

基于可穿戴设备感知的智能家居能源优化

陈思运¹ 刘 炆¹ 沈 超¹ 苏 曼¹ 高 峰² 徐占伯³ 师嘉悦¹ 贾战培¹

¹(智能网络与网络安全教育部重点实验室(西安交通大学) 西安 710049)

²(机械制造系统工程国家重点实验室(西安交通大学) 西安 710049)

³(加州大学伯克利分校伯克利教育联盟新加坡研究所 新加坡 新加坡城 138602)
(tingliu@mail.xjtu.edu.cn)

Smart Home Energy Optimization Based on Cognition of Wearable Devices Sensor Data

Chen Siyun¹, Liu Ting¹, Shen Chao¹, Su Man¹, Gao Feng², Xu Zhanbo³, Shi Jiayue¹, and Jia Zhanpei¹

¹(Key Laboratory for Intelligent Networks and Network Security (Xi'an Jiaotong University), Ministry of Education, Xi'an 710049)

²(State Key Laboratory for Manufacturing System Engineering (Xi'an Jiaotong University), Xi'an 710049)

³(Berkeley Education Alliance Research in Singapore (University of California at Berkeley), Singapore City, Singapore 138602)

Abstract As the extension of smart grid in demand side, smart home energy optimization is an important branch of smart home. Smart home energy optimization aims to optimally schedule the home appliances to satisfy the comfort requirements and save the electricity cost. However, the comfort requirements are closely related to the human behavior, which has great subjectivity and uncertainty. Thus profiling the comfort requirements is one of the challenging problems. This paper presents a smart home energy management method based on the sensors data of smart wearable devices, which contains the human behavior analysis; updates the comfort requirements through creating the mapping model between human behavior and the comfort requirements by neural network; establishes the system dynamic models; and the parameters are estimated by using the sensor network data. Finally, the smart home energy optimization is solved by model predictive control. Based on the proposed method, the smart home platform is set up and the smart home energy optimization systems are developed to support the smart phone. The experiment presents promising performance on electricity cost saving and comfort improvement in four scenarios of user behaviors.

Key words smart home; energy optimization; human behavior analysis; smart wearable devices; smart grid

摘 要 智能家居能源优化作为智能电网在居民侧的延伸是智能家居领域的重要分支. 智能家居能源优化的目标是通过优化调度家居用电设备, 满足用户的舒适需求和降低用电费用. 其中, 用户舒适度与人的行为密切相关, 具有很强的主观性和不确定性, 对用户行为及舒适度需求的分析是智能家居能源管理

收稿日期: 2015-08-18; 修回日期: 2015-12-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(61473218, 61221063, U1301254); 国家“八六三”高技术研究发展计划基金项目(2012AA011003)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61473218, 61221063, U1301254) and the National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2012AA011003).

通信作者: 刘炆(tingliu@mail.xjtu.edu.cn)

系统中的难点.因此提出了一种基于可穿戴设备传感数据分析的智能家居能源优化方法,主要包括:基于可穿戴设备传感器数据实时分析用户行为;利用神经网络建立用户行为到舒适度需求的映射,更新用户的舒适度需求;建立家居系统动态模型,并基于智能家居环境传感器数据对模型参数进行动态估计;提出基于模型预测控制(model predictive control, MPC)的智能家居能源优化求解方法.同时开发了智能家居能源优化的原型系统,通过搭建的智能家居实验平台,设计了4种典型用户行为情景,验证了所提方法对智能家居经济性和舒适性的提升.

关键词 智能家居;能源优化;用户行为分析;可穿戴设备;智能电网

中图法分类号 TP391

家居空间是人类生活的一个主要物理空间.科学技术的发展及社会信息化、网络化进程的加快,使人们对家居空间的要求不仅仅是物理的休息空间,更是一个安全、智能、方便、舒适的居家环境.智能家居的概念应运而生,从20世纪80年代基于电子技术的家居电子化,到面向特定功能的家居自动化逐步提出了家居智能化的概念.今天的智能家居通过融合先进的电子技术、计算机技术、网络通信技术、自动化及智能化技术,实现两大目标:提升用户舒适度和降低家庭能源消耗.

提升用户舒适度是智能家居最初的目标.从1987年在美国出现的世界上第1幢智能建筑开始,世界各国都先后提出了各种智能家居方案,其中最著名的案例为比尔·盖茨的智能豪宅.这些智能家居方案都以信息的集中采集和设备的集中控制为特征,从家居设备便捷控制和家居安全性²方面提高用户舒适度.然而在现有智能家居平台下,如何智能地响应用户对家居环境的舒适度需求(即如何确定有效的、反映用户舒适度的家居环境控制目标)成为了智能家居系统新的问题.

随着能源问题成为21世纪最受关注的焦点,节能减排成为推动智能家居持续发展的关键.居民侧用电量占社会总用电量的36.6%,但研究表明其用电效率低、浪费严重^[1].作为智能电网在居民侧的延伸,智能家居被提出新的要求.智能家居能源管理系统是智能家居新时期发展的重要分支,通过分析智能家居传感器网络信息,对用电设备智能地进行优化调度,在满足用户舒适度的前提下提高用电效率,减少电能消耗^[2].

智能家居能源优化问题正成为智能家居领域的研究热点^[3-4],但仍然面临3个挑战:1)人的舒适度需求具有个性化和不确定特征,确定用户的舒适度需求是电器设备优化控制的基础,而用户需求具有很强的主观性,且受人的心情、运动行为、身体状态、

环境情况等诸多不确定因素的影响.大多数现有方法没有关注到用户对家居环境需求的特性,主要通过用户设定或统计历史数据作为控制目标,在实际的应用中这会对控制效果带来不好的影响;2)家居环境具有个体差异及随机动态的特性,在楼宇、工厂等建筑能源优化领域一般需构建精确化的环境模型,依赖于房间结构、墙体材料等建筑特性,受到成本和隐私的限制,智能家居中无法对每个用户生成定制的家居系统模型;3)智能家居能源优化是多阶段且具有多随机因素的问题,用户是否在家、外界环境和用户需求的变化等都会影响家居电器设备控制策略的制定,使得家居能源优化问题并不容易.

本文基于智能家居平台,提出了一种以用户为中心、基于可穿戴设备传感数据感知的智能家居能源管理方法,其主要包括:基于可穿戴设备的传感器网络数据分析用户行为,包括用户的位置信息,运动状态及身体状态;利用神经网络建立用户行为到用户舒适度需求的映射;建立易扩展、普适化的家居系统模型,并利用智能家居的传感器网络数据对系统参数进行动态估计;基于模型预测控制(model predictive control, MPC)的智能家居能源优化,对不确定的用户行为和舒适度需求进行动态响应.在本文的方法体系下,智能家居能源管理可以实现对用户不确定的行为及需求进行感知和响应,进而基于个性化的系统模型对家居系统用电设备进行优化调度,在能够保证节能经济性的同时很大程度地提高了用户的舒适度.

1 研究现状

智能家居是以住宅为平台,兼备建筑、网络通信、信息家电、设备自动化,集系统、结构、服务、管理为一体的高效、舒适、安全、便利、环保的居住环境.智能家居起源于智能楼宇,发展至今主要分为3个

阶段:1)最初的智能家居随着电子化家电设备在楼宇中的应用而出现,提高了家电设备的实用性和便捷性.2)随着通信技术、自动化的发展,家居系统实现了设备的网络连接、远程控制及家居系统自动化.文献[5]设计并实现了一个基于 Java 的自动化系统,该系统集成在一个家庭服务器的独立嵌入式系统板上,可集中监视并控制家庭设备;文献[6]提出了一种可以从 PC 上使用蓝牙控制家电的自动化系统.3)随着物联网的发展,无线网络与信息传感设备的广泛应用,智能家居形成了具有大量传感器网络和计算处理单元的网络系统,实现家居系统的监控、门禁、信息服务及智能控制^[7].文献[8]设计了一个传感器网络平台,可用于精确检测人在室内空间的活动情况,然后根据建筑内的占用情况来控制设备.

随着智能电网的发展,智能家居作为智能电网在居民侧的延伸,成为智能电网用电环节的重要标志.在智能电网背景下,提高居民侧用电效率,加强需求侧响应实现对可控负荷的削峰填谷,成为对家居系统新的要求.基于智能家居的网络化平台,对智能家居系统的能源系统和电器设备优化调度,实现智能家居能源优化成为智能家居发展的新趋势.文献[9]最早在商业建筑和制造系统中提出了供需能源优化调度.文献[3-4]从居民侧角度论证了能源优化在提高能源利用效率和有利于电网运行方面的潜力.然而,上述工作没有关注在智能家居系统中用户行为和舒适度需求的不确定性,而把用户的舒适度需求作为经验的设定值.用户的舒适度需求是以用户

为中心的智能家居系统的基础,然而由于其具有很强的主观性和不确定性,受外部环境因素和人的社交行为、身体状态等诸多方面的影响,因此对用户舒适度需求的分析是智能家居能源优化问题中的难点.

对于智能家居系统中用户舒适度需求已有大量的研究^[10-19].其中,文献[10]提出了一个自适应智能家居系统,利用机器学习算法来学习用户的日常活动模式.文献[11]设计了一种自编程温控器,它可以根据用户在家时间的统计信息,自动创建最节能的空调运行策略.文献[12]基于非侵入负荷监测分析用户的电器使用模式,进而分析用户行为的统计信息.文献[13]通过分析用户的用电模式,对用户设备的可调度性进行个性化分类.以上这些方法都是基于用户历史的行为信息得到统计规律,以统计规律作为用户的舒适度需求进行优化控制,在期望意义优化控制策略实现舒适度最佳和能源消耗最小.但对于智能家居的个体用户,其行为和需求具有个性化和不确定特征,统计规律无法满足用户个性化需求,在用户行程不确定时,更会导致用户舒适度下降,并造成不必要的能源消耗.

2 智能家居能源优化方法体系

本文针对智能家居系统中用户行为及舒适度需求的不确定性,提出了一种基于可穿戴设备传感数据分析的智能家居能源优化方法,其方法体系如图 1 所示:

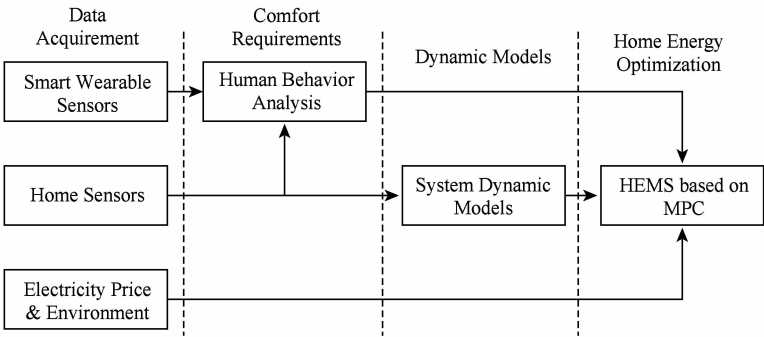


Fig. 1 The methodology of smart home energy optimization.

图 1 智能家居能源优化方法体系

用户的可穿戴设备传感器可以准确采集用户的位置信息、运动信息和生物信息等,这些数据用以分析和估计用户的位置、到家和离家时间、运动行为及身体状态.同时智能家居系统中的环境传感器,包括智能电表、温湿度传感器及光照传感器等,采集电器设备信息和环境信息等家居系统状态.根据感知到

的用户行为和家居系统状态,通过映射关系估计用户的舒适度需求;同时家居系统状态信息也用来对用户的家居系统进行动态建模.基于更新的用户舒适度需求、家居系统的动态模型及采集的家居系统状态,利用 MPC 对家居能源优化问题进行求解,得到满足用户舒适度需求的家居系统优化控制策略.

2.1 问题提出

智能家居的能源优化是:通过对家居设备的用电过程和家居环境建立数学模型和约束,在保证满足用户舒适度需求的情况下,求解家居设备运行费用最小的最优控制策略。空调和热水器作为家居环境中电能消耗的主要设备,在智能家居能源优化问题中被主要关注。常见的对于空调和热水器的能源优化问题如下所示^[20]。

空调的房间热过程模型:

$$T_{in}(k+1) = \epsilon T_{in}(k) + (1-\epsilon)(T_{out}(k) - COP \times q_{ac}(k)/A), \quad (1)$$

其中, $T_{in}(k)$ 和 $T_{out}(k)$ 分别表示时刻 k 的室内温度和室外温度, $q_{ac}(k)$ 表示时刻 k 的空调功耗, ϵ 是系统的惯性系数, COP 是空调的电冷效率, A 是与室内外热交换相关的传热系数。

热水器的热过程模型:

$$Cm_w[T_w(k+1) - T_w(k)] = q_{wh}(k) - \theta[T_w(k) - T_{in}(k)], \quad (2)$$

其中, C 表示水的比热容, m_w 表示热水器中水的质量, $T_w(k)$ 表示时刻 k 热水器的水温, $q_{wh}(k)$ 表示时刻 k 的热水器功耗, θ 是与热水器内外热交换相关的传热系数, T_{in} 是热水器外部的环境温度, 这里指室内温度。

设备运行过程的物理约束:

$$0 \leq q_{ac}(k) \leq q_{ac}^{max}, \quad (3)$$

$$0 \leq q_{wh}(k) \leq q_{wh}^{max}, \quad (4)$$

其中, q_{ac}^{max} 和 q_{wh}^{max} 表示空调和热水器的最大功率, 即电器设备最大的供能能力。

环境舒适度需求约束:

$$\bar{T}_{ac} - \Delta_{ac} \leq T_{in}(k) \leq \bar{T}_{ac} + \Delta_{ac}, \text{ if } z_{ac}(k) = 1, \quad (5)$$

$$\bar{T}_{wh} - \Delta_{wh} \leq T_w(k) \leq \bar{T}_{wh} + \Delta_{wh}, \text{ if } z_{wh}(k) = 1, \quad (6)$$

其中, $\bar{T}_{ac}$ 表示用户对室内温度的舒适度需求, Δ_{ac} 表示用户对室内温度的舒适度范围, $z_{ac}(k) \in \{0, 1\}$ 为描述时刻 k 用户是否有需求的变量, 可以表示用户需求的时段。同样地, $\bar{T}_{wh}, \Delta_{wh}, z_{wh}(k)$ 描述用户对热水的舒适度需求。

目标函数:

$$\min J = \sum_{k=1}^K p(k)[q_{ac}(k) + q_{wh}(k)], \quad (7)$$

其中, J 表示家居系统所产生的电能总费用, K 为调度时段, $p(k)$ 表示时刻 k 的电价。

这是一个典型的单一时段线性规划问题。在智能家居系统中存在 3 个问题:

1) 舒适度需求的确定

用户的舒适度需求 $R = \{z_{ac}, \bar{T}_{ac}, z_{wh}, \bar{T}_{wh}\}$ 作为优化问题的重要约束, 决定着优化策略的控制效果。而现有的研究中, 用户需求的温度通常被经验性地设定为固定值, 而用户的需求时段被假设为全时段或基于用户需求统计规律的期望。在家居系统中, 这样的用户舒适度需求一方面无法体现不同用户的区别, 另一方面期望意义下的舒适度需求不能反映用户行为的动态, 即不能在所有情况下满足用户的实际需求。

2) 系统的动态模型

空调和热水器热过程模型的参数依赖于用户的家居环境及设备参数, 需要对用户进行个性化的建模。

3) 优化问题

考虑到家居环境中存在多种随机因素的影响, 包括用户舒适度需求的改变, 室内人员活动的影响及天气变化等, 而这些随机因素不可完全预测, 因此单一时段的优化方法无法很好解决家居能源优化问题。

2.2 基于可穿戴设备的用户舒适度需求分析

随着移动互联网的飞速发展, 可穿戴设备已经融入到人们的日常生活中。常见的可穿戴设备包括智能手机、智能手表、智能手环等。更重要的是这些可穿戴设备中都装备了多种传感器, 包括位置传感器(GPS 传感器)、运动传感器、生物传感器和环境传感器等。通过这些传感器可以准确地感知与用户行为密切相关的状态信息, 进而分析用户的行为及用户舒适度需求。

2.2.1 可穿戴设备传感器

本文提出的基于可穿戴设备的用户行为分析如图 2 所示, 主要包括了位置传感器分析、运动传感器分析和生物传感器分析, 此外, 环境传感器主要用来记录用户所处的环境信息。

1) 位置传感器。位置传感器可以获取用户的位置信息, 包括经纬坐标、移动速度等数据。标记用户所在地的敏感建筑, 包括办公地点、运动场所、购物场所、居住地点等建立敏感建筑位置信息库。通过对用户位置信息与敏感建筑位置信息库的模糊匹配, 估计用户所在地及用户所参与的社会活动, 例如在办公、在运动、回家途中等。

2) 运动传感器。运动传感器包括加速度传感器、陀螺仪、电子罗盘传感器等。定义典型的用户运动行为, 包括坐、躺、行走、跑步等行为, 不同的运动

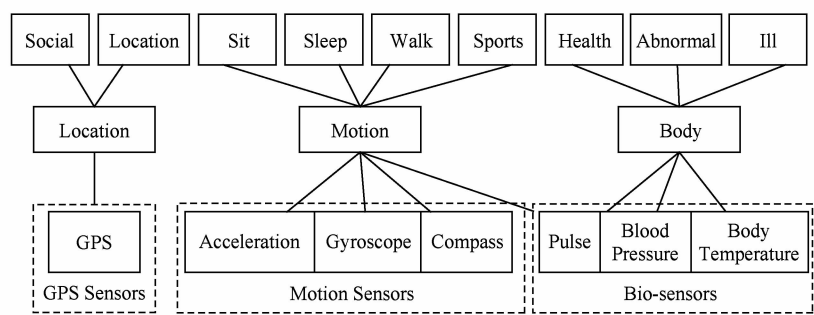


Fig. 2 Human behavior analysis based on wearable devices.

图2 基于可穿戴设备的用户行为分析

行为会有不同的舒适度需求. 提取用户运动行为中的加速度特征和方向特征等,对运动传感器数据进行特征匹配和分类,分析用户的运动行为.

3) 生物传感器. 常见的生物传感器包括体温传感器、心电传感器、血压传感器等. 生物传感器数据不仅可以用来分析人的运动行为,也可以用来反映人的身体状态. 人的运动状态和身体状态都与生物特征有密切关系,例如脉搏数据过快则表明用户正在剧烈运动,脉搏变缓表明用户在睡眠,体表温度可以反映用户是否生病,同时也可以反映用户对热和冷的感受^[21]. 基于专家系统可以建立生物特征的分析规则,从而分析运动行为和身体状态.

4) 环境传感器. 环境传感器包括温度湿度传感器、大气压力传感器、环境光照传感器等,用于记录用户所处环境的信息.

2.2.2 用户舒适度需求分析

在家居能源优化问题中,用户的舒适度需求是使用户感到舒适的家居环境要求,包括需求的环境参量及对应的需求时段. 从电器设备控制的角度,用户舒适度需求等价于电器设备的控制目标. 对于空调和热水器,用户的舒适度需求 $R = \{z_{ac}, \bar{T}_{ac}, z_{wh}, \bar{T}_w\}$,其受用户的心情、运动行为、身体状态、环境情况等诸多因素的影响. 分析用户的舒适度需求,就是建立用户行为与舒适度需求的映射,基于感知到的用户行为来分析对应的舒适度需求.

1) 需求时段分析

在此我们引入一个假设:当用户位于家居环境中希望家居环境是舒适的,即此时有室内温度和热水的舒适度需求. 这是一个合理的理性人假设,因为没有人会希望家居环境是不舒适的. 因此, Z_{ac} 和 Z_{wh} 就是描述用户是否在家中的变量. 根据位置传感器分析所得到的用户位置信息可以对用户是否在家做出准确判断,进而更新用户的舒适度需求时段变量 Z_{ac}

和 Z_{wh} ,避免用户不在家的时候用电设备工作造成的浪费.

2) 需求的环境参量分析

运动行为、身体状态和环境情况可以直接影响人对温度的舒适度需求,但这种映射是复杂的且非线性,同时还存在一些难以感知和提前预测信息的影响,例如人的心情、突发事件等. 考虑到 BP(back propagation)神经网络^[22]能以任意精度逼近任何非线性映射,可以学习和自适应未知信息,且具有一定的容错性,适合处理这类复杂问题. 本文采用常用的 BP 神经网络模型构建用户运动行为、身体状态和环境信息与用户舒适温度需求的映射关系.

本文基于用户的舒适度对家居环境数据进行采样,从而获得训练样本,以对所建立 BP 神经网络进行学习. 当用户对当前的家居环境感到不舒适时,可通过智能手机终端发送不满意信息或手动控制信息. 对于温度的舒适度来说,用户的不舒适度是一个一维的离散变量 $C_t \in \{-1, 1\}$. 当 $C_t = -1$ 时,表示在时刻 t 用户感觉到冷;当 $C_t = 1$ 时,表示在时刻 t 用户感觉到热. 当用户的不舒适发生时,对可穿戴设备传感器数据、设备运行数据和环境数据进行采集. 由于用户对温度的抱怨具有单向性,即当用户对当前温度产生热的不舒适时,高于当前温度对用户肯定会产生热的不舒适,反之亦然. 因此,从得到的采样数据中寻找用户不舒适温度的分布边界,进而得到用户舒适温度的训练样本.

2.3 智能家居系统动态模型

智能家居的系统动态模型主要描述家居用电设备的电能消耗与环境状态变量之间的物理关系. 对于空调和热水器,其动态模型分别指房间热过程模型和热水器热过程模型,如式(1)(2)所示. 而房间的参数及空调和热水器的设备参数每家每户都不相同,且系统的动态过程会受到一些因素的干扰. 因此,本

节提出了在家居系统中热过程设备通用的可自适应学习参数的一阶差分随机系统动态模型。

根据式(1)(2)的模型可以看出,由于空调模型和热水器模型都是从热过程中抽象出的数学模型,二者具有相同的一阶差分方程的形式,且模型参数的含义也类似.因此,可以用一个通用的一阶差分随机模型来等价表示空调和热水器的热过程模型:

$$x_{\text{in}}(k+1) = \alpha x_{\text{in}}(k) + \beta x_{\text{out}}(k) + \eta q(k) + v, \quad (8)$$

其中, $x_{\text{in}}(k)$ 和 $x_{\text{out}}(k)$ 分别表示时刻 k 设备的热过程中热容器内和外的温度状态, $q(k)$ 表示时刻 k 设备的用电功耗, α, β, η, v 为基本的热过程参数,其中 v 表示设备 i 热过程中的随机影响因素,例如空调热过程模型中的人员散热,家用电器散热及太阳辐射热等。

这是一个空调和热水器通用的模型,可以简化记为 $x_{\text{in}} \sim \Phi(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\eta}, \hat{v})$, 其中温度状态 $x_{\text{in}}(k)$ 为模型

观测量,由环境传感器测量,而模型参数 $\Phi(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\eta}, \hat{v})$ 通过家居环境传感器数据进行估计并更新.通过对设备状态 $q(k)$ 的观测量 x_{in} 进行采样,利用最小二乘方法对参数进行估计:

$$(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\eta}, \hat{v}) = \arg \min_{\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\eta}, \hat{v}} \left(\sum_{k=1}^{N-1} \left\| (x_{\text{in}}(k+1) - (\alpha x_{\text{in}}(k) + \beta x_{\text{out}}(k) + \eta q(k) + v)) \right\|^2 \right), \quad (9)$$

其中, N 为观测量的采样点数。

2.4 基于 MPC 的智能家居能源优化

智能家居能源优化结合电网发布的动态电价、环境预测信息及基于可穿戴设备感知的用户动态的舒适度需求,在保证用户舒适度的前提下优化用电设备的控制策略使智能家居系统的运行费用最小.为了处理用户行为的不确定性和系统动态特性变化的问题,本节基于 MPC 对用电设备的进行优化调度,方法架构如图 3 所示:

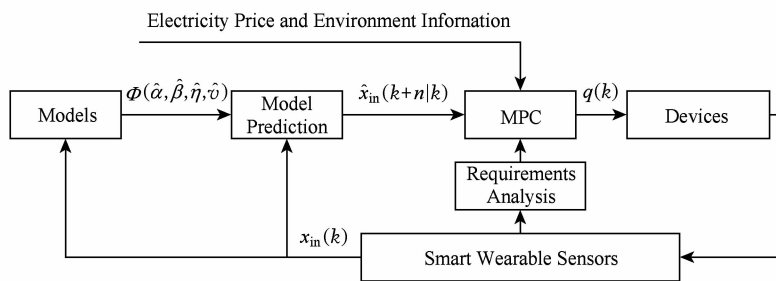


Fig. 3 Smart home energy optimization based on MPC.

图 3 基于 MPC 的智能家居能源优化

MPC 是一类基于模型的有限时域闭环最优控制算法,优化过程以当前时刻的系统状态作为观测,基于预测模型对未来系统状态的预测,滚动求解最优问题,因而很适合系统存在不确定性的问题.在本文所采用的 MPC 优化问题中,家居系统温度状态及用户的行为状态被作为家居系统的反馈结果由可穿戴设备及家居环境传感器观测.观测数据一方面用于校正系统模型参数,进而预测系统未来状态;另一方面用来更新用户的舒适度需求.家居系统的能源优化问题被反复的滚动求解,在每一个优化时刻,基于系统反馈及更新的系统模型和舒适度需求,会得到未来有限时域的优化策略.为避免模型误差和环境干扰带来的影响,只有第 1 个时段的控制策略被执行。

算法 1. 基于 MPC 的智能家居能源优化求解.

输入:时刻 k 可穿戴传感器和家居环境传感器数据;

输出:时刻 k 的电器控制策略 $q(k)$.

步骤 1. 在时刻 k (初始值为 1,即起始的调度时刻),对温度状态 $x_{\text{in}}(k)$,可穿戴传感器及家居环境传感器进行观测,更新系统模型 $\Phi(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\eta}, \hat{v})$ 及用户的舒适度需求 $R\{z, \bar{T}\}$,并根据系统动态模型预测状态信息 $\hat{x}_{\text{in}}(k+n|k)$.

步骤 2. 求解以下优化问题,得到家居设备用电功耗 $\hat{q}(k) |_k^{K-1}$:

$$\min J = \sum_k^{K-1} p(k) \hat{q}(k)$$

$$\text{s. t. } x_{\text{in}}(k+1) = \alpha x_{\text{in}}(k) + \beta x_{\text{out}}(k) + \eta \hat{q}(k) + v,$$

$$0 \leq \hat{q}(k) \leq q_{\max},$$

$$\bar{T} - \Delta \leq x_{\text{in}}(k) \leq \bar{T} + \Delta, \text{ if } z(k) = 1,$$

其中,优化目标 J 表示在优化时段家居设备所产生的用电费用;在状态转移方程中, $x_{\text{in}}(k)$ 是时刻 k 的状态观测已知量.这个优化问题是线性的,通常可以用线性规划来求解。

步骤 3. 将最优解起始时刻的值应用于系统,即 $q(k) = \hat{q}(k)$.

步骤 4. 令 $k=k+1$, 返回步骤 1, 直到 $k=K-1$. 至此完成基于 MPC 的滚动优化求解过程. 经过这个求解过程, 可以得到在整个优化时段最优的家用设备用电功耗序列, 其中每个功耗值表示设备在单位调度时段内的平均功耗, 智能家居的控制终端可以根据每个时段的设备功耗控制设备. 在这个过程中建立在系统实际的输出反馈基础上, 系统模型的误差和不确定的人员行为及环境因素带来的影响可以实时得到校正, 具有很强的鲁棒性.

3 系统设计

本文搭建了智能家居实验平台, 包括典型家用电器设备、家居环境传感器和智能开关; 同时开发了支持多种智能设备(包括智能手机、智能手环和智能手表等)的智能家居能源优化系统, 主要包括 3 个主要模块: 移动终端应用、智能网关和能源优化服务器.

智能家居实验平台模拟典型的家居环境, 安装了多种常用的电器设备, 包括空调、热水器、冰箱、电视、照明设备、洗衣机等. 所有的电器设备由控制终端进行控制; 对于具有红外控制端口的电器, 如空调、电视等, 直接由控制终端发射红外控制信号; 对于其他设备, 则由智能开关通过无线网络与控制终端机那里连接. 同时, 在家居实验平台中还部署了环境传感器网络, 包括温度传感器、湿度传感器、光照传感器等, 实时采集家居环境信息并通过无线模块进行数据传输.

基于智能家居实验平台, 本文开发了智能家居能源优化系统, 如图 4 所示:

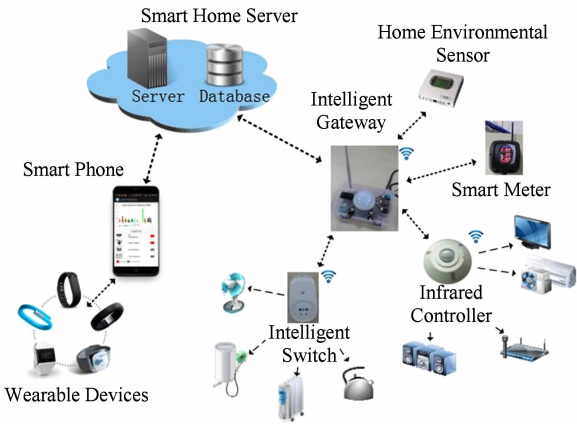


Fig. 4 System structure of smart home energy management.

图 4 智能家居能源优化系统结构图

智能手机客户端是部署于移动终端的综合应用软件, 主要实现与可穿戴设备的通信连接、数据采集及发送、家居设备的远程控制及信息展现. 可穿戴设备通过蓝牙、WiFi 等方式与智能手机连接, 智能手机客户端对智能手机自身及其他可穿戴设备的传感器数据进行采集, 并通过智能网关发送至能源优化服务器. 智能手机客户端也设计有控制页面, 用户可以选择设备并发送控制命令, 由控制终端对电器设备进行控制. 同时, 智能手机客户端提供了丰富的信息展现界面, 用户可以直观地看到智能家居实时的环境信息、设备运行状态和能耗费用信息、历史数据及节能效果评估.

智能网关是智能家居系统中的关键部分, 担负着不同网段信息汇集的任务. 对家居系统内部, 它通过内部无线网络与家居环境传感器及控制终端相连; 对于外部网络, 它与智能手机客户端通过 Internet 相连. 所有智能手机客户端和家居环境传感器网络获取的数据都会经过智能网关上传到能源优化服务器; 由能源优化服务器和智能手机客户端发送的设备控制指令也会通过智能网关发送到智能家居的控制终端.

智能家居能源优化服务器是智能家居系统的核心部分. 智能手机客户端和智能家居传感器网络获取的数据在能源管理服务器进行处理, 分析用户行为, 估计舒适度需求, 建立用户的家居系统模型, 并进行优化问题求解, 得到家居用电设备的控制策略. 在这里, 对于具有节能潜力的设备智能的生成控制策略, 如空调和热水器, 智能优化服务器智能的基于用户舒适度需求生成控制策略; 对于不可调度设备, 如电视、冰箱等, 可由用户通过智能手机客户端远程控制.

4 实验与分析

本节基于所搭建的智能家居实验平台, 进行智能家居能源优化实验分析, 并根据用电设备的运行费用 and 用户舒适度 2 个指标评价优化性能. 为了表现在家居系统中用户行为的随机性, 分析在不同用户行为情景中的优化性能, 本实验模拟用户的日常行为, 构造了 4 个典型的行为情景, 分别表示用户常规行为安排、提前回家(如提前下班等)、推迟回家(如加班、路上堵车等)以及临时增加行程(如运动、社交等行为), 具体参数如表 1 所示:

Table 1 Setting of Human Behavior Scenarios

表 1 行为情景设定

Scenario 1		Scenario 2		Scenario 3		Scenario 4	
Time	Event	Time	Event	Time	Event	Time	Event
09:00	Leave Home	09:00	Leave Home	09:00	Leave Home	09:00	Leave Home
16:30	Regular Event	14:00	Accidental Event	17:30	Traffic Jam	16:30	Sports
17:00	Back Home	15:00	Back Home	20:00	Back Home	19:00	Back Home
22:00	Sleep	22:00	Sleep	22:00	Sleep	22:00	Sleep

本实验的 4 个情景在同样的实验环境下进行,选取室外天气情况接近的 4 个典型天,室内温度最高达 39℃;电价采用北京小规模一般工商业执行的电价策略(1 kV 以下)^①,如表 2 所示:

Table 2 TOU Electricity Price

表 2 分时电价信息(北京一般工商业)

Period	Price/(CNY/kW·h)
00:00—07:00	0.391
07:00—11:00	1.194
11:00—19:00	0.781
19:00—23:00	1.194
23:00—24:00	0.391

实验中对比了基于规则的控制策略(用户手动控制)和本文提出的优化控制方法.基于规则的控制策略,即当用户在家有舒适度需求时,启动家居设备,控制器按照用户设定的设备工作点对设备进行控制.这是常见的智能家居设备的控制方式,并可模拟用户手动控制过程,例如用户对空调的控制过程即是用户设定空调温度,由控制器控制空调使室内温度保持在用户的设定点.这样的控制方式因为有人的参与,同样可以很好地响应用户行为的随机变化.

实验中未与日前优化调度策略进行对比,主要是因为日前优化调度策略不能响应家居系统中用户行为、环境条件及模型动态的随机性,难以满足由于用户不确定行为带来的舒适度需求更新,与本文所提方法不具有可比性.

实验设定用户基本的舒适度需求为 22℃,即为基于规则的控制策略设定温度.通常认为人的舒适度区间范围为 2℃~3℃,即温度在此范围内变化用户不会感到不舒适,因此实验中选取 21℃~23℃作为用户基本的舒适度需求区间.

4.1 行为情景下的优化控制策略

本实验分别设计了 4 个典型的行为情景,从表 1 中的情景设定参数可以看到,4 个情景具有相同的

离家时间和睡觉时间,均不相同的返家时间,且情景 1、情景 2 和情景 3 中没有额外的用户行为,而情景 4 中增加了运动行为.其中用户离家和返家的行为由位置传感器(GPS)数据可以较为准确的分析;用户的运动和睡眠行为通过位可穿戴设备中的运动传感器和生物传感器数据分析.这分别影响着舒适度需求时段的改变和需求温度的改变,进而影响优化策略.在这样的情景设计下,基于 MPC 智能家居能源优化策略和基于规则的控制策略的对比结果以空调为例呈现.

情景 1 的控制策略对比如图 5 和图 6 所示.图中实线表示基于 MPC 的优化策略,虚线表示基于规则的控制策略.从图 5 可以看到,二者控制策略虽在整体上具有相似的趋势,但还是有明显的不同:基于 MPC 的优化策略在 16:00 控制空调提前开启进行预制冷,使得室内温度在 17:00 用户返家时位于舒适度需求范围内;而基于规则的控制策略在 17:00 用户返家后才有开启空调的动作,在用户返家后的一段时间内房间温度很难达到舒适.需要注意的是,基于 MPC 的优化策略还出现了预制冷,分别在 07:00 和 19:00,导致了之内温度在 08:00 和 20:00 出现了明显的下降.不同于 16:00 开始的预制冷保证用户返家的舒适度,07:00 和 19:00 的预

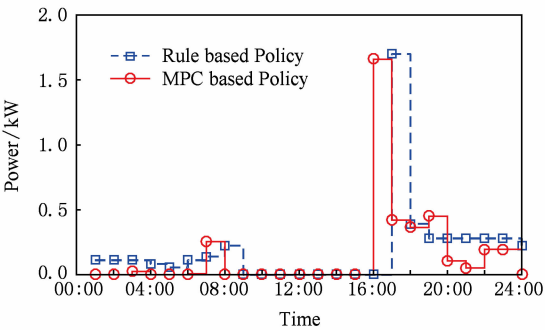


Fig. 5 AC Control policy in scenario 1.

图 5 情景 1 的空调控制策略

① 中国国家发展和改革委员会网站. <http://www.sdpc.gov.cn/>

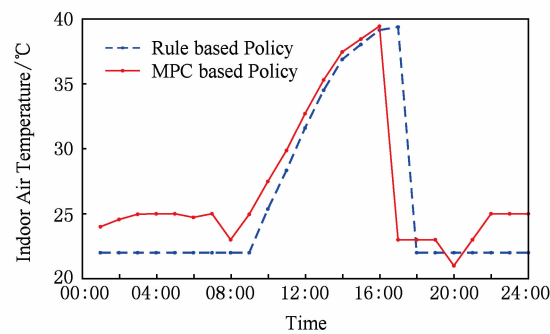


Fig. 6 The indoor air temperature in scenario 1.
图6 情景1的室内温度

制冷则是模型出于经济性的考虑. 07:00 和 19:00 处于低电价和高电价的分界点, 因此基于 MPC 的优化策略在 07:00 和 19:00 前提高空调功率, 使室内温度降低, 从而可以在之后时刻空调功率下降的情况下满足室内温度在舒适度范围内.

情景 2 的控制策略如图 7 和图 8 所示.

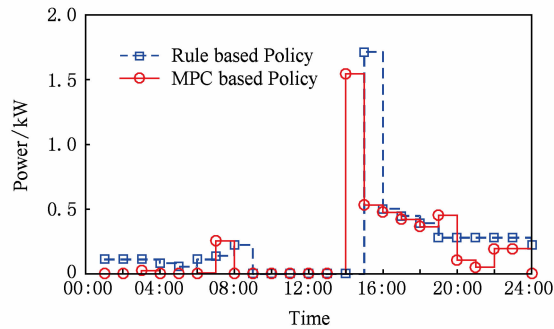


Fig. 7 AC control policy in scenario 2.
图7 情景2的空调控制策略

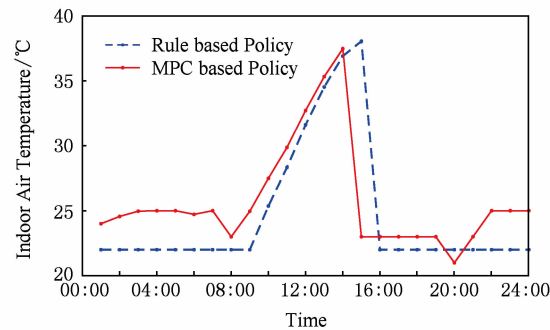


Fig. 8 The indoor air temperature in scenario 2.
图8 情景2的室内温度

情景 2 设计了用户提前到家的场景, 而从图 7、图 8 中可以看到, MPC 的滚动优化机制对优化问题中的随机状态信息有很好地反应: 当 09:00 用户离开家, 控制策略立即关闭空调; 当 14:00 用户返家行为被感知到, 控制策略会立即打开空调以使得在预

期的用户到家时刻 15:00 使房间达到舒适的温度; 当 22:00 用户的睡眠行为被感知到, 舒适度需求被更新, MPC 优化策略可以很快响应, 控制空调使室内温度维持在新的舒适度区间内. 而基于规则的控制策略缺乏经济最优性保证, 同时由于无法准确感知用户到家时间和用户动态, 即当用户 15:00 到家后, 空调才会被打开, 控制策略总是滞后于用户的行为, 用户到家时刻的舒适度无法保证.

情景 3 的控制策略如图 9 和图 10 所示. 情景 3 设计了用户推迟回家的场景. 从图 9 可以看到, 基于 MPC 的优化策略在 16:00 时空调开启, 由于此时用户推迟回家的行为还没有被感知到, 优化决策仍然根据基础的用户需求, 即由情景 1 中的用户常规行为所决定的用户需求. 从图 10 可以看到, 室内温度的变化趋势, 在 17:00 室内温度达到了舒适温度, 而此时通过可穿戴设备传感器数据感知到用户并未回家, 这造成了一定的浪费. MPC 优化策略会重新生成策略, 迅速关闭空调. 当 19:00 时, 用户的返家行为被感知到, 此时 MPC 的滚动优化机制又再次生成策略, 空调重新开启进行预制冷, 保证用户返家时的舒适度. 基于规则的控制策略由于对用户行为的改变不敏感, 因此用户到家时间推后的情景对此优化策略没有影响.

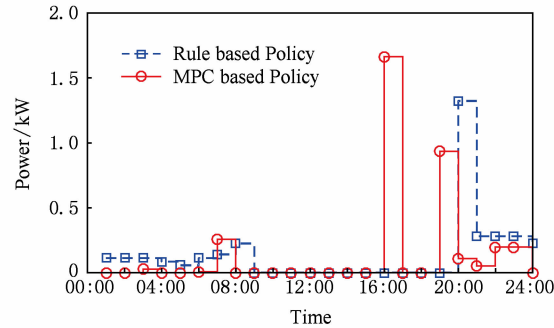


Fig. 9 AC control policy in scenario 3.
图9 情景3的空调控制策略

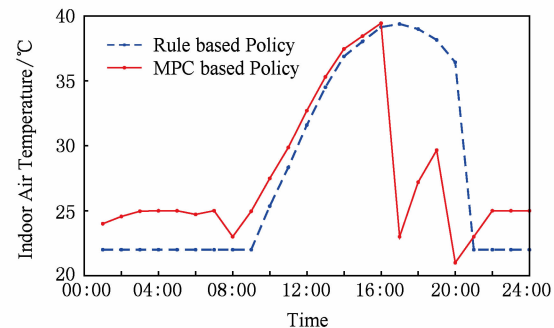


Fig. 10 The indoor air temperature in scenario 3.
图10 情景3的室内温度

情景 1,2,3 根据用户到家行为的不同对基于 MPC 的优化策略和基于规则的控制策略进行了对比,结果表明基于 MPC 的优化策略对于用户行为的变化具有很好的感知能力和响应能力,从而控制策略可以最大限度地保证用户的舒适度需求。

情景 4 在情景 3 的基础上设计了用户运动的行为,运动行为可以通过可穿戴设备的运动传感器和生物传感器数据感知,进而分析用户的舒适度需求。情景 4 下的 2 种控制策略如图 11 和图 12 所示。在该情景下,基于 MPC 的优化决策体现了用户动态舒适度需求的变化。如图 12 可以看出,从用户在 19:00 到家后的时段和睡眠时段具有不同的舒适度需求。根据图 11 可以看到,相比较情景 3,同样的用户推迟回家的行为在情景 4 下基于 MPC 的优化策略没有出现情景 3 中造成浪费的空调运行策略。原因在于情景 3 中空调策略的浪费是由于用户推迟回家的行为没有被检测到造成的,而情景 4 下用户在 16:00 的运动行为可以很容易的被感知到,进而可以很容易的通过位置信息、运动信息等感知到用户推迟回家。图 11 和图 12 中的虚线表示基于规则的控制策略。从图 11 和图 12 中可以看到,该策略根据设定温度和用户到家时间对空调进行控制,对用户行为的反应具有惰性。由于基于规则的控制策略

只依赖于用户回家的时间,因此在 4 个情景下的基于规则的控制策略都较为接近。

4.2 优化策略的性能评价

本节将分别用经济性和舒适度 2 个指标对本实验 4 个行为情境下的 2 种控制策略进行性能评价。

1) 经济性

经济性指标即式(7)所计算的设备 1 d 运行用电费用作为优化问题的目标函数是评价优化策略的重要指标。4 个情景下的用电费用如表 3 所示:

Table 3 The Electricity Cost of Control Strategies
表 3 各情景下的用电费用 CNY

Policy	Scenario 1	Scenario 2	Scenario 3	Scenario 4
Rule-based	3.83	4.58	3.22	3.10
MPC	3.03	3.73	2.80	2.44
Improvement/%	20.9	22.8	13	21.3

2) 舒适度

用户舒适度是智能家居能源优化系统的基础、是评价优化策略必不可少的指标。文献[23]的研究提出用户对于当前温度的不舒适度与当前温度距离舒适温度的差成指数关系。因此,我们通过计算不舒适度指数来评价优化策略的舒适度性能:

$$DCL = \sum_{k=1}^K dcl(k), \tag{10}$$

其中, $dcl(k)$ 表示用户在 k 时刻的不舒适度,表示为

$$dcl(k) = \begin{cases} \exp(\bar{T}_{in}(k) - \bar{T}_{ac} + \Delta_{ac}), & T_{in}(k) - \bar{T}_{ac} \leq -\Delta_{ac}, \\ 1, & |T_{in}(k) - \bar{T}_{ac}| \leq \Delta_{ac}, \\ \exp(\bar{T}_{in}(k) - \bar{T}_{ac} - \Delta_{ac}), & T_{in}(k) - \bar{T}_{ac} \geq \Delta_{ac}, \end{cases} \tag{11}$$

其中, $\bar{T}_{in}(k)$ 表示第 k 个调度时段的平均温度,这是为了描述在时刻 k 到 $k+1$ 之间温度变化过程中用户的舒适度感受,避免使用瞬时温度带来的计算偏差。4 个情景下的不舒适度指数如表 4 所示:

Table 4 The Discomfort Index in each Scenario
表 4 各情景下的不舒适度指数

Policy	Scenario 1	Scenario 2	Scenario 3	Scenario 4
Rule-based	54.6	56.1	48.1	74.1
MPC	24	24	24	24
Improvement/%	56.0	57.2	50.1	67.6

从 2 个性能指标可以看出,在所有情景下,基于 MPC 的优化策略都具有最好的舒适度性能。对于情景 1、情景 2 和情景 4,基于 MPC 的优化策略相比较

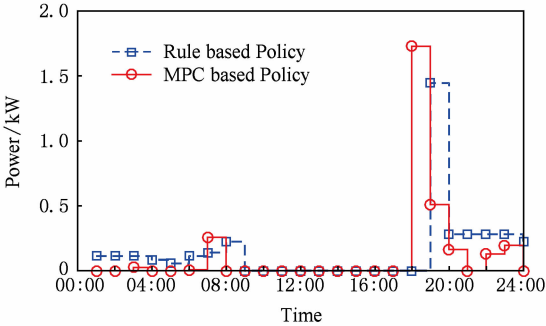


Fig. 11 AC control policy in scenario 4.

图 11 情景 4 的空调控制策略

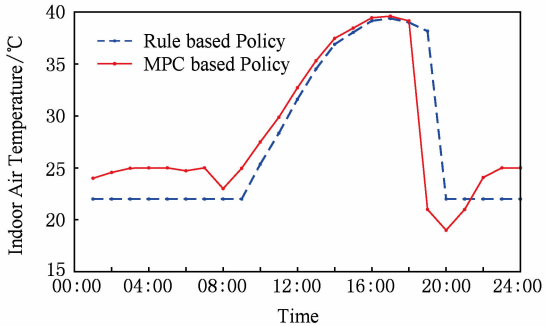


Fig. 12 The indoor air temperature in scenario 4.

图 12 情景 4 的室内温度

基于规则的控制策略可节约电费在 20% 以上. 这说明了在本文提出的智能家居能源优化方法体系下, 基于 MPC 的优化策略可以及时响应用户不确定的行为导致的舒适度需求的改变, 以此保证用户舒适度需求的最大满足; 而基于规则的控制策略以设定的舒适度需求进行控制, 不能合理地利用舒适度区间, 且仅当用户回到家时才进行控制, 也就是说基于规则的控制策略是一种保守的、对用户行为反应迟钝的控制策略. 需要注意的是, 对于情景 3, 基于 MPC 的优化策略与基于规则的控制策略其用电费用相差不多, 节省费用 13%. 这是因为在情景 3 中, 用户推迟的回家行为没有及时被感知, 导致优化策略基于之前的用户舒适度需求控制从而造成了用电浪费.

通过本实验可以看到基于本文提出的智能家居能源优化方法, 可以很好感知和响应用户行为的变化, 基于 MPC 的优化策略可以很好地满足用户舒适度需求. 也正因如此, 在用户不确定的行为发生较多的情景, 基于本文方法体系下的优化策略为保证满足用户舒适度需求会造成用电费用的上升, 但在此情景下, 相对于不响应用户行为的保守控制策略, 舒适度性能会有很大的提升. 尽管优化策略的经济性还依赖于用户行为的精确度、情景设定、电价和环境等因素, 但本实验仍体现了本文提出的智能家居能源优化方法在经济性和舒适度兼顾的优势.

5 结束语

智能家居的目标已经从最初的家电互联发展到现在的用户舒适度的提高和能源的高效利用, 用户的个性化需求和不确定行为感知已经成为智能家居推广应用的瓶颈. 本文首次将可穿戴设备引入智能家居能源管理, 通过分析可穿戴设备的传感数据, 对不可预测的用户随机行为和个性化需求的在线感知, 从而实现对用户家庭电器设备的优化控制, 保证用户的家居环境在满足其舒适度需求的同时, 能够达到最低的能源成本. 通过搭建智能家居仿真平台和设计开发智能家居能源优化系统, 验证在常见场景中(包括用户提前返回、延迟返回、临时安排活动)本文方法相对现有基于规则的控制显著提升用户舒适度, 在考虑动态电价时可有效降低用电费用.

本研究开发的系统可安装在 Android 平台的智能手机和其他终端上, 与其他可穿戴设备(如智能手环、智能手表等)连接, 结合智能插座、智能红外控制器等设备对常用家用电器进行控制, 是 Internet 与家居结合的典型应用, 具有较好的市场前景.

未来研究将深入分析运动传感器和生物传感器数据与用户需求的关联关系, 建立基于在线反馈的用户需求感知模型; 进一步研究多用户需求关联的家居能源控制优化方法, 支持多用户家庭和小规模办公环境的优化控制.

参 考 文 献

- [1] Alahmad M, Wheeler P G, Schwer A, et al. A comparative study of three feedback devices for residential real-time energy monitoring [J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2012, 59(4): 2002-2013
- [2] Zhang Yanyu, Zeng Peng, Zang Chuanzhi. Review of home energy management system in smart grid [J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(18): 144-154 (in Chinese) (张延宇, 曾鹏, 臧传治. 智能电网环境下家庭能源管理系统研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(18): 144-154)
- [3] Albadi M H, El-Saadany E F. Demand response in electricity markets: An overview [C] //Proc of 2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting. Piscataway, NJ: IEEE, 2007: 1-5
- [4] Chassin D, Du P, Fuller J. The potential and limits of residential demand response control strategies [C] //Proc of 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1-6
- [5] Al-Ali A, Al-Rousan M. Java-based home automation system [J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2004, 50(2): 498-504
- [6] Sriskanthan N, Tan F, Karande A. Bluetooth based home automation system [J]. Microprocessors and Microsystems, 2002, 26(6): 281-289
- [7] Gill K, Yang S, Yao F, et al. A zigbee-based home automation system [J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2009, 55(2): 422-430
- [8] Agarwal Y, Balaji B, Gupta R, et al. Occupancy-driven energy management for smart building automation [C] //Proc of the 2nd ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Building. New York: ACM, 2010: 1-6
- [9] Guan Xiaohong, Xu Zhanbo, Jia Qingshan. Energy-efficient buildings facilitated by microgrid [J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2010, 1(3): 243-252
- [10] Rashidi P, Cook D J. Keeping the resident in the loop: Adapting the smart home to the user [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2009, 39(5): 949-959
- [11] Gao G, Whitehouse K. The self-programming thermostat: Optimizing setback schedules based on home occupancy patterns [C] //Proc of the 1st ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Buildings. New York: ACM, 2009: 67-72

[12] Chen Siyun, Gao Feng, Guan Xiaohong, et al. A residential load scheduling approach based on load behavior analysis [C] //Proc of 2014 IEEE Int Conf on Automation Science and Engineering. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 954-959

[13] Liu T, Liu Y, Che Y, et al. SHE: Smart home energy management system for appliance identification and personalized scheduling [C] //Proc of 2014 ACM Int Joint Conf on Pervasive and Ubiquitous Computing. New York: ACM, 2014: 247-250

[14] Mahdavi A, Pröglhöf C. User behaviour and energy performance in buildings [OL]. 2009 [2015-09-10]. http://www.designbuilder.co.uk/files/4e_1_mahdavi_a_p_892.pdf

[15] Mineno H, Kato Y, Obata K, et al. Adaptive home/building energy management system using heterogeneous sensor/actuator networks [C] //Proc of the 7th Consumer Communications and Networking Conf (CCNC). Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 1-5

[16] Mohsenian-Rad A H, Leon-Garcia A. Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environments [J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2010, 1(2): 120-133

[17] Tasdighi M, Ghasemi H, Rahimi-Kian A. Residential microgrid scheduling based on smart meters data and temperature dependent thermal load modeling [J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2014, 5(1): 349-357

[18] De Angelis F, Boaro M, Fuselli D, et al. Optimal home energy management under dynamic electrical and thermal constraints [J]. IEEE Trans on Industrial Informatics, 2013, 9(3): 1518-1527

[19] Huang T, Liu D. A self-learning scheme for residential energy system control and management [J]. Neural Computing and Applications, 2013, 22(2): 259-269

[20] Ilic M, Black J W, Watz J L. Potential benefits of implementing load control [C] //Proc of 2002 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Piscataway, NJ: IEEE, 2002: 177-182

[21] Zolfaghari A, Maerefat M. A newsimplified thermoregulatory bioheat model for evaluating thermal response of the human body to transient environments [J]. Building and Environment, 2010, 45(10): 2068-2076

[22] Shi Hongtao, Yang Jingling, Ding Maosheng, et al. A short-term wind power prediction method based on wavelet decomposition and BP neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(16): 44-48 (in Chinese) (师洪涛, 杨静玲, 丁茂生, 等. 基于小波-BP 神经网络的短期风电功率预测方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(16): 44-48)

[23] Anvari-Moghaddam A, Monsef H, Rahimi-kian A. Optimal Smart home energy management considering energy saving and a comfortable lifestyle [J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2015, 6(1): 324-332



Chen Siyun, born in 1987. PhD candidate. His main research interests include smart grid and home energy management.



Liu Ting, born in 1981. Associate professor. His main research interests include vulnerability and intrusion detection in smart grids, integrated control of building systems for energy saving, security, and comfort.



Shen Chao, born in 1985. Lecturer. His main research interests include analysis of wearable device sensor data, smart phone behavior analysis and big data.



Su Man, born in 1992. Master candidate. Her main research interests include smart home energy management.



Gao Feng, born in 1967. Professor. His main research interests include intelligent control, neural networks, power system optimization, scheduling and prediction.



Xu Zhanbo, born in 1986. PhD. His main research interests include smart grids, building energy management and automation, and optimization of large-scale systems.



Shi Jiayue, born in 1995. BSc candidate. Her main research interests include software system development.



Jia Zhanpei, born in 1995. BSc candidate. His main research interests include analysis of wearable device sensor.