

模糊随机环境下的无线传感器网络多约束多路径路由

王小明¹⁾ 卢俊岭¹⁾ 李英姝²⁾ 郝克刚³⁾

¹⁾(陕西师范大学计算机科学学院 西安 710062)

²⁾(佐治亚州立大学计算机科学系 美国 亚特兰大 30303)

³⁾(西北大学软件工程研究所 西安 710069)

摘 要 无线传感器网络路由约束同时存在模糊性和随机性,传统路由算法只考虑随机性,不能准确刻画无线传感器网络路由约束.文中引入模糊随机过程理论和模糊随机规划方法,对无线链路时延和可靠性的模糊性、随机性以及时变性进行统一建模,提出了一种模糊随机多约束多路径路由模型,能够更真实地反映无线传感器网络链路特征.在此基础上,设计了一种同时考虑模糊性、随机性和时变性的无线传感器网络多项式复杂度路由算法.仿真实验结果表明,文中所提出的算法能够灵活地调节路由约束强度,满足具体应用对不同服务质量的需要.

关键词 物联网;无线传感器网络;不确定性;多路径路由;约束;算法

中图法分类号 TP393 DOI号: 10.3724/SP.J.1016.2011.00779

Multiconstrained Multipath Routing for Wireless Sensor Networks in the Fuzzy Random Environment

WANG Xiao-Ming¹⁾ LU Jun-Ling¹⁾ LI Ying-Shu²⁾ HAO Ke-Gang³⁾

¹⁾(School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062)

²⁾(Department of Computer Science, Georgia State University, Atlanta 30303, USA)

³⁾(Institute of Software Engineering, Northwest University, Xi'an 710069)

Abstract Fuzziness and randomness exist simultaneously in the routing constraints of wireless sensor networks. However, the existing routing algorithms only consider randomness, which can not describe the routing constraints precisely. This paper adopts fuzzy stochastic process and fuzzy random programming to model fuzziness, randomness and time-varying property of the delay and reliability of wireless links, and proposes a fuzzy random multiconstrained multipath routing model to reflect real characteristics of wireless links. A novel routing algorithm for wireless sensor networks is presented, which considers fuzziness, randomness and time-varying property and has polynomial complexity. Simulation results show that the proposed algorithm can meet different needs of practical applications for quality of service by flexibly adjusting the strength of the routing constraints.

Keywords Internet of Things; wireless sensor network; uncertainty; multipath routing; constraint; algorithm

收稿日期:2011-01-13;最终修改稿收到日期:2011-04-06.本课题得到国家自然科学基金(60970054,60773224,11071272)和教育部留学回国人员科研基金资助.王小明,男,1964年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为无线传感器网络和安全普适计算技术. E-mail: wangxm@snnu.edu.cn. 卢俊岭,男,1972年生,博士研究生,讲师,主要研究方向为无线传感器网络. 李英姝,女,1978年生,博士,副教授,主要研究方向为无线传感器网络和信息物理融合系统. 郝克刚,男,1936年生,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机软件与理论.

1 引 言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)的数据传输受信号衰减、干扰和通信环境等不确定因素的影响,无线链路的可靠性是否受噪声干扰是随机的,而对链路质量和干扰程度的估计是模糊的.事实上,无线链路的时延和可靠性同时具有模糊性和随机性.例如,在考虑服务质量(Quality of Service, QoS)的 WSN 应用中,人们可能要求 WSN 链路时延明显小于 40ms,这种约束条件同时具有模糊性和随机性.传统的研究方法将数据传输的不确定性笼统地归结为单一的随机性或者单一的模糊性,因此不可能准确刻画真实的链路特征,无法满足 WSN 的应用需求.对链路质量的评估只强调随机性而忽略模糊性是不合理的,主要原因有:

(1) 模糊性和随机性反映了不同性质的不确定性,而且往往同时存在.在上述 WSN 应用中,链路时延小于 40ms 本身是确定的,但时延小于 40ms 是否发生是不确定的,这是随机性;修饰词“明显”刻画了小于的程度,但“明显”并没有准确的定义,可根据实际应用约定“明显”的程度,因此,对“程度”的估计是不确定的,这是模糊性.

(2) 由于设备误差和方法近似等不确定性因素的存在,链路时延和可靠性的真实值通常是无法获取的,但结合实际应用需求,对链路时延和可靠性进行模糊估计更符合实际情景.

在数据传输过程中,链路时延和可靠性的模糊性和随机性是随着时间的推移不断变化的.因此,模糊性、随机性和时变性是无线链路时延和可靠性同时具有的不确定性特征.我们知道,模糊随机过程理论能够同时刻画事件的模糊性、随机性和时变性^[1],可应用于 WSN 数据传输的 QoS 不确定性的分析和建模.

路由是从源节点到 Sink 节点选择一条或多条由节点构成的路径用于数据传输. QoS 路由是满足一种或多种应用约束条件的路由, QoS 路由研究一直是 WSN 领域的研究热点^[2-5]. WSN 的节点资源和计算能力有限,节点随机布设,无线链路稳定性差,节点通信相互干扰等特点,决定了 WSN 路由涉及到时延、可靠性、能量和带宽等多种约束.因此, WSN 的 QoS 路由研究只考虑其中某一种约束条件是无法满足实际应用需求的.然而,同时满足多种约束条件的 WSN 路由路径选择是 NP 完全问题^[6].

多路径路由是选择多条路径进行数据传输的路由,为了提高 WSN 数据传输的可靠性,可将同一数据分组的多个副本使用多条路径同时进行传输.另一方面,为了实现负载均衡,可建立源节点到 Sink 节点的多条不相交的路径轮流进行数据传输.因此,多路径路由可提高系统的容错性,使节点消耗的能量均衡,并且能够降低端到端的数据传输时延.

在近期的 WSN 多约束多路径路由研究中, Huang 等人提出的多约束多路径路由(Multiconstrained Multipath routing, MCMP)模型和路由算法具有代表性^[7].与通常端到端的 QoS 机制相比较, MCMP 通过对路径质量的近似估计,将端到端的 QoS 约束转化为局部链路的 QoS 约束,从而把 NP 完全问题转化为复杂度适中的近似问题,进而把 WSN 路由问题表示为时延和可靠性软约束下的随机优化问题,并基于已有的近似方法将上述随机优化问题转化为确定的线性规划问题,从而降低了问题求解的计算复杂度.然而, MCMP 模型及其路由算法仅仅刻画了链路 QoS 不确定性中的随机性和时变性,忽略了同时存在的模糊性,这是不尽合理的.本文以 MCMP 模型为基础,同时考虑 WSN 的 QoS 路由约束的模糊性、随机性和时变性,利用模糊随机规划和模糊随机过程理论进行分析和建模,从而把 WSN 多约束路由问题表示为模糊随机非线性规划问题,提出了一种新的模糊随机多约束多路径路由模型(Fuzzy Random MultiConstrained MultiPath routing, FRMCMP),用模糊随机变量刻画链路时延和可靠性的模糊性和随机性,用模糊概率表示 QoS 软约束^[8],期望更真实地反映链路的不确定性因素.为了降低模型求解的计算复杂度,利用文献[7]的约束线性化思路和 Nanda 等人针对模糊机会约束规划问题提出的求解方法^[9]把 FRMCMP 模型的模糊随机非线性约束转化为确定的线性约束.在此基础上,设计了相应的多项式时间复杂度路由算法 FRMCMP.基于 NS2 的仿真实验结果表明,基于 FRMCMP 模型的路由算法在不同 QoS 约束要求下,具有良好的鲁棒性.

在 WSN 路由中,同时考虑模糊性、随机性和时变性的优势在于:

(1) 链路质量的模糊感知更符合 WSN 的实际情况,而且用模糊概率描述 QoS 软约束比单个实数刻画 QoS 软约束更为合理.

(2) 通过在 FRMCMP 模型和路由算法中引入模糊数,利用模糊数的截集运算的置信水平调节

QoS 约束的强弱程度, 能够满足不同及时分组递交率和平均时延约束的 WSN 应用需求。

(3) 把 FRMCMP 模型中的 QoS 路由约束的模糊数退化为确定的实数, 则 FRMCMP 模型相应地转化为 MCMP 模型, 因此 MCMP 模型成为 FRMCMP 模型的特例, 表明 FRMCMP 模型具有更好的自适应性。

(4) 用模糊随机过程描述 QoS 路由约束, 能够更好地反映无线链路的 QoS 约束的时变性。

本文第 2 节介绍 WSN 的 QoS 路由相关研究工作; 第 3 节提出 FRMCMP 模型, 并讨论 FRMCMP 模型模糊随机约束的线性化; 第 4 节描述 FRMCMP 路由算法; 第 5 节是仿真实验与结果分析; 最后总结全文。

2 相关工作

当前大多数 WSN 的路由算法将 QoS 的不确定性笼统地归结为单一的随机性或模糊性, 分别采用概率论或模糊数学的方法进行研究^[7,10-12]。在同一个路由算法中既考虑 QoS 约束的随机性, 又考虑其模糊性和时变性的研究工作目前尚未见文献报导。文献[7]与本文工作紧密相关。在文献[7]中, Huang 等人基于链路状态信息将多约束多路径路由表示为时延和可靠性软约束下的随机优化问题, 提出了一种基于本地邻居节点的分布式 QoS 路由模型, 并利用已有的近似方法对模型进行了线性化, 在满足 QoS 约束要求的前提下, 降低了模型求解的复杂度。该文的 MCMP 模型形式描述为

$$\begin{cases} \min \sum_{j \in N(i)} x_j \\ \text{s. t. } P(x_j d_{ij} \leq \lambda_i) \geq \delta, \text{ 当 } \lambda_i > 0 \\ P(1 - \prod_{j \in N(i)} x_j (1 - r_{ij}) \geq \zeta_i) \geq \nu \\ x_j = 0 \text{ 或 } 1, \forall j \in N(i) \end{cases} \quad (1)$$

其中, \min 表示取最小值函数; x_j 是路由选择的决策变量, $x_j = 1$ 表示选择链路 l_{ij} , $x_j = 0$ 表示不选择链路 l_{ij} ; $N(i)$ 是节点 i 的邻居节点集合; 随机变量 d_{ij} 用于刻画链路 l_{ij} 的时延特征, λ_i 是节点 i 一跳的时延要求, δ 是时延软约束的概率阈值; 随机变量 r_{ij} 用于刻画链路 l_{ij} 的可靠性特征, ζ_i 是节点 i 一跳的可靠性要求, ν 是可靠性软约束的概率阈值。文献[7]通过引入链路 l_{ij} 时延的随机变量 d_{ij} 的均值和方差以及单侧切比雪夫不等式进行概率估计, 从而对模

型的时延约束进行线性化, 将时延非线性约束转化为决策变量 x_j 的线性约束; 通过引入链路 l_{ij} 可靠性的随机变量 r_{ij} 的均值和方差, 假设链路 l_{ij} 上已完成传输的所有数据和是近似服从正态分布的随机变量, 对约束式两边取对数运算并进行正态分布标准化, 从而对模型的可靠性约束进行线性化, 将可靠性非线性约束转化为决策变量 x_j 的线性约束。在此基础上, 设计了相应的 MCMP 路由算法。仿真结果验证了 MCMP 路由算法在及时分组递交率、平均时延、超期率和单个分组传输代价方面的有效性。但文献[7]的模型和路由算法仅仅刻画了链路时延和可靠性不确定性中的随机性和时变性, 而忽略了同时存在的模糊性, 这是很不合理的。

文献[10]从模糊逻辑的角度提出了一种在线多路径路由算法, 期望获得最长的网络生命周期, 其基本思想是将节点剩余能量定义为语言变量, 把网络生命周期定义为模糊集合, 并将指定的语言变量值映射到对应模糊集合的隶属函数值, 从而给出模糊生命周期的模糊隶属函数, 通过模糊隶属函数刻画 WSN 生命周期的良好程度。仿真结果表明, 该算法能够有效延长网络生命周期。文献[10]突出了 WSN 生命周期的模糊性, 但是忽略了 WSN 生命周期同时存在的随机性和时变性, 这仍然是不合理的。

Nanda 针对模糊机会约束规划问题提出了一种用于同时考虑模糊性和随机性的优化模型的求解方法, 适用于约束中存在模糊随机变量的情形。其基本思路是通过定义模糊随机变量均值和方差的 α 截集 ($0 \leq \alpha \leq 1$) 运算和模糊数的偏序关系, 给出一种将不确定约束转化为确定非线性约束的方法, 能够将 FRMCMP 模型的模糊随机 QoS 约束转化为确定的非线性约束。

3 FRMCMP 模型

3.1 预备知识

以下叙述建立在读者已具有模糊数学基本知识的基础上。本文涉及到的模糊数的偏序关系、模糊随机变量及其事件、均值与方差的 α 截集和独立性等概念和相关定理引用文献[9], 在后续模型构造和约束线性化中被引用。

定义 1. 设 \underline{A} 和 \underline{B} 是两个模糊数, 其 α 截集是两个区间数, 分别记为 $\underline{A}[\alpha] = [a_-(\alpha), a_+(\alpha)]$ 和 $\underline{B}[\alpha] = [b_-(\alpha), b_+(\alpha)]$, 其中 $a_-(\alpha)$ 和 $a_+(\alpha)$ 分别是 $\underline{A}[\alpha]$ 的下限和上限, 均为实数而且满足 $a_-(\alpha) \leq$

$a_+(\alpha), b_-(\alpha)$ 和 $b_+(\alpha)$ 分别是 $\underline{B}[\alpha]$ 的下限和上限, 均为实数而且满足 $b_-(\alpha) \leq b_+(\alpha)$, 则两个模糊数之间的偏序关系 \leq 定义为 $\underline{A} \leq \underline{B}$, 当且仅当对任意 $\alpha \in [0, 1]$, 有 $a_+(\alpha) \leq b_-(\alpha)$.

定义 2. 模糊随机变量是从概率空间到模糊变量集合的可测函数, 是取值为模糊数的随机变量. 设连续随机变量 X 的概率密度函数为 $f(x, \theta)$, 其中 θ 为刻画概率密度函数的参数. 设模糊数 $\underline{\theta}$ 是 θ 生成并用置信水平估计的不确定参数, 则 \underline{X} 为连续模糊随机变量, 其概率密度函数为 $f(x, \underline{\theta})$.

定义 3. 设连续模糊随机变量 \underline{X} 的概率密度函数为 $f(x, \underline{\theta})$, $\underline{\theta}[\alpha]$ 为模糊数 $\underline{\theta}$ 的 α 截集, c 和 d 均为实数, 定义 \underline{X} 的事件 $\{c \leq \underline{X} \leq d\}$ 的概率是一个模糊数, 该事件概率的 α 截集为

$$\begin{aligned} P(c \leq \underline{X} \leq d)[\alpha] &= [p_-(\alpha), p_+(\alpha)] \\ &= \left\{ \int_c^d f(x, \theta) dx \mid \theta \in \underline{\theta}[\alpha], \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, \theta) dx = 1 \right\}, \end{aligned}$$

其中, 区间下限 $p_-(\alpha)$ 和上限 $p_+(\alpha)$ 分别为

$$\begin{aligned} p_-(\alpha) &= \min \left\{ \int_c^d f(x, \theta) dx \mid \theta \in \underline{\theta}[\alpha], \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, \theta) dx = 1 \right\}, \\ p_+(\alpha) &= \max \left\{ \int_c^d f(x, \theta) dx \mid \theta \in \underline{\theta}[\alpha], \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, \theta) dx = 1 \right\}. \end{aligned}$$

定义 4. 设连续模糊随机变量 \underline{X} 的概率密度函数为 $f(x, \underline{\theta})$, $m_X(\theta)$ 为 \underline{X} 对应的连续随机变量 X 的均值, 定义 \underline{X} 的均值 $m_X(\underline{\theta})$ 和方差 $\sigma_X^2(\underline{\theta})$ 是模糊数, $m_X(\underline{\theta})$ 和 $\sigma_X^2(\underline{\theta})$ 的 α 截集分别为

$$\begin{aligned} m_X(\underline{\theta})[\alpha] &= \left\{ \int_c^d x f(x, \theta) dx \mid \theta \in \underline{\theta}[\alpha], \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, \theta) dx = 1 \right\}, \\ \sigma_X^2(\underline{\theta})[\alpha] &= \left\{ \int_c^d (x - m_X(\theta))^2 f(x, \theta) dx \mid \theta \in \underline{\theta}[\alpha], \right. \\ &\quad \left. m_X(\theta) \in m_X(\underline{\theta})[\alpha], \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, \theta) dx = 1 \right\}. \end{aligned}$$

定义 5. 设连续模糊随机变量 $\underline{X}_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的联合密度函数为 $f(x_1, x_2, \dots, x_n; \underline{\theta})$, $f(x_i; \underline{\theta})$ 是 \underline{X}_i 的边缘密度函数, 则 $\underline{X}_1, \underline{X}_2, \dots, \underline{X}_n$ 是独立的当且仅当对任意 $\theta \in \underline{\theta}[\alpha]$, 有 $f(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) = \prod_{j=1}^n f(x_j, \theta)$.

在上述定义的基础上, 定理 1 和定理 2 分别给出模糊随机变量线性组合的均值和方差的性质.

定理 1. 设 $\underline{X}, \underline{Y}$ 和 \underline{Z} 是连续模糊随机变量, $\underline{X}, \underline{Y}$ 和 \underline{Z} 的均值分别为 $m_X(\underline{\theta}), m_Y(\underline{\theta})$ 和 $m_Z(\underline{\theta})$, a 和 b 均为实数, 且 $\underline{Z} = a\underline{X} + b\underline{Y}$, 则有 $m_Z(\underline{\theta}) =$

$$am_X(\underline{\theta}) + bm_Y(\underline{\theta}).$$

定理 2. 设 $\underline{X}, \underline{Y}$ 和 \underline{Z} 是连续模糊随机变量, $\underline{X}, \underline{Y}$ 和 \underline{Z} 的方差分别为 $\sigma_X^2(\underline{\theta}), \sigma_Y^2(\underline{\theta})$ 和 $\sigma_Z^2(\underline{\theta})$, \underline{X} 和 \underline{Y} 是独立的, a 和 b 均为实数, 且 $\underline{Z} = a\underline{X} + b\underline{Y}$, 则有 $\sigma_Z^2(\underline{\theta}) = a^2\sigma_X^2(\underline{\theta}) + b^2\sigma_Y^2(\underline{\theta})$.

定理 3 是模糊数函数截集的性质.

定理 3. 设 $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为 n 元实连续函数, \underline{A}_i 为实数域上的有界闭模糊数 ($i=1, 2, \dots, n$), $\underline{A}_i[\alpha]$ 为 \underline{A}_i 的 α 截集, 则对 $\alpha \in (0, 1]$, 有 $f(\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_n)[\alpha] = f(\underline{A}_1[\alpha], \underline{A}_2[\alpha], \dots, \underline{A}_n[\alpha])$.

3.2 模型构造

MCMP 模型将链路的不确定性归结为随机性, 主要表现在链路的时延和可靠性均为随时间变化的随机变量 (即随机过程), 时延和可靠性两个约束均使用概率表示为软约束. 我们认为, WSN 链路时延和可靠性同时具有随机性、模糊性和时变性, 因此, 引入模糊随机规划方法和模糊随机过程理论将 MCMP 模型扩展为 FRMCMP 模型. 具体表现在:

(1) 将链路的时延和可靠性约束的不确定性区分为随机性和模糊性, 采用模糊随机变量描述链路 QoS 的双重不确定性, 时延和可靠性两个约束均采用模糊概率 (模糊数) 加以刻画.

(2) 在模糊和随机双重不确定性基础上考虑链路时延和可靠性的时变性, 将 WSN 链路 l_{ij} 的时延和可靠性约束描述为模糊概率空间 $(\Omega, \mathcal{L}, \underline{P})$ 上的二元模糊随机过程 $\{\underline{D}_{ij}(t, \omega), \underline{R}_{ij}(t, \omega), t \in T = (0, +\infty)\}$, 其中, Ω 为基本事件空间, \mathcal{L} 为 Ω 上的事件域, \underline{P} 为可测空间 (Ω, \mathcal{L}) 上的模糊概率, t 为时间参数, ω 为基本事件, 对任意 $t \in T$ (T 是时间参数集), 时延 $\underline{D}_{ij}(t, \omega)$ 和可靠性 $\underline{R}_{ij}(t, \omega)$ 约束均是 $(\Omega, \mathcal{L}, \underline{P})$ 上的模糊随机变量. 与 MCMP 模型相似的是, 本文也假设随机过程 $\{\underline{D}_{ij}(t, \omega), t \in T\}$ 和 $\{\underline{R}_{ij}(t, \omega), t \in T\}$ 在模糊概率空间 $(\Omega, \mathcal{L}, \underline{P})$ 上是相互独立的, 不同的是链路时延和可靠性的值是模糊数而不是实数, 从而能够更好地刻画链路的实际特征, 并通过模糊数置信水平调节 QoS 约束的强弱程度, 满足不同 QoS 约束的应用需求. 为了简化讨论, 我们在模型描述时省略 t 和 ω . 下面具体描述 FRMCMP 模型的构造过程.

首先, FRMCMP 模型和 MCMP 模型的目标函数是相同的. 多路径路由可提高数据传输的可靠性, 但每个节点向多条路径发送同一个分组, 这样会增加节点的能量消耗. 为了尽可能降低能量消耗, 希望在满足 QoS 约束的前提下, 每次路由选择的路径数

最少,于是目标函数为

$$\min \sum_{j \in N(i)} x_j \quad (2)$$

FRMCMP 模型的时延约束在 MCMP 模型的基础上进行了扩展. 为了同时描述链路时延的模糊和随机双重不确定性,引入模糊随机变量 d_{ij} 表示链路 l_{ij} 上的时延(模糊数),则 $x_j d_{ij}$ 表示未选择或选择链路 l_{ij} 进行数据传输需要的时延. 由于链路 l_{ij} 上的时延是模糊数,则分组从源节点传输到节点 i 的实际时延 D_i 也是模糊数,用三角模糊数 $(D_{i-}, D_{i\#}, D_{i+})$ 表示,其中 D_{i-} 为时延模糊估计的下限, $D_{i\#}$ 为实测的时延, D_{i+} 为时延模糊估计的上限, D_{i-} 、 $D_{i\#}$ 和 D_{i+} 均为实数而且满足 $D_{i-} \leq D_{i\#} \leq D_{i+}$. 本文以下内容涉及到的三角模糊数均满足类似条件,不再重复说明. 设 D 表示分组从源节点到 Sink 节点的时延要求, h_i 表示从节点 i 到 Sink 节点的最小跳数,则节点 i 到 Sink 节点的中间各跳节点平均分担的时延 λ_i 表示为

$$\lambda_i = \frac{D - D_{i\#}}{h_i} \quad (3)$$

λ_i 作为 $x_j d_{ij}$ 的比较上限. 于是,在节点 i 选择链路 l_{ij} 应满足的时延约束可表示为模糊随机变量 d_{ij} 的事件 $\{x_j d_{ij} \leq \lambda_i\}$, 根据定义 3, 其概率为模糊数. 引入模糊数 δ 表示事件 $\{x_j d_{ij} \leq \lambda_i\}$ 发生至少应满足的概率阈值. 于是,当 $\lambda_i > 0$ 时,节点 i 选择链路 l_{ij} 应满足的时延软约束为

$$P(x_j d_{ij} \leq \lambda_i) \geq \delta \quad (4)$$

最后,我们采用与时延约束类似的思路来扩展 MCMP 模型中的可靠性约束. 为了同时描述链路可靠性的模糊和随机双重不确定性,引入模糊随机变量 r_{ij} 表示链路 l_{ij} 上的可靠性(模糊数),则 $1 - r_{ij}$ 表示分组在链路 l_{ij} 上没有成功传输的概率(不可靠性). 由于 WSN 链路本身可靠性不高,而且一条端到端的路径的可靠性由组成路径的各条链路的可靠性的乘积决定,因此单条路径的可靠性通常很难满足数据传输的可靠性要求,需要在源节点和每个中间节点确定由多少个前向邻居节点(即邻居节点 j 的 h_j 小于当前节点 i 的 h_i) 转发分组来保证可靠性约束. 引入 R 表示分组从源节点到 Sink 节点的端到端的可靠性要求, R_i 表示分组通过中间节点 i 的路径上分配到的可靠性要求. 由于链路 l_{ij} 上的可靠性是模糊数,则 R_i 也是模糊数,用三角模糊数 $(R_{i-}, R_{i\#}, R_{i+})$ 表示,其中 R_{i-} 为可靠性模糊估计的下限, $R_{i\#}$ 为实测的可靠性, R_{i+} 为可靠性模糊估计的上限. 于是节点 i 到 Sink 节点的中间各跳节点平均分担的可靠性 ζ_i 表示为

$$\zeta_i = \sqrt[h_i]{R_{i\#}} \quad (5)$$

ζ_i 作为节点 i 的可靠性约束的比较下限. 节点 i 所分担的可靠性 τ_i 由通过节点 i 的多条链路保证,于是有

$$\tau_i = 1 - \prod_{j \in N(i)} x_j (1 - r_{ij}) \quad (6)$$

用 R_{ij} 表示链路 l_{ij} 分担的可靠性, ζ_i 由通过节点 i 的多条链路保证,于是有

$$\zeta_i \leq 1 - \prod_{j \in N(i)} (1 - x_j R_{ij}) \quad (7)$$

对式(7)两边取对数有

$$\sum_{j \in N(i)} \lg(1 - x_j R_{ij}) \leq \lg(1 - \zeta_i) \quad (8)$$

节点 i 应满足的可靠性约束可表示为模糊随机变量 r_{ij} 的事件 $\{\tau_i \geq \zeta_i\}$, 根据定义 3, 其概率为模糊数. 引入模糊数 ν 表示事件 $\{\tau_i \geq \zeta_i\}$ 发生至少应满足的概率阈值,则节点 i 应满足的可靠性软约束为

$$P(\tau_i \geq \zeta_i) \geq \nu \quad (9)$$

于是,FRMCMP 模型概括为

$$\begin{cases} \min \sum_{j \in N(i)} x_j \\ \text{s. t.} \\ P(x_j d_{ij} \leq \lambda_i) \geq \delta \\ P(\tau_i \geq \zeta_i) \geq \nu \end{cases} \quad (10)$$

其中, $x_j = 0$ 或 1 , $\tau_i = 1 - \prod_{j \in N(i)} x_j (1 - r_{ij})$, $\lambda_i = (D - D_{i\#}) / h_i$, $\zeta_i = \sqrt[h_i]{R_{i\#}}$. 式(10)与式(1)中含义不同的符号总结如下: d_{ij} 为同时刻画链路 l_{ij} 上时延模糊性和随机性的模糊随机变量, δ 为时延约束满足的模糊概率阈值(模糊数); r_{ij} 为同时刻画链路 l_{ij} 上可靠性的模糊性和随机性的模糊随机变量, ν 为可靠性约束满足的模糊概率阈值(模糊数); D 为数据分组从源节点到 Sink 节点的时延要求, $D_{i\#}$ 为分组从源节点到节点 i 的实际时延(三角模糊数最大隶属度对应的值), h_i 为节点 i 到 Sink 节点的最小跳数, $R_{i\#}$ 为分组通过中间节点 i 的路径上分配到的可靠性要求(三角模糊数最大隶属度对应的值).

3.3 模型线性化

3.3.1 时延约束的线性化

链路时延 d_{ij} 是未知分布的模糊随机变量, 根据定义 2, 它们是取值为模糊数的随机变量, 根据定义 4, 它们的均值和方差也是模糊数. 设 d_{ij} 的均值 m_{ij} 、方差 σ_{ij}^2 和模糊概率阈值 δ 均为三角模糊数, 分别记为 $m_{ij} = (m_-, m_#, m_+)$, $\sigma_{ij}^2 = (\sigma_-^2, \sigma_#^2, \sigma_+^2)$, $\delta = (\delta_-, \delta_#, \delta_+)$, 其中 m_- 、 $m_#$ 和 m_+ 分别是 m_{ij} 的下限、最大隶属度对应的值和上限, σ_-^2 、 $\sigma_#^2$ 和 σ_+^2 分别是 σ_{ij}^2 的下限、最大隶属度对应的值和上限, δ_- 、 $\delta_#$ 和 δ_+

分别是 $\underline{\delta}$ 的下限、最大隶属度对应的值和上限,而且满足 $0 \leq \underline{\delta} \leq \delta_{\#} \leq \delta_+ \leq 1$. 由三角模糊数截集运算可知, \underline{m}_{ij} 、 σ_{ij}^2 和 $\underline{\delta}$ 的 α 截集 $\underline{m}_{ij}[\alpha]$ 、 $\sigma_{ij}^2[\alpha]$ 和 $\underline{\delta}[\alpha]$ 分别为

$$\begin{cases} \underline{m}_{ij}[\alpha] = [m_- + \alpha(m_{\#} - m_-), m_+ - \alpha(m_+ - m_{\#})] \\ \sigma_{ij}^2[\alpha] = [\sigma_-^2 + \alpha(\sigma_{\#}^2 - \sigma_-^2), \sigma_+^2 - \alpha(\sigma_+^2 - \sigma_{\#}^2)] \\ \underline{\delta}[\alpha] = [\delta_- + \alpha(\delta_{\#} - \delta_-), \delta_+ - \alpha(\delta_+ - \delta_{\#})] \end{cases} \quad (11)$$

为便于求解,对式(4)作如下变换. 令 $\underline{U} = x_j \underline{d}_{ij}$, 则式(4)可表示为

$$\underline{P}(\underline{U} \leq \lambda_i) \geq \underline{\delta} \quad (12)$$

由于 x_j 的值只能是0或1,则有 $x_j = x_j^2$. 设 \underline{U} 的均值 \underline{m}_{ud} 和方差 σ_{ud}^2 的 α 截集分别为 $\underline{m}_{ud}[\alpha]$ 和 $\sigma_{ud}^2[\alpha]$, 根据定理1和2,有

$$\begin{cases} \underline{m}_{ud}[\alpha] = x_j \underline{m}_{ij}[\alpha] \\ \sigma_{ud}^2[\alpha] = x_j \sigma_{ij}^2[\alpha] \end{cases} \quad (13)$$

由式(11)和式(13)得

$$\begin{cases} \underline{m}_{ud}[\alpha] = [m_{ud-}(\alpha), m_{ud+}(\alpha)] \\ \quad = [x_j m_- + x_j \alpha(m_{\#} - m_-), \\ \quad \quad x_j m_+ - x_j \alpha(m_+ - m_{\#})] \\ \sigma_{ud}^2[\alpha] = [\sigma_{ud-}^2(\alpha), \sigma_{ud+}^2(\alpha)] \\ \quad = [x_j \sigma_-^2 + x_j \alpha(\sigma_{\#}^2 - \sigma_-^2), \\ \quad \quad x_j \sigma_+^2 - x_j \alpha(\sigma_+^2 - \sigma_{\#}^2)] \end{cases} \quad (14)$$

其中, $m_{ud-}(\alpha)$ 和 $m_{ud+}(\alpha)$ 分别是 $\underline{m}_{ud}[\alpha]$ 的下限和上限, $\sigma_{ud-}^2(\alpha)$ 和 $\sigma_{ud+}^2(\alpha)$ 分别是 $\sigma_{ud}^2[\alpha]$ 的下限和上限.

设 U 是模糊随机变量 \underline{U} 对应的随机变量, $f(u, \theta)$ 是 U 的概率密度函数, \underline{m}_{ud} 和 σ_{ud}^2 分别是 U 的均值和方差. 对式(12)左端取截集,由定义3得

$$\begin{aligned} \underline{P}(\underline{U} \leq \lambda_i)[\alpha] &= \left\{ P(U \leq \lambda_i) \mid \theta \in \underline{\theta}[\alpha], \int_{-\infty}^{\infty} f(u, \theta) = 1 \right\} \\ &= \left\{ 1 - P(U \geq \lambda_i) \mid \theta \in \underline{\theta}[\alpha], \int_{-\infty}^{\infty} f(u, \theta) = 1 \right\} \quad (15) \end{aligned}$$

设 ξ 是随机变量, $E(\xi)$ 、 $Var(\xi)$ 分别是 ξ 的均值和方差, η 是实数,且 $\eta > 0$,由单侧切比雪夫不等式

$$P(\xi - E(\xi) \geq \eta) \leq \frac{Var(\xi)}{Var(\xi) + \eta^2},$$

得

$$\begin{aligned} P(U \geq \lambda_i) &= P(U - m_{ud} \geq \lambda_i - m_{ud}) \\ &\leq \frac{\sigma_{ud}^2}{\sigma_{ud}^2 + (\lambda_i - m_{ud})^2}, \end{aligned}$$

则

$$\begin{aligned} 1 - P(U \geq \lambda_i) &\geq 1 - \frac{\sigma_{ud}^2}{\sigma_{ud}^2 + (\lambda_i - m_{ud})^2} \\ &= \frac{(\lambda_i - m_{ud})^2}{\sigma_{ud}^2 + (\lambda_i - m_{ud})^2}. \end{aligned}$$

令

$$\begin{aligned} \Delta &= \left\{ m_{ud} \in \underline{m}_{ud}[\alpha], \sigma_{ud}^2 \in \sigma_{ud}^2[\alpha], \right. \\ &\quad \left. \theta \in \underline{\theta}[\alpha], \int_{-\infty}^{\infty} f(u, \theta) = 1 \right\}, \end{aligned}$$

则引入新的区间数 $\left\{ \frac{(\lambda_i - m_{ud})^2}{\sigma_{ud}^2 + (\lambda_i - m_{ud})^2} \mid \Delta \right\}$,可验证其对 m_{ud} 和 σ_{ud}^2 均是递减的,于是

$$\left\{ \frac{(\lambda_i - m_{ud})^2}{\sigma_{ud}^2 + (\lambda_i - m_{ud})^2} \mid \Delta \right\} = \left[\frac{(\lambda_i - m_{ud+}(\alpha))^2}{\sigma_{ud+}^2(\alpha) + (\lambda_i - m_{ud+}(\alpha))^2}, \frac{(\lambda_i - m_{ud-}(\alpha))^2}{\sigma_{ud-}^2(\alpha) + (\lambda_i - m_{ud-}(\alpha))^2} \right] \quad (16)$$

为使式(12)成立,由式(16)、式(11)和定义1得

$$\frac{(\lambda_i - m_{ud+}(\alpha))^2}{\sigma_{ud+}^2(\alpha) + (\lambda_i - m_{ud+}(\alpha))^2} \geq \delta_+ - \alpha(\delta_+ - \delta_{\#}) \quad (17)$$

将式(14)右端的上限代入式(17)得

$$\frac{(\lambda_i - x_j C_m)^2}{x_j C_p^2 + (\lambda_i - x_j C_m)^2} \geq C_p \quad (18)$$

其中, $C_m = m_+ - \alpha(m_+ - m_{\#})$, $C_p = \sigma_+^2 - \alpha(\sigma_+^2 - \sigma_{\#}^2)$, $C_p = \delta_+ - \alpha(\delta_+ - \delta_{\#})$.

由于 $x_j = x_j^2$,式(18)整理后得

$$x_j C_d \leq (\lambda_i)^2 \quad (19)$$

其中, $C_d = 2\lambda_i C_m - (C_m)^2 + \frac{C_p}{1 - C_p} C_p^2$. 由于式(19)中 C_d 是常数,因此这是线性约束,从而实现了时延约束的线性化.

3.3.2 可靠性约束的线性化

链路 l_{ij} 的可靠性 r_{ij} 是未知分布的模糊随机变量,根据定义2, r_{ij} 是取值为模糊数的随机变量. 根据定义4, r_{ij} 的均值和方差也是模糊数. 将分组在链路 l_{ij} 上的一次传输看作一次试验,每次传输成功的概率可能不相同. 可以将一次传输成功的概率看作为模糊数 ϵ ,则一次传输失败的概率为 $1 - \epsilon$. 设 K 表示链路 l_{ij} 上已经完成的分组传输的次数,分组在链路 l_{ij} 上每次传输是相互独立的,则链路 l_{ij} 上执行 K 次分组传输之后,成功传输的分组次数可用模糊随机变量 n_{ij} 表示,并且 $n_{ij} = K r_{ij}$. 由于 r_{ij} 的取值是模糊数,所以 n_{ij} 服从模糊二项分布,表示为 $n_{ij} \sim B(K, \epsilon)$. 考虑到正态分布的普遍性,我们利用模糊正态分布 $N(K\epsilon, K\epsilon(1 - \epsilon))$ 近似表示模糊二项分布 $B(K, \epsilon)$,以便于链路可靠性的计算^[8]. 为使近似计算更合理,设 ϵ 为三角模糊数表示的模糊概率 ϵ 的最大隶属度对应的值,并且满足 $K\epsilon > 5$ 和 $K(1 - \epsilon) > 5$,此时,用模糊正态分布近似表示模糊二项分布的误差较小.

为了降低可靠性约束的计算复杂度,先定义如下概念.

定义 6^[13]. 设正三角模糊数 $\underline{Q} = (a, b, c)$, LR 型正三角模糊数 $\underline{Q}' = (b-a, b, c-b)$, 其中 a, b 和 c 均为实数, 而且满足 $0 < a \leq b \leq c$, 定义 \underline{Q}' 和 \underline{Q} 的对数分别为 $\lg \underline{Q}' = (\lg(b/a), \lg b, \lg(c/b))$, $\lg \underline{Q} = (\lg a, \lg b, \lg c)$. 对任意两个正三角模糊数 \underline{Q}_1 和 \underline{Q}_2 , 则 \underline{Q}_1 和 \underline{Q}_2 的乘积的对数满足 $\lg(\underline{Q}_1 \times \underline{Q}_2) = \lg \underline{Q}_1 + \lg \underline{Q}_2$.

定义 7. 设区间数 $I = [a, b]$, 其中 a 和 b 均为实数, 而且满足 $0 < a \leq b$, 数 a 也可表示为 $[a, a]$, 定义 I 的映射 $h(I) = [h(a), h(b)]$.

定义 8. 设区间数序列 $I_i = [a_i, b_i]$, 其中 a_i 和 b_i 均为实数, 而且满足 $0 < a_i \leq b_i, 1 \leq i \leq N, N$ 是正整数, 定义区间数序列之和 $\sum_{i=1}^N I_i = \left[\sum_{i=1}^N a_i, \sum_{i=1}^N b_i \right]$, 它仍然是一个区间数.

在上述概念基础上, 对可靠性约束作如下变换. 把式(9)左端的模糊随机事件 $\{\tau_i \geq \zeta_i\}$ 进一步加强为 $\bigcup_{j \in N(i)} \{x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}\}$, 将 R_{ij} 看作正三角模糊数 (R_{ij}, R_{ij}, R_{ij}) , 设 \underline{M}_{ij} 表示 r_{ij} 的均值, 此时 R_{ij} 满足

$$R_{ij} \leq \underline{M}_{ij} \quad (20)$$

假设分组在链路 l_{ij} 上每次传输的可靠性 r_{ij} 是相互独立的, 于是有

$$\begin{aligned} P(\tau_i \geq \zeta_i) &= P\left(\bigcup_{j \in N(i)} (x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij})\right) \\ &= \prod_{j \in N(i)} P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) \end{aligned} \quad (21)$$

将式(21)代入式(9), 则可靠性约束可表示成

$$\prod_{j \in N(i)} P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) \geq \underline{\nu} \quad (22)$$

设式(22)左端模糊概率满足定义 6, 对式(22)两边取对数得

$$\sum_{j \in N(i)} \lg P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) \geq \lg \underline{\nu} \quad (23)$$

当 $x_j = 0$ 时, $P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) = 1$, 则 $\lg P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) = 0$, 因此 $\lg P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) = x_j \lg P(r_{ij} \geq R_{ij})$; 当 $x_j = 1$ 时, $P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) = P(r_{ij} \geq R_{ij})$, 则 $\lg P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) = \lg P(r_{ij} \geq R_{ij})$, 因此 $\lg P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) = x_j \lg P(r_{ij} \geq R_{ij})$; 综合 x_j 取值的两种情形, 则 $\lg P(x_j r_{ij} \geq x_j R_{ij}) = x_j \lg P(r_{ij} \geq R_{ij})$.

于是, 式(23)可写成

$$\sum_{j \in N(i)} x_j \lg P(r_{ij} \geq R_{ij}) \geq \lg \underline{\nu} \quad (24)$$

令 $\underline{A}_j = x_j \lg P(r_{ij} \geq R_{ij})$, 则式(24)左端可写成

$\sum_{j \in N(i)} \underline{A}_j$. 用 $|N(i)|$ 表示节点 i 的邻居节点的个数, 记 $f(\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_{|N(i)|}) = \sum_{j \in N(i)} \underline{A}_j$. 设 $\beta \in (0, 1]$, $\underline{A}_j[\beta]$ 为 \underline{A}_j 的 β 截集, 由定理 3 得

$$f(\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_{|N(i)|})[\beta] = \left(\sum_{j \in N(i)} \underline{A}_j\right)[\beta] = \sum_{j \in N(i)} \underline{A}_j[\beta] \quad (25)$$

令 $\underline{B}_j = P(r_{ij} \geq R_{ij})$, $\underline{B}_j[\beta]$ 为 \underline{B}_j 的 β 截集, 则 $\underline{A}_j = x_j \lg \underline{B}_j$, 把定义 7 中的映射 h 实例化为对数函数, 则由定理 3 和定义 7 得

$$\underline{A}_j[\beta] = x_j \lg(\underline{B}_j[\beta]) \quad (26)$$

将式(26)代入式(25)得

$$f(\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_{|N(i)|})[\beta] = \sum_{j \in N(i)} x_j \lg(\underline{B}_j[\beta]) \quad (27)$$

设 r_{ij} 的均值为 \underline{M}_{ij} , r_{ij} 的方差为 ρ_{ij}^2 , 由 3.3.2 节已知 n_{ij} 服从模糊正态分布, 得

$$n_{ij} \sim N(K \underline{M}_{ij}, K^2 \rho_{ij}^2) \quad (28)$$

又 \underline{B}_j 可变换为 $\underline{B}_j = P(r_{ij} - R_{ij} \geq 0) = P(n_{ij} - KR_{ij} \geq 0)$, 令 $\underline{u}_j = n_{ij} - KR_{ij}$, 由定理 1、2 和式(28), 则有 $\underline{u}_j \sim N(K \underline{M}_{ij} - KR_{ij}, K^2 \rho_{ij}^2)$, 设 \underline{u}_j 的均值 \underline{M}_{uj} 和方差 ρ_{uj}^2 的 β 截集分别为 $\underline{M}_{uj}[\beta]$ 和 $\rho_{uj}^2[\beta]$, \underline{M}_{ij} 和 ρ_{ij}^2 的 β 截集分别为 $\underline{M}_{ij}[\beta]$ 和 $\rho_{ij}^2[\beta]$, 根据定理 1 和 2, 则有

$$\begin{cases} \underline{M}_{uj}[\beta] = K \underline{M}_{ij}[\beta] - KR_{ij} \\ \rho_{uj}^2[\beta] = K^2 \rho_{ij}^2[\beta] \end{cases} \quad (29)$$

设 r_{ij} 的均值 \underline{M}_{ij} 、 r_{ij} 的方差 ρ_{ij}^2 和式(22)右端模糊概率阈值 $\underline{\nu}$ 均为三角模糊数, 分别记为 $\underline{M}_{ij} = (M_-, M_#, M_+)$, $\rho_{ij}^2 = (\rho_-^2, \rho_#^2, \rho_+^2)$, $\underline{\nu} = (\nu_-, \nu_#, \nu_+)$, 其中 M_- 、 $M_#$ 和 M_+ 分别是 \underline{M}_{ij} 的下限、最大隶属度对应的值和上限, ρ_-^2 、 $\rho_#^2$ 和 ρ_+^2 分别是 ρ_{ij}^2 的下限、最大隶属度对应的值和上限, ν_- 、 $\nu_#$ 和 ν_+ 分别是 $\underline{\nu}$ 的下限、最大隶属度对应的值和上限, 而且 $0 < \nu_- \leq \nu_# \leq \nu_+ \leq 1$. 由三角模糊数截集运算可知, \underline{M}_{ij} 、 ρ_{ij}^2 和 $\underline{\nu}$ 的 β 截集 $\underline{M}_{ij}[\beta]$ 、 $\rho_{ij}^2[\beta]$ 和 $\underline{\nu}[\beta]$ 分别为

$$\begin{cases} \underline{M}_{ij}[\beta] = [M_- + \beta(M_# - M_-), M_+ - \beta(M_+ - M_#)] \\ \rho_{ij}^2[\beta] = [\rho_-^2 + \beta(\rho_#^2 - \rho_-^2), \rho_+^2 - \beta(\rho_+^2 - \rho_#^2)] \\ \underline{\nu}[\beta] = [\nu_- + \beta(\nu_# - \nu_-), \nu_+ - \beta(\nu_+ - \nu_#)] \end{cases} \quad (30)$$

由式(20)、式(30)和定义 1, 得

$$0 \leq R_{ij} \leq M_- + \beta(M_# - M_-) \quad (31)$$

由式(29)和式(30)得

$$\begin{cases} \underline{M}_{uj}[\beta] = [K M_- + K \beta(M_# - M_-) - KR_{ij}, \\ \quad K M_+ - K \beta(M_+ - M_#) - KR_{ij}] \\ \rho_{uj}^2[\beta] = [K^2 \rho_-^2 + K^2 \beta(\rho_#^2 - \rho_-^2), \\ \quad K^2 \rho_+^2 - K^2 \beta(\rho_+^2 - \rho_#^2)] \end{cases} \quad (32)$$

由于 $\underline{B}_j = P(\underline{u}_j \geq 0)$, 由定义 3 得

$$\underline{B}_j[\beta] = P(\underline{u}_j \geq 0)[\beta] = [b_{j-}(\beta), b_{j+}(\beta)] \quad (33)$$

用 Φ 表示正态分布函数, $m_{uj-}(\beta)$ 和 $m_{uj+}(\beta)$ 分别表示 $\underline{M}_{uj}[\beta]$ 的下限和上限, $\rho_{uj-}(\beta)$ 和 $\rho_{uj+}(\beta)$ 分别表示均方差 ρ_{uj} 的 β 截集 $\rho_{uj}[\beta]$ 的下限和上限, 则 $\underline{B}_j[\beta]$

的下限 $b_{j-}(\beta)$ 和上限 $b_{j+}(\beta)$ 分别为

$$\begin{aligned} b_{j-}(\beta) &= 1 - \Phi\left(\frac{0 - m_{uj-}(\beta)}{\rho_{uj-}(\beta)}\right), \\ b_{j+}(\beta) &= 1 - \Phi\left(\frac{0 - m_{uj+}(\beta)}{\rho_{uj+}(\beta)}\right) \end{aligned} \quad (34)$$

将式(33)代入式(27),由定义7和定义8得式(24)左端的 β 截集为

$$\left(\sum_{j \in N(i)} x_j \lg \underline{P}(r_{ij} \geq R_{ij})\right) [\beta] = \left[\sum_{j \in N(i)} x_j \lg(b_{j-}(\beta)), \sum_{j \in N(i)} x_j \lg(b_{j+}(\beta))\right] \quad (35)$$

由式(30)、定理3和定义7,并把定义7中的映射 h 用对数函数实例化,则式(24)右端的 β 截集为

$$(\lg \nu) [\beta] = [\lg(\nu_+ + \beta(\nu_{\#} - \nu_-)), \lg(\nu_+ - \beta(\nu_+ - \nu_{\#}))] \quad (36)$$

为使式(24)成立,由式(35)、式(36)和定义1得

$$\sum_{j \in N(i)} x_j \lg(b_{j-}(\beta)) \geq \lg(\nu_+ - \beta(\nu_+ - \nu_{\#})) \quad (37)$$

将式(34)和式(32)代入式(37)整理得

$$\sum_{j \in N(i)} x_j \lg \Phi\left(\frac{C_M - R_{ij}}{\sqrt{C_{\rho^2}}}\right) \geq \lg(\nu_+ - \beta(\nu_+ - \nu_{\#})) \quad (38)$$

其中, $C_M = M_- + \beta(M_{\#} - M_-)$, $C_{\rho^2} = \rho_-^2 + \beta(\rho_{\#}^2 - \rho_-^2)$. 式(38)左端括号中是常数,因此这是线性约束,实现了可靠性约束的线性化.

3.4 链路时延和可靠性的时变性

为了描述链路的时延和可靠性随时间变化的特征,我们扩展文献[7]的均方差加权公式,使其适用于三角模糊数的情形.把链路 l_{ij} 的时延用三角模糊数表示为 $\underline{d}_{ij} = (d_{ij-}, d_{ij\#}, d_{ij+})$, 其中 d_{ij-} 为时延模糊估计的下限, $d_{ij\#}$ 为实测的时延, d_{ij+} 为时延模糊估计的上限; \underline{d}_{ij} 的均方差表示为 $\underline{\sigma}_{ij} = (\sigma_-, \sigma_{\#}, \sigma_+)$, 其中 σ_- 为时延均方差模糊估计的下限, $\sigma_{\#}$ 为实际的时延均方差, σ_+ 为时延均方差模糊估计的上限. 类似地,链路 l_{ij} 的可靠性表示为 $\underline{r}_{ij} = (r_{ij-}, r_{ij\#}, r_{ij+})$, 其中 r_{ij-} 为可靠性模糊估计的下限, $r_{ij\#}$ 为实测的可靠性, r_{ij+} 为可靠性模糊估计的上限; \underline{r}_{ij} 的均方差表示为 $\underline{\rho}_{ij} = (\rho_-, \rho_{\#}, \rho_+)$, 其中 ρ_- 为可靠性均方差模糊估计的下限, $\rho_{\#}$ 为实际的可靠性均方差, ρ_+ 为可靠性均方差模糊估计的上限. 则链路 l_{ij} 的时延均方差计算公式为

$$\begin{cases} \sigma_-(t) = (1 - \omega_d) \times \sigma_-(t-1) + \omega_d \times |d_{ij}(t) - d_{ij}(t-1)| \\ \sigma_{\#}(t) = (1 - \omega_d) \times \sigma_{\#}(t-1) + \omega_d \times |d_{ij}(t) - d_{ij}(t-1)| \\ \sigma_+(t) = (1 - \omega_d) \times \sigma_+(t-1) + \omega_d \times |d_{ij}(t) - d_{ij}(t-1)| \end{cases} \quad (39)$$

其中, ω_d 用于平滑链路 l_{ij} 的时延的均方差变化程度,并且 $0 \leq \omega_d \leq 1$. 链路 l_{ij} 的可靠性均方差计算公式为

$$\begin{cases} \rho_-(t) = (1 - \omega_r) \times \rho_-(t-1) + \omega_r \times |r_{ij}(t) - r_{ij}(t-1)| \\ \rho_{\#}(t) = (1 - \omega_r) \times \rho_{\#}(t-1) + \omega_r \times |r_{ij}(t) - r_{ij}(t-1)| \\ \rho_+(t) = (1 - \omega_r) \times \rho_+(t-1) + \omega_r \times |r_{ij}(t) - r_{ij}(t-1)| \end{cases} \quad (40)$$

其中, ω_r 用于平滑链路 l_{ij} 的可靠性的均方差变化程度,并且 $0 \leq \omega_r \leq 1$. 链路 l_{ij} 的时延和可靠性的均方差的变化既受参数 ω_d 和 ω_r 的影响,也受模糊数置信水平 α 和 β 的影响. 参数 ω_d 和 ω_r 取较小的值,可降低 ω_d 和 ω_r 对链路时延和可靠性均方差的影响,从而突出算法模糊性扩展的有效性.

4 FRMCMP 算法

FRMCMP 路由算法建立在 FRMCMP 模型基础上,同时考虑了链路时延和可靠性的模糊性、随机性和时变性. 以下先给出路由节点选择算法,在此基础上,设计模糊随机多约束多路径路由算法.

算法1. 路由节点选择.

输入: 端到端时延要求 D , 端到端可靠性要求 R , 当前节点 i 及其邻居列表 $N(i)$, 链路 l_{ij} 的时延约束概率阈值 δ , 节点 i 的可靠性约束概率阈值 ν , 链路 l_{ij} 的时延约束模糊数置信水平 α , 节点 i 的可靠性约束模糊数置信水平 β , 链路 l_{ij} 的时延均方差更新计算权值 ω_d , 链路 l_{ij} 的可靠性均方差更新计算权值 ω_r .

输出: 节点 i 的满足约束的下一跳节点集合 $NQ(i)$

1. 初始化,置 $N(i)$ 中每个节点 j 对应的链路 l_{ij} 是否满足约束的标记 $FQoS_{ij}$ 为 -1 ,表示约束未被满足;
2. 将节点 i 的前向邻居节点标记为候选下一跳节点,即置 $FQoS_{ij}$ 为 0 ;
3. 根据式(3)和(5)分别计算 λ_i 和 ζ_i ;
4. 根据式(39)和(40)分别更新链路 l_{ij} 的时延和可靠性的模糊均方差;
5. 根据式(19)判断 $FQoS_{ij}$ 为 0 的链路 l_{ij} 是否满足时延约束,如果满足则标记节点 j 为满足时延约束的下一跳节点,即置 $FQoS_{ij}$ 为 1 ,否则 $FQoS_{ij}$ 仍为 0 ;
6. 将 $N(i)$ 中 $FQoS_{ij}$ 为 1 的链路按可靠性 R_{ij} 由大到小排序;
7. 根据式(38)和式(8)依次判断 $FQoS_{ij}$ 为 1 的链路是否满足可靠性约束,如果满足则标记节点 j 为同时满足时延和可靠性约束的下一跳节点,即置 $FQoS_{ij}$ 为 2 ,否则 $FQoS_{ij}$ 仍为 1 ;

8. 返回所有 $FQoS_{ij}$ 为 2 的链路 l_{ij} 对应的节点集合 $NQ(i)$.

算法 1 的正确性是容易验证的, 其时间复杂度为 $O(|N(i)| \log(|N(i)|))$, 其中 $|N(i)|$ 表示节点 i 的邻居节点个数. 以算法 1 为基础, 设计模糊随机多约束多路径路由算法.

算法 2. 模糊随机多约束多路径路由.

输入: 源节点, Sink 节点, 源节点待发送的数据分组

输出: 路由成功或失败

1. 置节点路由选择队列 RNQ 队列为空, 置分组传输成功计数器 $SUCC$ 为 0;
2. 将源节点作为当前节点 i , 然后节点 i 入队列 RNQ ;
3. 从 RNQ 中取一个节点作为当前节点 i , 如果节点 i 是 Sink 节点, 则 $SUCC \leftarrow SUCC + 1$, 转步 3; 否则, 转步 4;
4. 调用算法 1, 得到节点 i 的所有下一跳节点集合 $NQ(i)$, 转步 5;
5. 如果节点 i 的 $NQ(i)$ 集合为空, 则转步 6; 否则, 从当前节点 i 向 $NQ(i)$ 中的所有节点发送同一分组的副本, $NQ(i)$ 中所有节点入队列 RNQ , 转步 7;
6. 如果节点 i 是源节点, 则 $SUCC \leftarrow 0$, 转步 8; 否则, 转步 7;
7. 如果队列 RNQ 为空, 则转步 8; 否则, 转步 3;
8. 如果 $SUCC$ 的值大于等于 1, 则路由成功; 否则, 路由失败.

算法 2 中调用了算法 1, 于是在算法 1 的基础上, 算法 2 的正确性也是容易验证的, 其在最坏情形下的时间复杂度不超过 $O(V \times S^2 \log S)$, 其中 V 表示 WSN 的节点数, S 表示所有节点的邻居节点个数的最大值.

FRMCMP 算法对 MCMP 算法的扩展体现在以下两点:

(1) 算法 1 中步 5 对时延约束判断使用扩展后的式(19), 步 7 对可靠性约束判断使用扩展后的式(38), 这两个线性约束式是引入模糊随机变量和模糊数后的 FRMCMP 模型线性化的结果.

(2) 算法 1 对链路时延和可靠性的比较阈值以及均方差计算公式进行适当的模糊性扩展, 包括步 3 中 λ_i 和 ζ_i 分别使用新的式(3)和(5)进行计算, 步 4 中 σ_{ij} 和 ρ_{ij} 更新分别使用扩展后的式(39)和(40)进行计算.

FRMCMP 算法对链路时延和可靠性约束的判断同时考虑模糊性、随机性和时变性, 既能够更真实地反映链路的实际特点, 又可以通过调整模糊数置信水平改变链路约束的强弱程度, 从而更好地满足不同 QoS 约束的路由. MCMP 算法在仿真时的性能指标与 WSN 路由算法 God 最为接近, God 路由

算法是在假设每个节点都知道链路时延和可靠性的精确信息的基础上进行路径选择的, 普遍认为 God 算法是最优路由算法的评价参照文献[7]. 当置信水平 α 和 β 取 1 时, 则 FRMCMP 算法中的式(19)和(38)就转化为 MCMP 模型线性化的结果. 我们的仿真实验结果表明, FRMCMP 算法在最好情形下比 MCMP 算法在及时分组递交率和平均时延方面具有明显的优势, 而在最坏情形下二者比较接近. 因此, 可以认为 FRMCMP 算法具有更好的灵活性和自适应性, 与最优算法 God 的性能接近.

5 仿真结果及分析

5.1 仿真目标和仿真环境

为了验证 FRMCMP 算法的有效性, 我们在满足端到端时延和可靠性约束的情形下, 分析 WSN 的平均及时分组递交率、平均时延和单个分组传输代价. 其中平均及时分组递交率是指 Sink 节点接收的满足端到端时延约束的分组数与源节点发送的分组数的比值; 平均时延是指 Sink 节点收到的满足端到端时延约束的所有分组的端到端时延的平均值; 单个分组传输代价是指单个分组的平均传输数. 主要目标包括:

(1) WSN 在链路时延和可靠性的随机性基础上引入模糊性后, 采用 FRMCMP 算法的平均及时分组递交率和平均时延与采用 MCMP 算法相比, 随着链路 QoS 的模糊感知, 是否具有较好的区间变化, 是否更符合 WSN 的实际情况.

(2) 随着值为模糊数的链路时延和概率的置信水平的变化, WSN 的平均及时分组递交率和平均时延在不同端到端时延约束下是否符合某种变化趋势, 从而可方便地通过调整置信水平改变链路约束的强弱程度, 更好地适应不同的 WSN 应用场景.

(3) 通过单个分组传输代价观察 FRMCMP 算法与 MCMP 算法相比, 节点能量消耗是否有明显变化.

仿真实验采用 NS2, 将传感器节点随机部署在矩形区域中, Sink 节点定位于仿真区域的右下角, 每次实验源节点在区域中随机产生, 实验结果为 5 次实验的平均数据, 仿真参数设置如表 1 所示. 本文讨论在链路时延约束同时具有模糊和随机变化的情形下, 采用 FRMCMP 算法的 WSN 在不同端到端时延要求下的平均及时分组递交率和平均时延, 同时选用仿真和建模常用的均匀分布^[7]. 端到端时延

要求在闭区间 $[470, 530]$ (单位为 ms)变化,每隔 10ms 取一次值,共有 7 个时延要求等级.链路时延在闭区间 $[1, 40]$ (单位为 ms)随机变化,链路时延上限分两种情况:明显小于给定时延 40ms 的三角模糊数(36, 36, 40)和略微大于给定时延 40ms 的三角模糊数(40, 40, 42).模糊概率也分两种情形:明显小于指定概率阈值 0.95 的三角模糊数(0.85, 0.85, 0.95)和略微大于指定概率阈值 0.95 的三角模糊数(0.95, 0.95, 0.99).置信水平 α 在闭区间 $[0, 1]$ 取值,间隔为 0.2,共有 6 个等级水平.链路可靠性在闭区间 $[0.8, 1]$ 内随机变化,可靠性约束的概率阈值为 0.95.由于时延约束的线性化过程利用了切比雪夫不等式,因此时延约束的概率阈值需通过乘以小于 1 的正数因子进行调节,从而得到路由问题的可行解^[7].

表 1 仿真参数的设置

| 参数 | 值 |
|----------|---------------|
| 网络区域 | 500 m × 500 m |
| 传感器节点数 | 1000 |
| 源节点数 | 1 |
| Sink 节点数 | 1 |
| 传输半径 | 50 m |
| 分组大小 | 150 bytes |
| 分组发送速率 | 1 packet/s |
| MAC 协议 | 802.11 |
| 仿真时间 | 1800 s |

5.2 仿真结果

为了方便叙述,FRMCMP 算法在链路 QoS 约束和模糊概率变化较大,即链路时延上限明显小于给定时延,模糊概率明显小于指定概率阈值的情形用 case1 表示;在链路 QoS 约束和模糊概率变化较小,即链路时延上限略微大于给定时延,模糊概率略微大于指定概率阈值的情形用 case2 表示.

图 1 和图 2 分别给出了 WSN 在链路 QoS 约束和模糊概率变化情形下,当模糊数置信水平 $\alpha=0.8$ 时,在不同端到端时延要求下,采用 FRMCMP 算法的及时分组递交率和平均时延的变化情况,并与采用 MCMP 算法的及时分组递交率和平均时延进行比较.

从图 1 可看出,与采用 MCMP 算法相比,采用 FRMCMP 算法的及时分组递交率随着链路 QoS 的模糊感知具有较好的区间变化,尤其在 case1 情形下效果更为明显.随着端到端时延要求的增大,采用 FRMCMP 算法的及时分组递交率受满足时延约束的概率要求和链路时延模糊变化影响的程度逐渐减弱.从图 2 可看出,采用 FRMCMP 算法的平均时延在 65ms 附近的区间内变化,较小幅度地扩展了

MCMP 算法的平均时延.随着端到端时延要求的增大,采用 FRMCMP 算法的平均时延受满足时延约束的概率要求和链路时延模糊变化影响的程度也逐渐减弱,但与及时分组递交率相比,变化幅度较小.及时分组递交率和平均时延受端到端时延要求、满足时延约束的概率要求和链路时延变化三个因素的影响.当端到端时延要求增大,满足时延约束的概率要求降低,则时延约束放松,会有更多的分组被转发;链路时延变化范围小,意味着链路质量稳定,于是及时分组递交率增大,但更多分组会导致较多的冲突和排队等待,分组的平均时延也会增加.

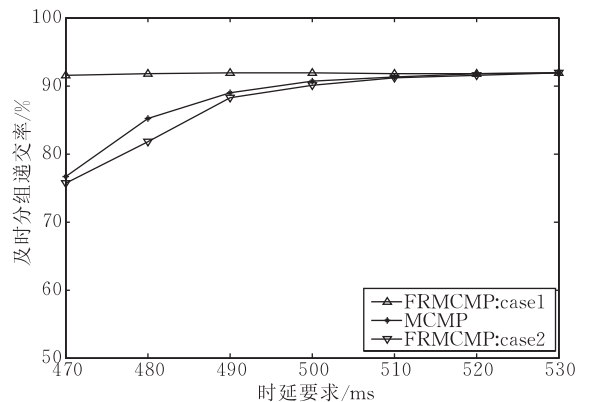


图 1 时延要求对及时分组递交率的影响

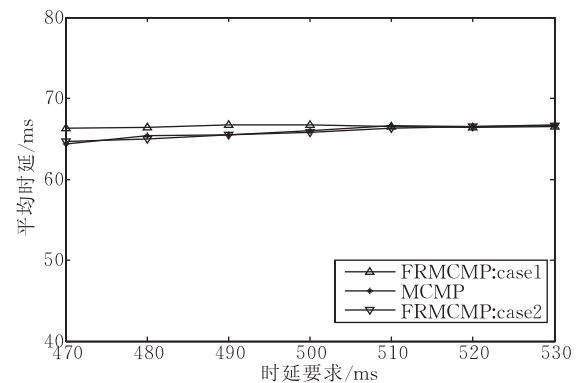


图 2 时延要求对平均时延的影响

图 3 和图 4 分别给出了采用 FRMCMP 算法的 WSN 在 case1 情形下,当 α 在 0 到 1 之间变化时,在不同端到端时延要求下的及时分组递交率和平均时延的变化情况.

从图 3 可看出,当 α 水平从 0 逐渐增大到 1 时,采用 FRMCMP 算法的 WSN 在不同时延要求下的及时分组递交率逐渐增大.当端到端时延要求为 470ms 时,采用 FRMCMP 算法的及时分组递交率随着 α 的增大明显提高;当端到端时延要求为 510ms 时,采用 FRMCMP 算法的及时分组递交率则仅有细微变化.从图 4 可看出,当 α 水平从 0 逐渐

增大到 1 时,采用 FRMCMP 算法的 WSN 在不同时延要求下的平均时延逐渐增大.当端到端时延要求从 470ms 增大到 510ms 时,采用 FRMCMP 算法的平均时延在小区间内变化,并随着 α 的增大而进一步减小.随着 α 的增大,满足时延约束的概率要求降低,链路时延变化范围缩小,于是及时分组递交率就会提高,但更多分组冲突和排队会增加平均时延.随着端到端时延要求的增大,时延约束放松,则降低了及时分组递交率和平均时延受满足时延约束的概率要求和链路时延模糊变化影响的程度.

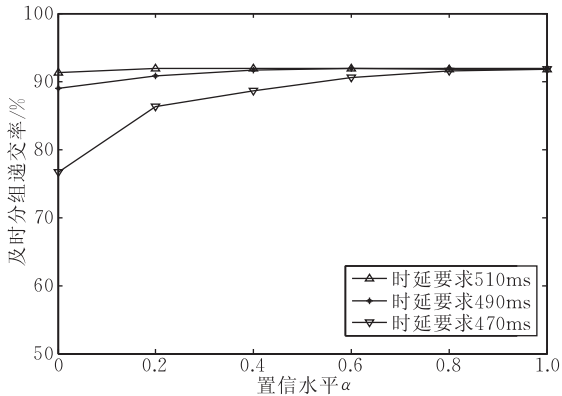


图 3 置信水平对及时分组递交率的影响(FRMCMP; case1)

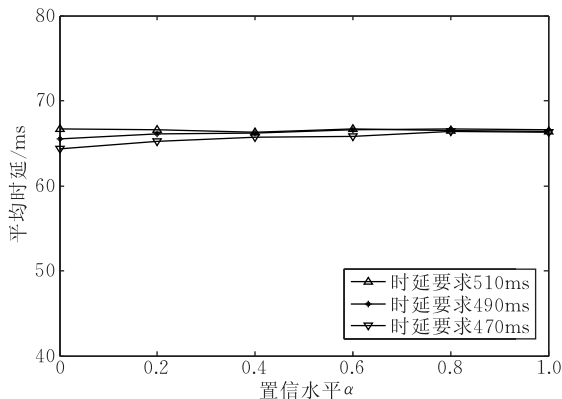


图 4 置信水平对平均时延的影响(FRMCMP; case1)

图 5 和图 6 分别给出了采用 FRMCMP 算法的 WSN 在 case2 情形下,当 α 在 0 到 1 之间变化时,在不同端到端时延要求下的及时分组递交率和平均时延的变化情况.

从图 5 可看出,当 α 水平从 0 逐渐增大到 1 时,采用 FRMCMP 算法的 WSN 在不同时延要求下的及时分组递交率逐渐增大,但低于 case1 情形的值.当端到端时延要求为 510ms 和 470ms 时,采用 FRMCMP 算法的及时分组递交率随着 α 的增大仅有略微提高;当端到端时延要求为 490ms 时,采用 FRMCMP 算法的及时分组递交率则明显提高.虽然端到端时延要求的增大会降低及时分组递交率受

满足时延约束的概率要求和链路时延模糊变化影响的程度,但端到端时延要求为 470ms 是比较强的约束,此时发送的数据分组有限,而且满足时延约束的概率要求和链路时延变化范围较小,因此,此时的及时分组递交率受满足时延约束的概率要求和链路时延模糊变化的影响不大.从图 6 可看出,当 α 水平从 0 逐渐增大到 1 时,采用 FRMCMP 算法的 WSN 在端到端时延要求为 490ms 和 510ms 下的平均时延逐渐增大.但是,当端到端时延要求为 470ms 时,采用 FRMCMP 算法的平均时延在 α 为 0 和 0.2 时出现了异常波动.实际上,当 α 为 0 和 0.2 时,由于端到端时延要求为 470ms 和 α 的取值导致时延约束的增强,因此,随机选择的个别源节点会无法发送分组或仅发送极少数分组到 Sink 节点,前者导致统计结果上平均时延的减小,后者由于 Sink 节点收到的极少数分组具有较大时延,从而造成统计结果上平均时延的增大.这也说明在满足不同 QoS 需求的应用时,端到端时延要求和模糊数置信水平的调整需要综合考虑.

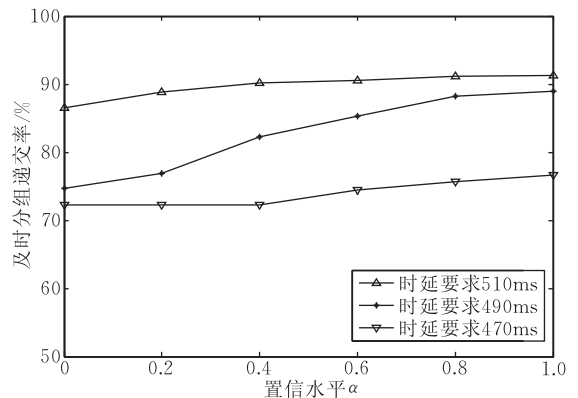


图 5 置信水平对及时分组递交率的影响(FRMCMP; case2)

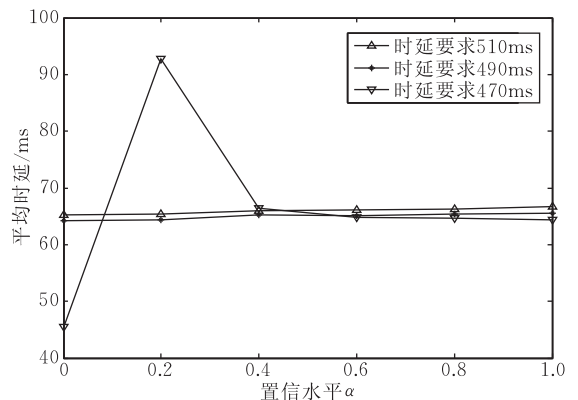


图 6 置信水平对平均时延的影响(FRMCMP; case2)

表 2 给出了 FRMCMP 算法和 MCMP 算法的单个分组传输代价.从表 2 可看出,二者的单个分组平均传输数没有明显的变化,因此传输一个分组的

能量消耗可认为在相同的水平。

表 2 算法的单个分组传输代价比较

| 算法 | 情形 | 单个分组平均传输数 |
|--------|---------------------|-----------|
| FRMCMP | case1, $\alpha=0.8$ | 5.0437 |
| | case2, $\alpha=0.8$ | 4.8383 |
| MCMP | | 4.7199 |

6 结 论

本文在考虑 WSN 链路时延和可靠性的不确定性时,区分链路 QoS 的模糊性、随机性和时变性,引入模糊随机变量,在 MCMP 模型的基础上给出具有双重不确定性的 FRMCMP 模型,并设计了相应的路由算法.考虑到 WSN 节点的能量和计算能力有限,完成了模糊随机约束的线性化.仿真实验结果验证了 FRMCMP 算法的有效性和实用性,随着 QoS 约束的模糊感知,其及时分组递交率和平均时延两个性能指标比 MCMP 算法具有更好的区间变化,通过 α 置信水平的变化可在不同程度上调节及时分组递交率和平均时延,从而更好地满足不同 WSN 应用场景的需要.

本文的工作初步验证了区分 WSN 链路 QoS 不确定性中模糊性与随机性的思路和方法的有效性与合理性.在后续工作中,我们将针对 WSN 链路间干扰同样存在模糊和随机双重不确定性的事实,探索新的模型和方法,分析区分模糊性和随机性的 WSN 链路间的相互干扰对多种性能指标带来的影响,从而更好地满足不同的 WSN 应用。

致 谢 感谢本文审稿专家和编辑所提出的宝贵意见和建议!

参 考 文 献

- [1] Wang Guang-Yuan, Zhang Yue. The theory of fuzzy stochastic processes. *Fuzzy Sets and Systems*, 1992, 51(2): 161-178
- [2] Ben-Othman J, yahya B. Energy efficient and QoS based routing protocol for wireless sensor networks. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 2010, 70(8): 849-857



WANG Xiao-Ming, born in 1964, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His research interests include wireless sensor networks and secure technology of pervasive computing.

- [3] Wen Hao, Lin Chuang, Ren Feng-Yuan, Zhou Jia, Zeng Rong-Fei. QoS architecture in wireless sensor network. *Chinese Journal of Computers*, 2009, 32(3): 432-440 (in Chinese)
(文浩, 林闯, 任丰原, 周嘉, 曾荣飞. 无线传感器网络的 QoS 体系结构. *计算机学报*, 2009, 32(3): 432-440)
- [4] Lin Chuang, Li Yin, Wan Jian-Xiong. Optimization approaches for QoS in computer networks: A survey. *Chinese Journal of Computers*, 2011, 34(1): 1-14 (in Chinese)
(林闯, 李寅, 万剑雄. 计算机网络服务质量优化方法研究综述. *计算机学报*, 2011, 34(1): 1-14)
- [5] Zeng Zhi-Wen, Chen Zhi-Gang, Liu An-Feng. Energy-Hole avoidance for WSN based on adjust transmission power. *Chinese Journal of Computers*, 2010, 33(1): 12-22 (in Chinese)
(曾志文, 陈志刚, 刘安丰. 无线传感器网络中基于可调发射功率的能量空洞避免. *计算机学报*, 2010, 33(1): 12-22)
- [6] Kuipers F, Van Mieghem P, Korkmaz T, Krunz M. An overview of constraint-based path selection algorithms for QoS routing. *IEEE Communications Magazine*, 2002, 40(12): 50-55
- [7] Huang Xiao-Xia, Fang Yu-Guang. Multiconstrained QoS multipath routing in wireless sensor networks. *Wireless Networks*, 2008, 14(4): 465-478
- [8] Buckley J J, Eslami E. Uncertain probabilities II: the continuous case. *Soft Computing*, 2004, 8(3): 193-199
- [9] Nanda S, Panda G, Dash J K. A new solution method for fuzzy chance constrained programming problem. *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 2006, 5(4): 355-370
- [10] Minhas M R, Gopalakrishnan S, Leung V C M. An online multipath routing algorithm for maximizing lifetime in wireless sensor networks//*Proceedings of the 6th International Conference on Information Technology: New Generations (ITNG 2009)*. Las Vegas, NV, USA, 2009: 581-586
- [11] Wang Xiao-Ming, An Xiao-Ming. An energy and location aware ACO based routing algorithm for wireless sensor networks. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(8): 1763-1769 (in Chinese)
(王小明, 安小明. 具有能量和位置意识基于 ACO 的 WSN 路由算法. *电子学报*, 2010, 38(8): 1763-1769)
- [12] Wang Xiao-Ming, Jiang Xiao-Hong, Yang Tao, Li Qiao-Liang, Li Ying-Shu. Node aggregation degree-aware random routing for non-uniform wireless sensor networks. *IEICE Transactions on Communications*, 2011, E94-B(1): 97-108
- [13] Abhinav Bansal. Some non linear arithmetic operations on triangular fuzzy numbers (m, α, β) . *Advances in Fuzzy Mathematics*, 2010, 5(2): 147-156

LU Jun-Ling, born in 1972, Ph. D. candidate, lecturer. His research interests focus on wireless sensor networks.

LI Ying-Shu, born in 1978, Ph. D., associate professor. Her research interests include wireless sensor networks and cyber-physical systems.

HAO Ke-Gang, born in 1936, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include computer software and theory.

Background

Wireless sensor networks (WSNs) have been widely applied in many fields such as region monitoring and target tracking. Different applications may require different quality of service (QoS) of data transmission in terms of delay and reliability. As the WSNs deployed in uncertain environments have limited resources, the multiconstrained multipath routing algorithm faces more challenges. The existing algorithms regard uncertainty of routing constraints as randomness or fuzziness, which adopts probability theory or fuzzy mathematics, respectively. However, the methods can not describe both randomness and fuzziness simultaneously.

This paper focuses on the above-mentioned topic and proposes a fuzzy random multiconstrained multipath routing model. Considering randomness, fuzziness and time-varying property of delay and reliability of wireless links, the model achieves the unified modeling of fuzzy uncertainty, random uncertainty and time-varying property of delay and reliability in data transmission in WSNs. The MCMP model and algorithm, which are the famous multiconstrained multipath routing model and algorithm, are extended by introducing fuzzy stochastic process and fuzzy stochastic programming. Simu-

lation results show that, compared with the MCMP algorithm, the proposed algorithm can precisely reflect the characteristics of routing for WSNs, that is, make the on-time packet delivery ratio and average delay adjusted flexibly with fuzzy awareness of link delay and reliability. Therefore, it can meet the needs of different applications for QoS by adjusting confidence level of fuzzy number to change the strength of QoS constraints.

The work is supported by the National Natural Science Foundation of China (Nos. 60970054, 60773224, 11071272) and the Project Sponsored by the Scientific Research Foundation for the Returned Overseas Chinese Scholars, State Education Ministry. The projects aim to discuss the novel scheme of data transmission for wireless multimedia sensor networks in the uncertain environment. The team has been working on the research of routing for WSNs and has published some papers in respectable international journals and conferences. This paper proposes a novel idea and method considering fuzziness, randomness and time-varying property simultaneously and verifies the expected results by simulation.