽——即所谓的“修复通道”——来为受到服务中断影响的用户提供物理通道资源。这一机制后来也被应用于其他相关的研究中，例如Lee等人[128]的研究中，他们采用了基于公平性的协作资源分配算法，其目标是最大化用户对数速率之和。这种优化方法在确保用户资源分配公平性的同时，也能实现用户吞吐量的最大化，而用户吞吐量与带宽及用户的SINR值直接相关。采用对数速率评估机制可以避免那些遭遇服务中断的用户无法获得任何资源的状况发生。

该速率最大化算法能够公平地对待所有用户。所提出的方案与多种用于中断补偿的资源分配方案进行了对比，这些方案包括传统的协作式资源分配方法[128]、非协作式资源分配方法，以及文献[133]中提出的无线传感器网络中断补偿方案。实验结果表明，尽管传统协作式资源分配方法能带来近10%的平均吞吐量提升，但这种提升效果被最大吞吐量与最小吞吐量之间的巨大差距所掩盖。相比之下，基于公平性的协作式资源分配算法则能实现更公平的用户间吞吐量分配。

3) 基于学习的SINR优化算法用于补偿信号中断：Saeed等人[129]以及Moysen和Giupponi[130]采用了强化学习技术来优化SINR值，以实现信号中断时的补偿效果。Saeed等人[129]提出了一种模糊Q学习算法，用于弥补因信号中断导致的SINR损失。该算法利用模糊逻辑控制迭代调整相邻小区的发射功率和天线倾角，并根据受影响用户下行链路的SINR变化来记录奖励值。强化学习算法利用这些奖励值来学习未来的操作方式，以期在整体下行链路SINR方面实现更好的中断补偿效果。仿真结果表明，在负载较低的情况下，约有40%的受影响用户的SINR值能够恢复到中断前的水平。类似地，Moysen和Giupponi[130]提出了另一种强化学习方法，通过调整相邻小区的天线倾角和下行链路发射功率来优化信号覆盖范围。与[129]中的方法不同，他们采用[71]中讨论的演员-评论家算法来计算操作行为及其对应的奖励值，而非使用模糊逻辑。为确保[130]中的算法能够正常运行，每个小区会为受信号中断影响的用户预留一定量的频谱带宽。相邻小区通过小区间接口获取这一信息，从而实现分布式且协作式的信号中断补偿方案。该算法以固定的步长调整小区的发射功率和天线倾角，以便根据受影响用户的SINR变化来获取相应的奖励。仿真结果显示，补偿延迟约为500毫秒，且该方法能够满足98%受信号中断影响用户的补偿需求。

关于强化学习解决方案的一个关键观察结果是：诸如[66]、[71]、[129]和[131]中提出的那些解决方案，在其能够采取行动之前，需要大量的训练样本或相应的实验数据。

表七：不同容量优化算法在补偿功能方面的性能对比

解决方案	参考资料	方法论	Sub-Method	网络拓扑结构	性能指标	控制机制	控制方向
电池容量优化	[132,134]	分析型的	凸优化	HetNet	可访问性、质量	分布式	DL
	[135]		非凸优化	均匀的		集中式	
	[136]	基于学习的方式	监督学习	HetNet		分布式	
	[137]			集中式			
	[131,138]			均匀的			

这些解决方案对移动蜂窝网络运营商而言无疑是一个挑战。

使电池平均容量提升5%，同时提升用户体验的公平性10%。

C. 为弥补停电带来的影响而进行的电池容量优化

与信号干扰噪声比下降类似，小区过载也是由于受影响用户重新关联到邻近小区而导致的网络中断现象。此外，为实现其他目标（如覆盖范围优化）而采取的补偿措施同样可能造成邻近小区过载。这种情况会导致用户无法正常使用服务，其服务请求也会被丢弃，进而影响用户的体验质量。为解决这些问题，一些研究[131][132][134][138]聚焦于中断补偿方案，其核心在于优化用户关联方式，从而实现负载在邻近小区间的合理分配。表 VII 对这些研究进行了定性对比。

1) 基于凸优化算法的停电补偿方案：如前所述，Lee等人[132]提出了一种基于协作资源分配的异构网络停电补偿方案。作者指出，由于宏基站与微基站之间的功率不平衡，以及宏基站的边缘覆盖能力受限，发生故障的微基站无法为用户提供可靠的服务。因此，只有正常运行的微基站才能为故障微基站中的用户提供支持。为了解决这一问题，健康微基站预留的频谱资源会被协同分配给受停电影响的用户。该方案通过迭代梯度下降算法实现凸优化，从而找到合适的频谱资源、子信道及功率分配方案，以最大化网络容量。该方案见效迅速，能使相邻基站的总容量利用率提升近30%，同时还能确保用户数据传输的公平性。

Lee等人[134]进一步扩展了原有的协作资源分配方案[132]，在其中加入了协作波束成形技术以及用于弥补信号中断问题的功率分配机制。所提出的协作波束成形技术无需节点间进行功率协作即可实现，同时在该技术下也能在节点各自具有功率限制的情况下获得最优传输效果。该算法通过基于凸优化技术的计算来选择最佳功率分配方案，其目标是在信号中断的情况下最大化系统容量；随后再利用迭代算法完成子信道分配与功率分配工作。将这一方案与多种其他资源分配方案进行了对比，包括传统的协作资源分配方案、均匀功率分配方案[133]以及多用户迭代填充算法[139]等。

2) 用于停电补偿的非凸容量优化算法：如前所述，多种问题约束条件与参数的存在可能导致停电补偿问题变得非凸。为了解决这类问题，研究人员必须采用非凸优化方法。Xia等人[135]提出的解决方案中使用了遗传算法[32]来解决停电补偿相关的容量优化问题。该问题的目标是最小化受停电影响的用户的容量利用率与整个网络平均容量利用率之间的平方差之和。在这项研究中，遗传算法通过遍历所有用户组合来寻找能使容量利用率目标值最小化的方案，其中这些用户组合中包含了受到停电影响的用户。实验结果表明，与未采用优化算法的情况相比，所提出的方法至少能使平均资源利用率提高5%。使用遗传算法的关键优势在于其对于初始参数的选择具有鲁棒性，并且能够摆脱解空间中的非可行区域。然而，随着系统规模的扩大，遗传算法的收敛时间也会相应延长。

Rohde与Wietfeld[136]提出利用概率网络性能估算技术，通过临时部署装有中继装置的无人机来弥补网络故障带来的影响。这些空中中继装置能够帮助利用附近宏基站未被充分利用的通信资源；在无法建立视距连接的情况下，它们也能替代地面中继设备，实现用户间的通信。该算法通过迭代调整中继装置的部署位置，建立干扰信号强度与网络吞吐量的概率估算模型，从而确保各基站的负载处于稳定状态。实验结果表明：在用户位置固定不变的情况下，随着中继装置数量的增加及其与故障基站距离的缩短，邻近基站的资源利用率反而有所下降。

3) 基于学习的容量优化方案用于弥补网络中断带来的影响：Aráuz与McClure[137]利用源自贝叶斯网络的概率图模型来识别异构网络中处于“休眠状态”的小区，并对这些小区的中断现象进行补偿。这些概率图模型还可用于预测受中断影响的小区中的用户分布情况。此外，该方案还能根据用户分布情况及活跃小区的负载情况对新增负载进行分类，而无需存储庞大的基线数据。故障小区的所有相邻小区都会相应地进行调整……

表八 不同光谱效率优化算法在补偿效果上的定性比较

解决方案	参考资料	方法论	Sub-Method	网络拓扑结构	性能指标	控制机制	控制方向
光谱效率优化	[140]	分析型的	凸优化	HetNet	质量	分布式	DL
	[141]		博弈论				
	[142]		多目标优化			集中式	

按概率大小排序后，系统会据此决定扩大服务覆盖范围的策略。研究者指出，这种基于概率的建模方法能够在绝大多数情况下准确预测用户分布情况及新增负载量；在91.1%的案例中，仅需两个相邻站点合作就能实现服务覆盖的完全恢复；而当有三个相邻站点协同工作时，服务覆盖完全恢复的比例可提升至96%。该方法的核心优势在于：它无需动用所有相邻站点，仅需两三个相邻站点协作，就能显著提升服务覆盖能力。

在另一项基于监督学习的研究中，Tiwana等人[131]采用了结合统计学习与优化算法的方法来实现故障补偿。该研究利用逻辑回归分析方法，揭示了文件传输时间、呼叫阻塞率、呼叫掉线率等关键性能指标与小区资源利用率之间的内在关联。随后，通过优化算法对这些关联关系进行处理，从而确定出最优的资源分配方案，进而提升性能不佳的小区的各项关键指标。这一优化过程具有迭代性质，且能在较短时间内收敛至最优解，因此非常适用于大规模移动通信网络。蒙特卡洛仿真实验的结果显示：采用该优化方案后，呼叫阻塞率提升了44%，文件传输时间缩短了约26%。

Tiwana在[138]中扩展了[131]中的算法，使其能够利用 α -公平分组调度机制来分配相邻小区的无线资源，从而实现中断情况的补偿。当 $\alpha=0$ 时，该调度算法表现为最大吞吐量调度方式；而当 $\alpha=1$ 时，则转变为比例公平调度方式。通过调整 α 的值，可以在更高的容量（即为移动用户提供更高的吞吐量）与更广的覆盖范围（即同时服务更多用户）之间实现平衡。实验结果表明，当 $\alpha=1.3$ 时，平均呼叫阻塞率下降了61%，相比[131]中的方案提升了17%；同时平均比特率下降了4%。然而，当 $\alpha=0.8$ 时，平均比特率上升了3%，而呼叫阻塞率则下降了5%。

D. 用于弥补服务中断的频谱效率优化技术

频谱效率是指数据传输速率与所用带宽的比值。其数值受多种因素影响，包括用户分布情况、干扰程度、相邻小区的负载状况、地理环境下的信噪比分布情况、网络拓扑结构、频谱复用方式以及调制技术等。

除此之外，频谱效率在很大程度上取决于中断补偿措施。多项研究[140]–[142]都将频谱效率作为优化目标，这些研究的内容将在下文中介紹，其定性比较结果则列于表VII中。

如[132]中所描述的HCs的物理实现方式，被Lee等人[140]用于研究中断情况下的补偿机制。该研究假设室内基站或小型蜂窝基站具备可扩展的带宽资源，这些资源可被用来补偿那些受到邻近小型蜂窝基站中断影响的用户。研究进一步指出：在中断发生时，当由室内中心单元预先确定的最少数量HCs被分配出来用于服务受中断影响的用户时，系统能够实现最大的频谱效率。所提出的技术能够在补偿机制中实现最大的平均蜂窝容量以及最佳的频谱效率公平性——具体而言，就是受影响的用户可以针对每个HC灵活选择需要补偿的蜂窝基站，这一现象被称为“多蜂窝多样性效应”。

Fan和Tian[141]运用博弈论来解决异构网络中的年龄差异补偿问题。他们提出了一种资源分配方案，其中数据传输可由各个小区协同完成。与[134]中的方法类似，信道分配与协作是在子信道层面进行的，即通过划分健康小区的带宽来补偿受到中断影响的用户。该问题被构建为一个带有用户权重设定的速率最大化联盟博弈，并采用等功率分配策略进行求解。在用户与提供补偿的小区形成联盟后，作者利用拉格朗日乘数法来确定最优功率分配方案，其目标是在整个联盟范围内实现速率的最大化。这种方法要求用户经历多轮小区联盟组合的尝试，才能找到帕累托最优的联盟组合，而这可能需要耗费大量时间。

最后，He等人[142]提出了一种基于多目标优化的方法，用于解决云无线接入网络架构中的中断问题。该优化目标的计算方式为：受中断影响的远程无线单元中边缘用户的频谱效率与未受中断影响的远程无线单元中用户的平均频谱效率之和，且所有权重均经过加权处理。优化过程中会调整相邻远程无线单元的天线倾斜角度，从而以在线迭代的方式扩展网络覆盖范围。该算法旨在最大化受中断影响的用户以及补偿单元的频谱效率，但并不能保证一定能实现这一目标。

将受中断影响的用户的频谱利用率提升90%。

E. 总结与见解

关于自愈式移动蜂窝网络中断补偿技术的研究指出, 在发生网络中断时, 有四个关键指标需要重点关注: 1) 覆盖范围; 2) 信号干扰噪声比; 3) 小区容量/负载; 4) 频谱利用率。针对这些指标进行优化适用于现有的移动蜂窝网络。然而, 未来的5G蜂窝网络将更为复杂, 且更注重用户体验。这意味着未来的中断补偿方案必须考虑的指标远不止这几个基本参数。在5G网络中, 一些重要的额外指标包括能效、服务延迟以及数据传输速率的波动情况[38]。

在5G移动通信网络中, 由于网络本身的复杂性, 确保服务延迟处于可接受的水平将对网络运营商构成重大挑战。对中断补偿相关研究的梳理表明, 目前最常用的中断补偿技术包括凸优化与非凸优化方法。然而这两种技术计算量庞大, 所需时间远超5G网络所能承受的范围。此外, 随着网络密度的增加以及可调参数数量的增多, 优化过程将会变得更加缓慢和复杂。因此, 未来中断补偿技术面临的首要挑战之一, 就是缩短优化算法找到解决方案所需的时间。同时, 探索5G网络中断补偿过程中不同评估指标之间的权衡关系, 也将成为未来一个值得研究的有趣课题。

在停电补偿解决方案方面, 另一个重要的研究方向是将其整合到更庞大的SON框架中。SON框架包含了自优化技术, 而这些技术通常会使用与停电补偿技术相同的参数。例如, 覆盖范围与容量优化方案会用到发射功率、天线倾斜角度以及波束成形参数, 而这些参数对停电补偿技术也同样至关重要, 上述研究综述中便体现了这一点。为避免此类问题, 网络运营商需要引入自协调机制来解决参数冲突。此外, 协调机制对于防止某些停电补偿操作触发自优化过程也十分重要。例如, 调整某个小区的天线方位角以覆盖受停电影响的用户时, 可能会触发相邻小区的覆盖范围与容量优化; 进而可能引发一系列相邻小区的连锁反应。尽管有些研究提出了使用隔离区来减轻停电补偿对其他小区的影响[127], 但这一领域仍需进一步研究。

最后, 与现有的故障检测与诊断技术一样, 故障补偿技术也未运用大规模MIMO技术或毫米波频谱利用技术。为实现5G网络的自愈功能, 必须探索更多基于这些技术的解决方案, 因此这一领域成为研究的重点方向。

七、5G及未来技术在自愈技术领域的挑战与发展前景

为了使未来的5G移动蜂窝网络能够实现研究与标准化机构所提出的各项目标[38], 自组织网络技术必须发挥比以往更为重要的作用[12]。这意味着未来的移动蜂窝网络必须同时具备智能化、主动性、丰富的信息处理能力以及交互性。为实现这一目标, 研究人员需要开发出能够让网络实现自我管理的解决方案, 并充分利用用户及网络节点产生的海量数据来支持这些解决方案的运行。然而, 未来移动蜂窝网络中的自愈功能亟需解决以下几项研究难题。

A. 第一挑战: 应对因SON冲突导致的传统型无法检测到的故障数量增加的问题

独立部署的SON功能之间有可能发生冲突。文献[143]列出了可能出现的SON功能参数冲突类型。同样, 文献[144]指出了当多个SON功能同时部署时网络中可能出现的各种冲突情况。这些冲突的后果是参数配置错误, 进而会导致用户体验下降。尽管包括文献[143]和[144]在内的多项研究提出了协调SON功能的解决方案, 但现有的协调方法本质上属于被动响应式, 而非主动预防式。虽然这种做法在现有的4G及传统网络中尚可行得通, 但在5G移动通信网络中却不可取。

可能的解决方案与未来研究方向: 为主动应对5G移动通信网络中因参数配置错误导致的故障, 自修复框架若具备预测参数配置错误发生时间的能力, 并能提前采取措施进行纠正, 将具有显著优势。实现这一目标的一种方法是研究SON功能的相关概率可靠性特性。为此可借鉴相关技术, 例如隐马尔可夫预测模型, 相关研究可见于[46]文献。

利用隐马尔可夫模型, 我们可以计算在一系列参数重配置过程中某个参数被错误配置的静态概率。这使我们能够分析具备智能网络功能的移动蜂窝网络的长期可靠性表现, 进而估算参数错误配置首次出现的时间, 以及网络处于中断状态所占的时间比例。图6展示了一个基于马尔可夫模型的智能网络协调框架, 该框架能够反映智能网络功能激活对网络整体性能的影响。这种分析方法还可用于确定各类智能网络功能的优先启用顺序及其相关网络参数。

B. 第二个挑战: 如何应对因网络密度增加而导致的停电次数增多这一问题

为满足5G移动通信网络对容量与数据传输速率的要求, 网络密度得到了进一步提升。

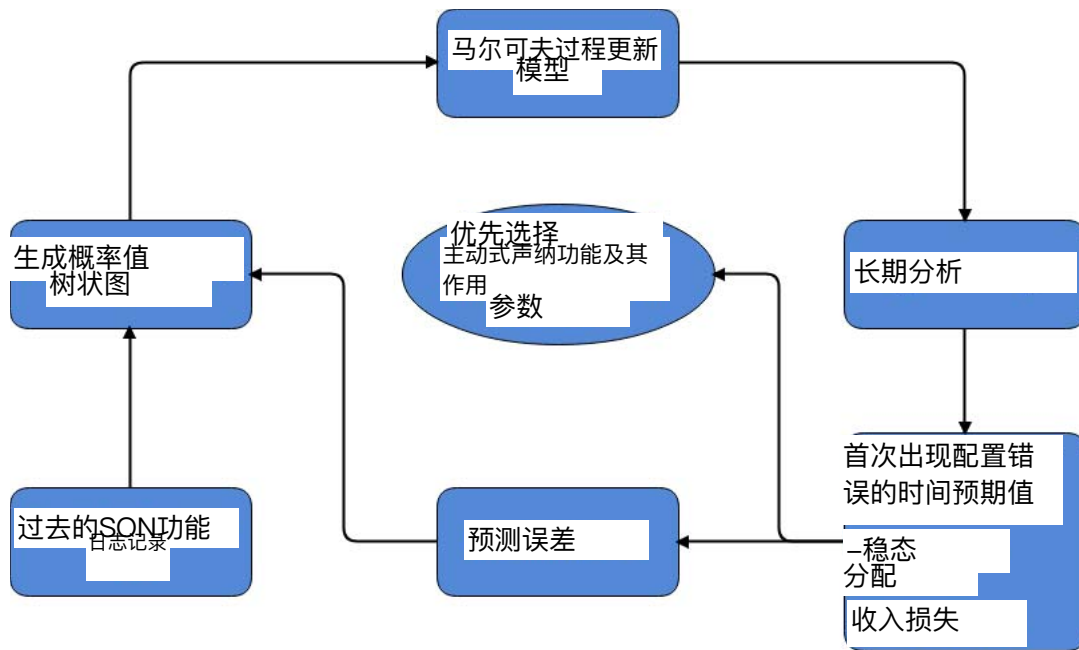


图6. 马尔可夫SON协调框架。

这意味着未来的移动蜂窝网络将不得不处理比以往多得多的网络节点。更高的蜂窝密度，再加上毫米波频谱等技术的应用，以及更多可配置的参数，都将导致网络频繁出现故障——这些故障既可能由参数设置错误引起，也可能由常规设备故障导致，如图2和图3所示。

1) 可能的解决方案与未来研究方向：近期有诸多研究提出了有助于快速高效应对网络中断的解决方案，尤其是在密集型及超密集型异构网络环境中。其中一种方法是控制数据分离架构[CDSA][69]，该架构将控制功能交由宏基站承担，而数据传输则由微基站处理。这种架构增强了网络的可冗余性——例如，当微基站发生故障时，宏基站仍能继续为受影响的用户提供控制指令与数据传输服务。

此外，随着无人机技术的发展，该技术为5G移动蜂窝网络的建设提供了支持。基于无人机的故障补偿技术，如文献[136]中提出的方法，将会变得无处不在。同时，小型基站部署成本的下降意味着可以通过增加基站密度来构建网络冗余机制，从而使得用户设备与基站之间的连接比例低于1。这样一来，当某个小型基站发生故障时，就会有其他备用基站立即为用户提供服务，而不会影响用户的体验质量。在毫米波通信系统中，基站密度的提升将发挥尤为重要的作用——因为毫米波的覆盖范围仅限于视距范围内，而且由于信号传输路径受阻而导致的故障会十分频繁。

C. 第三项挑战：如何应对因每个小区用户数量较少而导致的数据稀疏问题

随着网络密度的增加，又出现了另一个挑战。

这将使得完全中断检测与部分中断检测变得极其困难，因为现有的测量数据不足以准确区分位于小区边缘的用户与真正发生中断的情况。此外，尽管每位用户的预期吞吐量会增加，但小区内用户密度的降低意味着消耗更多数据的用户数量会减少，因此数据稀疏问题在5G移动蜂窝网络的自愈机制中依然会存在。

1) 可能的解决方案与未来研究方向：正如我们在第四节中所看到的，绝大多数用于检测完全中断或部分中断的算法都依赖于机器学习技术。然而，与分析方法或启发式方法不同，基于机器学习的算法严重依赖于网络中的数据，而在超密集小型蜂窝网络环境中，这些数据往往较为稀疏。为提高基于机器学习的中断检测算法的准确性，并应对未来移动蜂窝网络中的数据稀疏问题，可以采用测量数据预测技术。例如，可以使用灰色预测模型[72]等预测方法，以及Witten-Bell平滑算法[145]和Good-Turing平滑算法[146]等平滑处理技术，来填补测量数据中的缺失信息。

D. 第四项挑战：如何在自修复网络中满足5G对延迟的要求

5G移动蜂窝网络预计可实现1毫秒的端到端数据传输延迟。这意味着，任何部署在该网络中的自修复技术都必须具备在远短于现有先进技术所需的时间内检测、诊断并解决故障的能力。

1) 可能的解决方案与未来研究方向：鉴于自修复框架中检测与补偿任务的本质，未来的自修复技术必须具备主动性。这意味着该自修复框架需要能够预测故障可能发生的时间与地点。

大数据

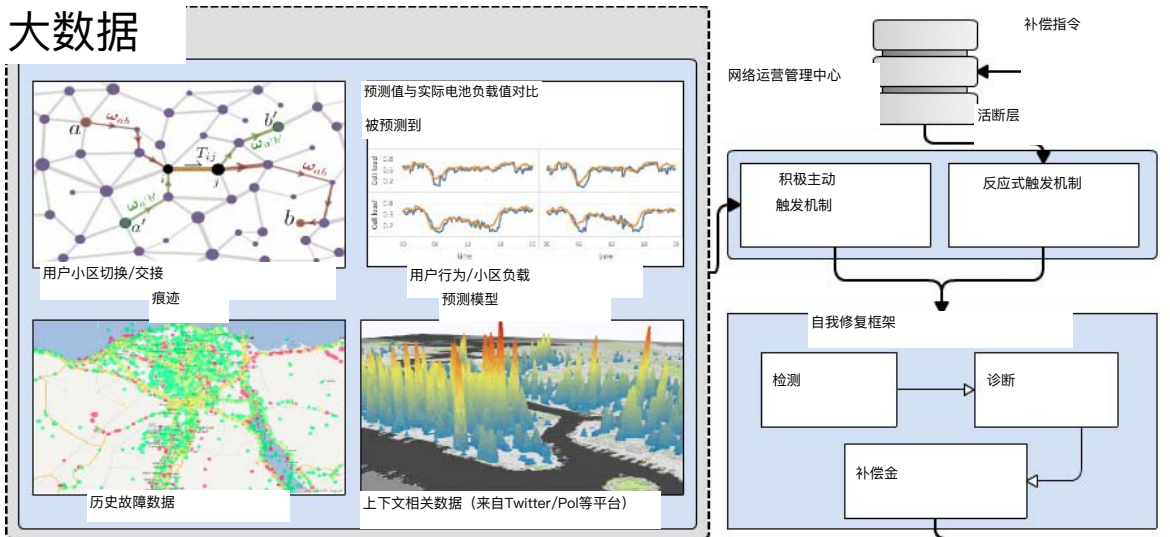


图7. 适用于未来蜂窝网络的自愈框架。

可以主动采取措施来预防故障。尽管故障的发生看似具有随机性，尤其是完全性故障，但实际上还是可以预测其发生的。Kumar等人[147]就证明了这一点——他们采用了多种机器学习技术，如神经网络、NBC算法和SVM模型，利用真实网络数据来预测下一次故障的发生位置。同样，Kogeda与Agbinya[148]也通过收集历史数据，并利用贝叶斯网络预测模型来计算下一次故障最可能发生的位置，从而实现了故障的预测。

上述所有技术均依赖于对大数据的利用[12]，旨在识别细胞网络及用户使用数据中的关键模式，并将这些信息与以往的故障记录及相关数据关联起来。这样一来，主动式自愈算法便能及时发现导致网络故障或中断的性能变化。图7展示了如何利用大数据资源来预测未来移动蜂窝网络中的故障。在自愈框架的背景下，大数据涵盖的内容包括历史故障数据、用户切换与接续数据、网络流量与小区负载数据，以及从社交媒体等渠道获取的背景信息。

E. 第五项挑战：在自我修复机制中满足用户体验要求

5G移动通信网络所需具备的各项特性，包括低延迟、高容量、高吞吐量以及低能耗，意味着5G网络将更加以用户体验为核心，而传统网络则更侧重于服务质量。由此可见，在未来的移动通信网络中，满足用户体验要求将成为最重要的优先事项，即使在网络发生故障的情况下也不例外。鉴于由于设备故障或参数配置错误导致的网络中断情况可能会增加，因此如何确保用户体验成为自愈技术需要解决的关键挑战。

1) 可能的解决方案与未来研究方向：为在系统中断的情况下仍能满足用户的体验质量要求，可行的方法是部署具备智能功能的主动式自修复框架，如图7所示。这种框架以用户为中心，充分考虑了用户的实际需求。

该框架的运行将依赖于时空用户活动模型。这些模型包括基于用户迁移数据建立的移动模型——这些数据通常以MDT报告的形式存在[52]；同时，用户的地理位置信息也可通过现代手机中的定位传感器轻松获取。此外，还可以利用机器学习技术生成用户行为负载预测模型，如图8所示。此外，来自Twitter和Facebook等社交媒体的上下文数据可被映射到网络拓扑结构中，从而帮助识别潜在的流量热点及网络故障点。历史故障数据的收集可通过建立数据库来实现，这些数据库应包含网络故障记录以及故障发生前的关键性能指标数据。所有这些信息都将被输入到主动故障预测算法中；同时，一个被动的自修复触发算法也会持续监控实时网络中的故障数据。

F. 第六项挑战：如何应对自愈功能所带来的带宽限制问题

带宽限制是制约移动蜂窝网络容量的主要因素之一。带宽不足意味着只能通过增加网络中的基站数量来提升网络容量。然而正如前文所讨论的，网络密度的增加反而可能导致网络中断频发。此外，在发生网络中断时，带宽限制的问题会更加突出——原本就已紧张的邻近基站资源可能会彻底不堪重负，从而导致部分区域出现网络中断。

1) 可能的解决方案与未来研究方向：尽管毫米波频谱的利用被视为解决带宽限制问题的主要方案[106]，但目前这一技术仍处于探索阶段。此外，毫米波基站的覆盖范围有限，因此除非以极高密度进行部署，否则它们并不适合作为解决网络中断问题的理想方案。为解决自愈网络中的带宽限制问题，一种可能的办法是采用频谱感知技术或认知无线电技术[18][19]。这些技术有助于更好地利用频谱资源，从而缓解带宽不足的问题。

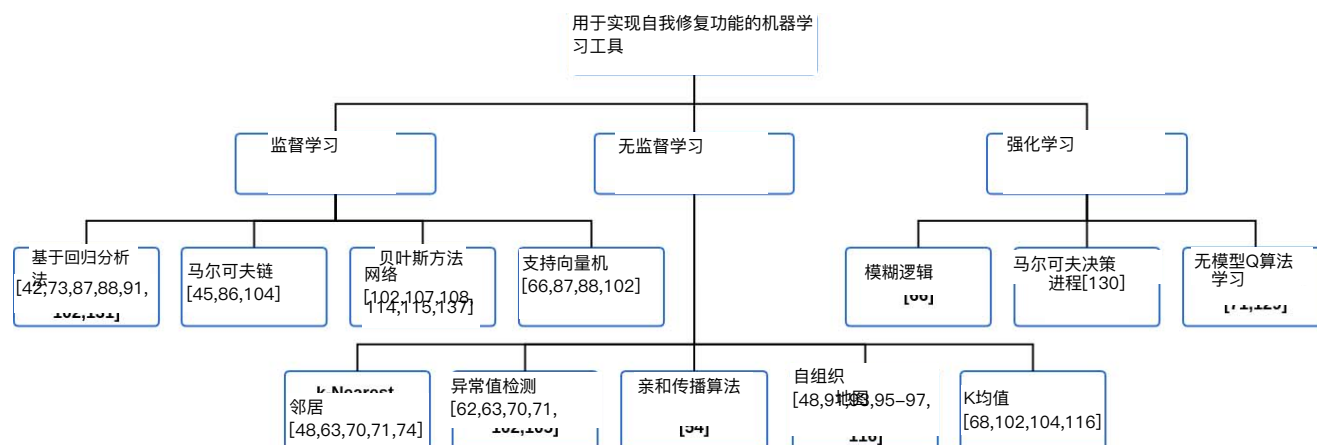


图8：用于实现未来蜂窝网络主动式自修复功能的机器学习工具。

在[132]、[134]、[140]和[141]中提出了相关解决方案，但这些方案建议专门预留名为“修复通道”的专用带宽用于弥补网络中断带来的影响。鉴于移动蜂窝网络已然面临带宽短缺的问题，这种做法可能并不适用，尤其是在没有网络中断的情况下。为避免专门分配带宽用于弥补中断损失，可以探索利用认知无线电技术，在网络中断时将频谱在修复通道与普通带宽之间进行重新分配。这样做不仅能在正常情况下提升无线资源的利用效率，还能通过为受中断影响的用户分配干扰较小的资源来改善其服务体验。

G. 第七项挑战：借助未来的5G服务实现自我修复功能

未来的5G移动通信网络将整合多种服务功能，包括传统的通话、短信和数据传输服务，以及物联网相关服务，如智能家居和智能电网。这些服务各自有着不同的需求。例如，为智能电网提供无线连接服务时并不需要极高的数据传输速率，但数据安全性与系统的稳定性却至关重要[149]。正如第六节所讨论的，现有关于自愈技术的研究仅探讨了在网络中断时如何恢复数据传输、通话连接等传统服务功能，并未涉及5G网络中其他预期会提供的服务。

1) 可能的解决方案与未来研究方向：对于物联网等未来应用而言，自修复技术仍属于一个尚未解决的科研课题——尽管这一技术已被视为该领域面临的主要挑战之一[150]。同样，在智能电网领域，自修复功能也被视为一个关键问题[151]。利用移动蜂窝网络来支持智能电网的功能早已被提出[149]。然而，由于不同应用对性能的要求存在差异，因此制定统一的自修复解决方案极具挑战性。一些研究提出利用认知无线电技术来满足智能电网的性能需求[152]，这意味着这类技术也可能在实现系统自修复过程中发挥重要作用。

统一自愈框架下的蜂窝网络。

八、结论

自愈技术或许是降低移动蜂窝网络运营成本的最有效手段，尤其是在未来的网络架构中。然而，迄今为止，尚不存在针对蜂窝网络自愈技术相关文献的系统性研究。本研究旨在通过全面梳理移动蜂窝网络领域中的自愈技术相关研究，同时详细描述完整的自愈框架，来弥补这一空白。此外，我们还总结了各类研究中采用的方法论、网络拓扑结构、设计指标及控制机制，并对这三类自愈框架的核心组成部分——故障检测机制、故障诊断机制以及故障发生时的补偿机制进行了分析。

除了回顾现有支持移动蜂窝网络自愈功能的文献外，本研究还分析了自愈功能在5G移动蜂窝网络中所面临的挑战，并提出了相应的解决方案与未来研究方向。希望通过这篇综述以及其中提出的研究方向，能够激励研究人员开发出适用于未来移动蜂窝网络的自愈技术，从而弥补现有研究的不足。

参考文献

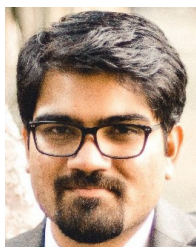
- [1] J. Buvat与S. Basu, 《欧洲移动运营商的运营成本策略研究》，凯捷集团，法国巴黎，2009年。
- [2] 《网络运营中的十大主要问题》，Aviat Netw., 美国加利福尼亚州圣克拉拉市，访问日期：2017年6月29日。在线资源：<http://www.portals.aviatnetworks.com/exLink.asp%3F8497200ON93Q69I35489972&sa=U&ved=0ahUKEwiZi77Kz9PaAhUJY6wKHcawCGOQFggEMAA&client=internal-uds-cse&cscx=000350797594056332983:mklqygp6x4s&usq=AOvVaw2CrgWSCkeZZ4phIhNfGvo2>
- [3] P. Donegan, 《移动网络中断与服务质量下降问题研究》，第11卷，Heavy Reading出版社，美国纽约州纽约市，2013年10月。

- [4] “演进的通用陆地无线接入网 (E-UTRAN) ; 自配置与自优化网络技术及其应用方案”, 3GPP, 法国索菲亚安蒂波利斯, 技术报告TR 36.902-V9.3.1, 2011年。
- [5] 3GPP, 电信管理技术; 自组织网络技术; 自修复机制及相关要求, 3GPP标准文档TS 32.541-V10.0.0, 2011年。
- [6] 3GPP, 电信管理技术; 自组织网络技术; 策略网络资源模型与集成参考点信息服务, 3GPP标准文档TS 32.522-V11.7.0, 2013年。
- [7] CircleID网站报道: “配置错误导致瑞典整个.se域名服务中断”。访问日期: 2017年6月29日。在线资源: www.circleid.com/posts/misconfiguration_brings_down_entire_se_domain_in_sweden
- [8] R. Johnson发布的关于此次服务中断的详细信息。访问日期: 2017年6月29日。在线资源: <http://www.facebook.com/notes/facebook-engineering/more-details-on-todays-outage/431441338919>
- [9] N. Bhusan等人, “网络密集化: 无线通信技术向5G演进的核心趋势”, 《IEEE通信杂志》, 第52卷, 第2期, 第82–89页, 2014年2月。
- [10] S.-I. Yang, D. M. Frangopol and L. C. Neves, “基于寿命函数的结构系统寿命预测方法——以桥梁为例”, 《可靠性工程与系统安全》, 第86卷, 第1期, 第39–51页, 2004年。
- [11] D. Turner, K. Levchenko, J. C. Mogul, S. Savage and A. C. Snoeren, “企业级管理网络中的故障问题研究”, HP实验室, 美国加利福尼亚州帕洛阿尔托, 报告编号HPL-2012-101, 2012年。
- [12] A. Imran, A. Zoha and A. Abu-Dayya, “5G技术面临的挑战: 如何利用大数据技术提升自组织网络的功能, 从而支持5G的发展”, 《IEEE网络杂志》, 第28卷, 第6期, 第27–33页, 2014年11/12月刊。
- [13] Z. Yin等人, “商业系统与开源系统中配置错误的实证研究”, 收录于第23届ACM操作系统原理研讨会论文集, 2011年, 第159–172页。
- [14] O. G. Aliu, A. Imran, M. A. Imran and B. Evans, “未来蜂窝网络中的自组织技术研究”, 《IEEE通信调查与教程》, 第15卷, 第1期, 第336–361页, 2013年第一季度。
- [15] M. Peng, D. Liang, Y. Wei, J. Li and H.-H. Chen, “LTE-Advanced异构网络中的自配置与自优化技术”, 《IEEE通信杂志》, 第51卷, 第5期, 第36–45页, 2013年5月。
- [16] I. F. Akyildiz, W.-Y. Lee and K. R. Chowdhury, “CRAHNS: 认知无线电自组织网络”, 《自组织网络》, 第7卷, 第5期, 第810–836页, 2009年。
- [17] I. F. Akyildiz, W.-Y. Lee, M. C. Vuran and S. Mohanty, “下一代无线网络技术、动态频谱接入技术及认知无线电技术综述”, 《计算机网络》, 第50卷, 第13期, 第2127–2159页, 2006年。
- [18] I. F. Akyildiz, W.-Y. Lee, M. C. Vuran and S. Mohanty, “认知无线电网络中的频谱管理技术研究”, 《IEEE通信杂志》, 第46卷, 第4期, 第40–48页, 2008年4月。
- [19] F. Akhtar, M. H. Rehmani and M. Reisslein, “空白频谱资源: 定义与其在频谱利用中的作用”, 《电信政策》, 第40卷, 第4期, 第319–331页, 2016年。
- [20] Z. Zhang, K. Long and J. W., “认知无线电技术的自组织范式与优化方法: 综述”, 《IEEE无线通信》杂志, 第20卷, 第2期, 第36–42页, 2013年4月。
- [21] D. Ghosh, R. Sharman, H. R. Rao, S. Upadhyaya, “自修复系统: 综述与综合分析”, 《决策支持系统》杂志, 第42卷, 第4期, 第2164–2185页, 2007年。
- [22] H. Psiaer, S. Dustdar, “自修复系统综述: 方法与系统”, 《计算》杂志, 第91卷, 第1期, 第43–73页, 2011年。
- [23] L. Paradis, Q. Han, “无线传感器网络中的故障管理技术综述”, 《网络系统管理杂志》, 第15卷, 第2期, 第171–190页, 2007年。
- [24] M. M. S. Marwangi等, “LTE/LTE-Advanced系统中自组织网络的挑战与实际应用”, 载于《国际多媒体信息技术会议论文集》, 马来西亚吉隆坡, 2011年, 第1–5页。
- [25] 3GPP, 《电信管理; 故障管理; 第1部分: 3G故障管理要求》, 3GPP标准TS 32.111-1-V13.0.0, 2016年。
- [26] P. Stuckmann等, “EUREKA Gandalf项目: 异构无线接入网络的监控与自调优技术”, 载于《第61届IEEE车辆技术会议论文集》, 瑞典斯德哥尔摩, 2005年, 第2570–2574页。
- [27] L. Schmelz等, “无线网络中的自组织技术及其相互关系”, 载于《无线世界研究论坛会议论文集》, 第22卷, 2009年, 第1–5页。
- [28] A. Imran, “基于服务质量意识的能效高效自组织未来蜂窝网络”。访问日期: 2017年7月1日。[在线资源]。
- [29] R. Litjens等人, “统一异构无线接入网络的自管理技术”, 载于2013年德国德累斯顿举行的第77届IEEE车辆技术会议论文集, 第1–5页。
- [30] S. P. Boyd与L. Vandenberghe, 《凸优化》。英国剑桥: 剑桥大学出版社, 2004年。
- [31] R. M. Lewis, V. Torczon与M. W. Trosset, “直接搜索方法: 过去与现在”, 《计算机应用数学杂志》, 第124卷, 第1–2期, 第191–207页, 2000年。
- [32] D. Whitley, “遗传算法教程”, 《统计计算》, 第4卷, 第2期, 第65–85页, 1994年。
- [33] P. J. Van Laarhoven与E. H. Aarts, “模拟退火算法”, 载于《模拟退火: 理论与应用》。荷兰多德雷赫特: 施普林格出版社, 1987年, 第7–15页。
- [34] J. F. Nash, Jr., “讨价还价问题”, 《计量经济学杂志》, 第18卷, 第2期, 第155–162页, 1950年。
- [35] R. S. Michalski, J. G. Carbonell与T. M. Mitchell, 《机器学习: 一种人工智能方法》。德国海德堡: 施普林格出版社, 2013年。
- [36] K. P. Murphy, 《机器学习: 概率视角》。美国马萨诸塞州剑桥: 麻省理工学院出版社, 2012年。
- [37] R. S. Sutton与A. G. Barto, 《强化学习: 导论》, 第1卷。美国马萨诸塞州剑桥: 麻省理工学院出版社, 1998年。
- [38] J. G. Andrews等人, “5G会是什么样?” 《IEEE选择领域通信杂志》, 第32卷, 第6期, 第1065–1082页, 2014年6月。
- [39] 3GPP, 《电信管理: 演进型通用陆地无线接入网的关键性能指标》: 定义, 3GPP标准TS 32.450-V13.0.0, 2016年。
- [40] M. Amirjoo等人, “LTE网络中的小区中断管理”, 载于2009年第六届国际无线通信系统研讨会论文集, 第600–604页。
- [41] Q. Liao, M. Wiczanowski与S. Stańczak, “基于复合假设检验的小区中断检测方法”, 载于2012年加拿大渥太华举行的IEEE国际通信会议论文集, 第4883–4887页。
- [42] C. M. Mueller, M. Kaschub, C. Blankenhorn与S. Wanke, “利用邻小区列表报告的小区中断检测算法”, 载于2008年奥地利维也纳举行的国际自组织系统研讨会论文集, 第218–229页。
- [43] L. Breiman, J. Friedman, C. J. Stone与R. A. Olshen, 《分类与回归树》。美国佛罗里达州博卡拉顿: CRC出版社, 1984年。
- [44] D. Ro与H. Pe, 《模式分类与场景分析》。美国纽约: 威利出版社, 1973年。
- [45] M. Alias, N. Saxena与A. Roy, “利用隐马尔可夫模型在5G异构网络中高效检测小区中断”, 《IEEE通信快报》, 第20卷, 第3期, 第562–565页, 2016年3月。
- [46] L. Rabiner与B. Juang, “隐马尔可夫模型简介”, 《IEEE ASSP杂志》, 第3卷, 第1期, 第4–16页, 1986年1月。
- [47] P. Szilágyi与S. Novaczki, “移动通信系统的自动检测与诊断框架”, 《IEEE网络服务管理传输》, 第9卷, 第2期, 第184–197页, 2012年6月。
- [48] S. Chernov, M. Cochez与T. Ristaniemi, “LTE网络中用于检测‘睡眠小区’的异常检测算法”, 载于2015年英国格拉斯哥举行的第81届IEEE车辆技术会议论文集, 第1–5页。
- [49] K. Fukunaga与P. M. 纳伦德拉, “一种用于计算k最近邻点的分支定界算法”, 《IEEE计算机汇刊》, C卷第24期第7页, 750–753页, 1975年7月。
- [50] T. Kohonen, “自组织映射”, 《神经计算》, 第21卷, 第1–3期, 1–6页, 1998年。
- [51] M. Datar, N. Immorlica, P. Indyk, V. S. Mirrokni, “基于p-稳定分布的局部敏感哈希算法”, 载于《第20届计算机几何年会论文集》, 2004年, 253–262页。
- [52] 3GPP, 《通用陆地无线接入技术》及《演进型通用陆地无线接入技术》; 为减少路测工作量而设计的无线电测量方案; 总体描述; 第二阶段, 3GPP标准TS 37.320-V10.0.0, 2010年。
- [53] J. Zhang, X. Tuo, Z. Yuan, W. Liao, H. Chen, “结合主成分分析与监督式亲和传播聚类方法对fMRI数据进行分析”, 《IEEE生物医学工程汇刊》, 第58卷第11期, 3184–3196页, 2011年11月。
- [54] 马勇, 彭明, 薛伟, 季晓, “一种用于自愈网络中检测小区故障的动态亲和传播聚类算法”, 载于《IEEE无线通信与网络会议论文集》, 中国上海, 2013年, 2266–2270页。
- [55] P. K. Velamuru, R. A. Renaut, H. Guo, K. Chen, “正电子发射断层扫描数据的鲁棒聚类方法”, 载于《CSNA联合接口会议论文集》, 2005年, 301–307页。
- [56] F. Chernogorov, J. Turkka, T. Ristaniemi, A. Averbuch, “利用扩散映射技术在LTE网络中检测休眠小区”, 载于《第73届车辆技术会议论文集》, 日本横滨, 2011年, 1–5页。

- [57] R. R. Coifman与S. Lafon, “扩散映射”, 《应用计算与谐波分析》, 第21卷, 第1期, 第5–30页, 2006年。
- [58] J. A. Hartigan与M. A. Wong, “算法AS 136: 一种k均值聚类算法”, 《英国皇家统计学会C辑(应用统计)》, 第28卷, 第1期, 第100–108页, 1979年。
- [59] F. Chernogorov, T. Ristaniemi, K. Brigatti与S. Chernov, “基于N-gram的分析方法在LTE网络中用于检测‘休眠小区’”, 收录于《IEEE国际声学、语音与信号处理会议论文集》, 加拿大不列颠哥伦比亚省温哥华, 2013年, 第4439–4443页。
- [60] S. Wold, K. Esbensen与P. Geladi, “主成分分析”, 《化学计量学与智能实验系统》, 第2卷, 第1–3期, 第37–52页, 1987年。
- [61] Z. He, X. Xu与S. Deng, “发现基于聚类的局部异常值”, 《模式识别快报》, 第24卷, 第9–10期, 第1641–1650页, 2003年。
- [62] A. Zoha, A. Imran, A. Abu-Dayya与A. Saeed, “一种用于检测LTE网络中‘休眠小区’的机器学习框架”, 收录于《机器学习与数据分析研讨会论文集》, 2014年, 第34–37页。
- [63] A. Zoha, A. Saeed, A. Imran, M. A. Imran与A. Abu-Dayya, “一种利用MDT测量数据的低维嵌入技术进行‘休眠小区’检测的解决方案”, 收录于《IEEE第25届年度个人室内移动无线电通信会议论文集》, 美国华盛顿特区, 2014年, 第1626–1630页。
- [64] J. B. Kruskal与M. Wish, 《多维尺度分析》, 第11卷。美国加利福尼亚州比弗利山: Sage出版社, 1978年。
- [65] M. M. Breunig, H.-P. Kriegel, R. T. Ng与J. Sander, “LOF: 识别基于密度的局部异常值”, 收录于《ACM SIGMOD会议记录》, 美国德克萨斯州达拉斯, 2000年, 第93–104页。
- [66] A. Zoha, A. Saeed, A. Imran, M. A. Imran与A. Abu-Dayya, “一种基于学习的方法, 用于自动检测网络中断并优化覆盖范围”, 《新兴电信技术传输》, 第27卷, 第3期, 第439–460页, 2015年。
- [67] J. Weston与C. Watkins, “多类支持向量机”, 伦敦大学霍洛威学院计算机科学系, 英国埃格姆, 报告CSDTR–98–04, 1998年。
- [68] S. Chernov, M. Pechenizkiy与T. Ristaniemi, “数据集大小对LTE-A网络中小区中断检测方法性能的影响”, 收录于《第10届国际信息通信与信号处理会议论文集》, 新加坡, 2015年, 第1–5页。
- [69] A. Mohamed, O. Onireti, M. A. Imran, A. Imran与R. Tafazolli, “蜂窝无线接入网络的控制数据分离架构: 综述与展望”, 《IEEE通信调查与教程》, 第18卷, 第1期, 第446–465页, 2016年第一季度。
- [70] O. Onireti, A. Imran, M. A. Imran与R. Tafazolli, “在控制平面与数据平面分离的异构网络中检测小区中断”, 收录于《第20届欧洲无线通信会议论文集》, 西班牙巴塞罗那, 2014年, 第1–6页。
- [71] O. Onireti等, “一种适用于密集异构网络的小区中断管理框架”, 《IEEE车辆技术传输》, 第65卷, 第4期, 第2097–2113页, 2016年4月。
- [72] J. L. Deng, “灰色系统理论导论”, 《灰色系统杂志》, 第1卷, 第1期, 第1–24页, 1989年。
- [73] W. Wang, J. Zhang与Q. 张, “自组织飞蜂窝网络中的协作式小区故障检测”, 载于2013年意大利都灵举行的IEEE国际计算机通信会议论文集, 第782–790页。
- [74] 薛伟、张浩、李勇、梁丹、彭明, “双层异构网络中的小区故障检测与补偿机制”, 《国际天线与传播杂志》, 2014年5月, 文章编号624858。
- [75] I. A. Karatepe与E. Zeydan, “利用大数据分析技术检测蜂窝网络数据中的异常现象”, 载于2014年西班牙巴塞罗那举行的第20届欧洲无线通信会议论文集, 第1–5页。
- [76] Apache. 访问日期: 2017年7月1日。在线地址: <http://hadoop.apache.org/>
- [77] M. Z. Shafiq等人, “在拥挤事件期间对蜂窝网络性能进行特征分析与优化”, 《IEEE/ACM网络汇刊》, 2016年6月, 第24卷第3期, 第1308–1321页。
- [78] S. Novaczki与P. Szilagyi, “基于统计分析的无线信道质量下降检测与诊断方法”, 载于2011年日本横滨举行的第73届车辆技术会议论文集, 第1–2页。
- [79] A. D’Alconzo, A. Coluccia, F. Ricciato与P. Romirer-Maierhofer, “基于分布模型的异常检测方法及其在3G移动流量分析中的应用”, 载于2009年美国夏威夷檀香山举行的IEEE全球电信会议论文集, 第1–8页。
- [80] J. M. Joyce, “Kullback–Leibler散度”, 载于《国际统计科学百科全书》。德国柏林: 施普林格出版社, 2011年, 第720–722页。
- [81] M. Z. Asghar, R. Fehlmann与T. Ristaniemi, “基于相关性的蜂窝网络性能下降检测方法——用于无线基站的运行故障诊断”, 载于2013年国际移动网络管理会议论文集。
- [82] P. Muñoz, R. Barco, I. Serrano, A. Gómez–Andrades, “基于相关性的时间序列分析方法在SON中用于检测电池性能下降”, 《IEEE通信快报》, 第20卷, 第2期, 第396–399页, 2016年2月。
- [83] J. Sanchez–Gonzalez等人, “一种用于UMTS网络中检测射频故障的新方法”, 载于2008年IEEE网络运营与管理研讨会论文集, 第718–721页。
- [84] P. Kumpulainen, M. Sarkioja, M. Kylvaaja, K. Hätönen, “利用模糊方法分析3G无线网络性能”, 《神经计算》, 第107卷, 第49–58页, 2013年5月。
- [85] R. Xu, D. Wunsch, “聚类算法综述”, 《IEEE神经网络汇刊》, 第16卷, 第3期, 第645–678页, 2005年5月。
- [86] R. Sattiraju, P. Chakraborty, H. D. Schotten, “将无线传输系统视为可修复系统进行可靠性分析”, 载于2014年美国德克萨斯州奥斯汀市全球通信研讨会论文集, 第1397–1401页。
- [87] G. Ciocarlie, U. Lindqvist, K. Nitz, S. Novaczki, H. Sanneck, “在运营中的蜂窝网络中部署异常检测技术的可行性研究”, 载于2014年波兰克拉科夫IEEE网络运营与管理研讨会论文集, 第1–6页。
- [88] G. F. Ciocarlie, U. Lindqvist, S. Novaczki, H. Sanneck, “利用集成方法检测蜂窝网络中的异常现象”, 载于2013年瑞士苏黎世第九届国际网络服务管理会议论文集, 第171–174页。
- [89] F. J. Massey, Jr., “Kolmogorov–Smirnov拟合优度检验”, 《美国统计协会会刊》, 第46卷, 第253期, 第68–78页, 1951年。
- [90] R. B. Cleveland, W. S. Cleveland, J. E. McRae, I. Terpenning, “STL: 一种基于loess的季节性趋势分解方法”, 《官方统计杂志》, 第6卷, 第1期, 第3–73页, 1990年。
- [91] G. A. Barreto, J. C. M. Mota, L. G. M. Souza, R. A. Frota, L. Aguayo, “利用竞争神经网络对3G蜂窝网络进行状态监测”, 《IEEE神经网络汇刊》, 第16卷, 第5期, 第1064–1075页, 2005年9月。
- [92] C.–C. Hung, “用于无监督学习的竞争学习网络”, 《国际遥感杂志》, 第14卷, 第12期, 第2411–2415页, 1993年。
- [93] R. A. Frota, G. A. Barreto, J. C. M. Mota, “利用自组织映射技术检测移动通信网络中的异常现象”, 《智能模糊系统杂志》, 第18卷, 第5期, 第493–500页, 2007年。
- [94] M. Tanaka, M. Sakawa, I. Shiromaru, T. Matsumoto, “将Kohonen自组织网络应用于旋转机械诊断系统”, 载于1995年加拿大不列颠哥伦比亚省温哥华第21届IEEE系统、人与控制论及智能系统国际会议论文集, 第4039–4044页。
- [95] P. Lehtimäki, K. Raivio, “基于SOM的GSM网络性能数据可视化方法”, 载于2005年意大利巴里国际工业工程及其他应用智能系统会议论文集, 第588–598页。
- [96] P. Kumpulainen, K. Hätönen, “用于移动网络监控的局部异常检测技术”, 《信息科学》, 第178卷, 第20期, 第3840–3859页, 2008年。
- [97] A. Gómez–Andrades, P. Muñoz, I. Serrano, R. Barco, “基于无监督技术的LTE网络自动根本原因分析方法”, 《IEEE车辆技术汇刊》。2016年4月, 第65卷, 第4期, 第2369–2386页。
- [98] T. Lee, 《独立成分分析》, 载于《独立成分分析》。美国马萨诸塞州波士顿: 施普林格出版社, 1998年, 第27–66页。
- [99] J. H. Ward, Jr., 《利用层次聚类优化目标函数》, 《美国统计协会会刊》, 第58卷, 第301期, 第236–244页, 1963年。
- [100] D. L. Davies与D. W. Bouldin, “一种聚类分离度量方法”, 《IEEE模式分析与机器智能汇刊》, PAMI–1卷, 第2期, 第224–227页, 1979年4月。
- [101] J. C. Bezdek与N. R. Pal, 《一些新的聚类有效性指标》, 《IEEE系统、人类与控制论B辑》, 第28卷, 第3期, 第301–315页, 1998年6月。
- [102] S. Rezaei, H. Radmanesh, P. Alavizadeh, H. Nikoofar与F. Lahouti, 《利用运营支持系统数据实现蜂窝网络中的自动故障检测与诊断》, 载于《IEEE/IFIP网络运营与管理研讨会论文集》, 土耳其伊斯坦布尔, 2016年, 第468–473页。
- [103] D. A. Hill, L. M. Delaney与S. Roncal, 《基于卡方检验的自动交互作用分析方法在判断创伤结局中的作用》, 《创伤与急性护理外科杂志》, 第42卷, 第1期, 第62–66页, 1997年。
- [104] G. F. Ciocarlie等, 《自动无线网络验证中的异常检测与诊断技术》, 载于《国际移动网络管理会议论文集》, 德国维尔茨堡, 2014年, 第163–176页。
- [105] M. Dandan, Q. Xiaowei与W. Weidong, 《利用基于核密度的局部异常因子方法进行异常小区检测》, 《中国通信》, 第12卷……

- [106] T. S. Rappaport, G. R. MacCartney, M. K. Samimi, S. Sun, 《用于未来无线通信系统设计的宽带毫米波传播特性测量与信道模型》, 《IEEE通信学报》, 第63卷, 第9期, 第3029–3056页, 2015年9月。
- [107] R. M. Khanafer等, 《利用贝叶斯网络方法对UMTS网络进行自动诊断》, 《IEEE车辆技术学报》, 第57卷, 第4期, 第2451–2461页, 2008年7月。
- [108] R. Barco, V. Wille, L. Díez, P. Laizaro, 《蜂窝网络诊断中使用的概率模型比较》, 收录于《第63届IEEE车辆技术会议论文集》, 澳大利亚维多利亚州墨尔本, 2006年, 第981–985页。
- [109] D. Heckerman, J. S. Breese, 《利用贝叶斯网络进行概率评估与推断时的因果独立性》, 《IEEE系统、人类与控制论A辑: 系统与人类》, 第26卷, 第6期, 第826–831页, 1996年11月。
- [110] R. Barco, P. Lázaró, V. Wille, L. Díez, 《基于贝叶斯网络的蜂窝网络诊断知识获取方法》, 收录于《国际知识科学与工程管理会议论文集》, 2006年, 第55–65页。
- [111] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, X. Xu, 《一种用于在含噪声的大型空间数据库中发现簇的基于密度的算法》, 收录于《KDD会议论文集》, 美国俄勒冈州波特兰, 1996年, 第226–231页。
- [112] W. H. Day, H. Edelsbrunner, 《高效的聚类层次化算法》, 《分类学杂志》, 第1卷, 第1期, 第7–24页, 1984年。
- [113] P. J. Rousseeuw, 《轮廓图: 辅助解释和验证聚类分析的图形工具》, 《计算机应用数学杂志》, 第20卷, 第53–65页, 1987年11月。
- [114] R. Barco, P. Lázaró, L. Díez, V. Wille, 《无线网络自动诊断系统中连续模型与离散模型比较》, 《IEEE移动计算学报》, 第7卷, 第6期, 第673–681页, 2008年6月。
- [115] R. Barco, L. Díez, V. Wille, P. Lázaró, 《在参数不精确的情况下对移动通信网络进行自动诊断》, 《专家系统应用》, 第36卷, 第1期, 第489–500页, 2009年。
- [116] J. Laiho, K. Raivio, P. Lehtimäki, K. Hatonen, O. Simula, 《3G蜂窝网络的高级分析方法》, 《IEEE无线通信学报》, 第4卷, 第3期, 第930–942页, 2005年5月。
- [117] U. Fayyad, K. Irani, 《连续值属性的多区间离散化方法在分类学习中的应用》, 收录于《第13届国际不确定性与人工智能联合会议论文集》, 1993年, 第1022–1029页。
- [118] M. Z. Asghar, S. Hamäläinen, T. Ristaniemi, 《LTE网络的自我修复框架》, 收录于《IEEE第17届计算机辅助模型设计、通信与网络研讨会论文集》, 西班牙巴塞罗那, 2012年, 第159–161页。
- [119] M. Amirijoo, L. Jorgueski, R. Litjens, R. Nascimento, 《LTE网络中小区中断补偿的有效性》, 收录于《IEEE消费者通信与网络会议论文集》, 美国内华达州拉斯维加斯, 2011年, 第642–647页。
- [120] C. Frenzel, H. Sanneck, B. Bauer, 《移动网络中用于自我修复的自动理性恢复选择方法》, 收录于《国际无线通信系统研讨会论文集》(ISWCS), 法国巴黎, 2012年, 第41–45页。
- [121] 江泽, 彭勇, 苏勇, 李伟, 邱晓, “基于免疫算法的LTE网络中小区故障补偿方案”, 载于第15届亚太网络运营与管理研讨会论文集, 日本广岛, 2013年, 第1–6页。
- [122] 文静, 彭勇, 郑新军, 子凡, “LTE网络中小区故障补偿的集中管理机制”, 《国际分布式传感器网络杂志》, 第8卷, 第11期, 2012年, 文章编号170589。
- [123] 洪刚, 宗远, “免疫算法”, 载于第4届世界智能控制与自动化大会论文集, 2002年, 第1784–1788页。
- [124] 阿米里朱, 约尔古塞斯基, 利滕斯, 施梅尔茨, “LTE网络中的小区故障补偿: 算法与性能评估”, 载于第73届IEEE车辆技术会议论文集, 日本横滨, 2011年, 第1–5页。
- [125] 李峰, 邱晓, 李伟, 王宏亮, “TD-SCDMA无线接入网络中的高负载小区故障补偿方法”, 《北京邮电大学学报》, 第35卷, 第1期, 第32–35页, 2012年。
- [126] 埃伯哈特, 肯尼迪, “一种基于粒子群算法的新优化器”, 载于第6届国际微机械与人类科学研讨会论文集, 日本名古屋, 1995年, 第39–43页。
- [127] 王伟, 张军, 张强, “LOGA: 用于自愈式蜂窝网络的局部分组架构”, 载于IEEE全球通信会议论文集, 美国加利福尼亚州阿纳海姆, 2012年, 第5136–5141页。
- [128] 李凯, 李浩, 赵大赫, “基于SON技术的室内自愈系统中考虑公平性的协作资源分配机制”, IEEE
- [129] A. Saeed, O. G. Aliu, 和 M. A. Imran, “利用模糊逻辑控制自愈型蜂窝网络”, 载于《IEEE无线通信与网络会议论文集》, 中国上海, 2012年, 第3080–3084页。
- [130] J. Moysen 和 L. Giupponi, “基于强化学习的LTE网络自愈解决方案”, 载于《IEEE第80届车辆技术会议论文集》, 加拿大不列颠哥伦比亚省温哥华, 2014年, 第1–6页。
- [131] M. I. Tiwana, B. Sayrac, 和 Z. Altman, “自动故障排查中的统计学习方法: 其在LTE干扰抑制中的应用”, 《IEEE车辆技术汇刊》, 第59卷, 第7期, 第3651–3656页, 2010年9月。
- [132] K. Lee, H. Lee, 和 D.-H. Cho, “自组织网络中的协作式资源分配机制”, 载于《IEEE国际通信会议论文集》, 日本京都, 2011年, 第1–5页。
- [133] H. Lee 和 K. Lee, “室内移动WiMAX系统中考虑故障管理的资源分配方案”, 载于《IEEE第20届国际个人室内移动无线电通信研讨会论文集》, 日本东京, 2009年, 第1492–1496页。
- [134] K. Lee, H. Lee, Y.-U. Jang, 和 D.-H. Cho, “CoBRA: 基于协作波束成形的资源分配技术, 用于基于SON的室内移动通信系统中的自愈功能”, 《IEEE无线通信汇刊》, 第12卷, 第11期, 第5520–5528页, 2013年11月。
- [135] L. Xia, W. Li, H. Zhang, 和 Z. Wang, “自组织RAN中的小区中断补偿机制”, 载于《第七届国际无线通信、网络与移动计算会议论文集》, 中国武汉, 2011年, 第1–4页。
- [136] S. Rohde 和 C. Wietfeld, “基于干扰感知的空中中继定位技术, 用于解决小区过载与中断问题”, 载于《IEEE车辆技术会议论文集》, 加拿大魁北克市, 2012年, 第1–5页。
- [137] J. Aráuz 和 W. McClure, “小型蜂窝网络中自愈机制中的PGM结构”, 载于《国际移动无线网络专题会议论文集》, 加拿大魁北克省蒙特利尔, 2013年, 第7–12页。
- [138] M. I. Tiwana, “利用数据包调度技术提升统计学习自愈技术的效果”, 载于《IEEE国际新兴技术会议论文集》, 巴基斯坦伊斯兰堡, 2012年, 第1–5页。
- [139] W. Yu, “存在串扰情况下的多用户水填充算法”, 载于《信息理论与应用研讨会论文集》, 2007年, 第414–420页。
- [140] H. Lee, H. Kim, 和 K. Lee, “室内无线通信系统中基于自适应IBS选择的协作式自愈机制”, 《IEEE通信快报》, 第18卷, 第12期, 第2209–2212页, 2014年12月。
- [141] S. Fan 和 H. Tian, “小型蜂窝网络中的协作式资源分配机制”, 《IEEE通信快报》, 第19卷, 第7期, 第1221–1224页, 2015年7月。
- [142] L. He, X. Su, J. Zeng, X. Xu, 和 Y. Kuang, “在高负载情况下利用RRU协作实现的云基站自动自愈技术”, 载于《IEEE全球通信研讨会论文集》, 美国加利福尼亚州阿纳海姆, 2012年, 第285–290页。
- [143] H. Y. Lateef, A. Imran, M. A. Imran, L. Giupponi, 和 M. Dohler, “LTE-Advanced自组织网络中的冲突解决与协调算法”, 《IEEE无线通信汇刊》, 第22卷, 第3期, 第.....页。2015年6月, 第108–117页。
- [144] H. Y. Lateef, A. Imran和A. Abu-Dayya, “自组织网络冲突分类与协调算法框架”, 载于《第24届IEEE国际个人室内移动无线电通信研讨会论文集》, 英国伦敦, 2013年, 第2898–2903页。
- [145] I. H. Witten, T. C. Bell, H. Emberson, S. Inglis和A. Moffat, “文本图像压缩: 文本图像的两阶段有损/无损编码方法”, 《IEEE会刊》, 第82卷, 第6期, 第878–888页, 1994年6月。
- [146] I. J. Good, “物种的种群频率及其种群参数的估算方法”, 《Biometrika》, 第40卷, 第3–4期, 第237–264页, 1953年。
- [147] Y. Kumar, H. Farooq和A. Imran, “实际蜂窝网络中的故障预测与可靠性分析”, 载于《第13届国际无线通信与移动计算会议论文集》, 西班牙瓦伦西亚, 2017年, 第1090–1095页。
- [148] O. P. Kogeda和J. I. Agbinya, “利用移动智能代理技术进行主动式蜂窝网络故障预测”, 载于《第二届国际无线宽带与超宽带通信会议论文集》, 澳大利亚新南威尔士州悉尼, 2007年, 第55页。
- [149] A. Qaddus和A. A. Minhas, “无线通信: 未来智能电网的可持续解决方案”, 载于《国际开源系统技术会议论文集》, 巴基斯坦拉合尔, 2016年12月, 第13–17页。
- [150] J. A. Stankovic, “物联网的研究方向”, 《IEEE物联网杂志》, 第1卷, 第1期, 第3–9页, 2014年2月。
- [151] M. Amin, “能源基础设施在可靠性、安全性、效率及韧性方面的挑战: 迈向智能自愈型电力网格”, 载于《IEEE电力能源学会第21届电力能源大会论文集》, 美国宾夕法尼亚州匹兹堡, 2008年7月。

[152] A. A. Khan、M. H. Rehmani与M. Reisslein合著的《智能电网中的认知无线电技术：架构、频谱感知机制及网络协议综述》，发表于《IEEE通信调查与教程》第18卷第1期，第860—898页，2016年第一季度出版。



艾哈迈德·阿斯加尔（2017届毕业生）于2010年从巴基斯坦古拉姆·伊萨克·汗科学技术学院获得电子工程学士学位，2014年又从巴基斯坦拉合尔管理和技术大学获得电气工程硕士学位。目前，他正在美国俄克拉荷马大学攻读电气与计算机工程博士学位，同时参与多项由美国国家科学基金会资助的关于第五代蜂窝网络的研究项目。他的研究领域包括自修复技术等相关课题。

利用分析方法和机器学习工具，实现未来基于大数据的蜂窝网络中各自组织功能的自我协调。



哈桑·法鲁克（2014届毕业生）于2009年从巴基斯坦拉合尔工程技术大学获得电气工程学士学位，2014年又从马来西亚彭亨理工大学获得信息技术硕士学位（研究方向为智能电网的临时路由协议开发）。目前，他正在美国俄克拉荷马大学攻读电气与计算机工程博士学位，其研究领域涉及基于大数据技术的主动式自组织系统。

他研究的蜂窝网络技术着重于在异构网络中实现智能的、主动式的自优化与自修复功能，这些技术综合运用了机器学习工具、传统优化算法、随机分析方法以及数据分析技术。他曾参与一项关于自组织蜂窝网络的跨国合作项目，目前正参与两个由美国国家科学基金会资助的5G自组织网络相关研究项目。2013年，他在美国举行的互联网工程任务组第86次会议上获得了互联网协会颁发的“首次参与互联网相关研究奖学金”。



阿里·伊姆兰（15岁）是俄克拉荷马大学“基于大数据的自组织网络研究实验室”的创始主任。他目前的研究方向包括：为5G技术提供支持的自组织无线网络功能设计、基于大数据的自组织网络技术、人工智能在无线网络中的应用，以及旨在实现低成本人际通信、物联网通信及设备对设备通信的新型无线接入网架构。在这些研究领域，他已经发表了70多篇经过同行评审的期刊论文和会议论文，并针对这些主题举办过多场专题讲座。

他曾参加过包括IEEE ICC、WF-IoT、PIMRC、WCNC、CAMAD以及欧洲无线与通信技术会议在内的多场国际会议。作为多项专注于下一代无线网络技术的跨国研究项目的首席研究员，他获得了总计超过300万美元的研究经费支持。目前，他是英国高等教育学院的副研究员，Tulsa分会ComSoc的主席，IEEE计算机协会大数据技术特别技术委员会的顾问成员，ITERA组织的董事会成员，同时还是IEEE ACCEss期刊中关于异构网络专题部分的副主编。