本文已提交至电气电子工程师学会，拟在电气电子工程师学会《模式分析与机器智能汇刊》上发表（T-PAMI），提交日期为2022年1月7日。版权可能在未另行通知的情况下转让，届时本版本可能不再可访问。

利用 ASHRAE RP-884 和 ASHRAE全球热舒适数据库II 开发热舒适性的可靠浅层监督学习

Kanisius Karyono，电气电子工程师学会学生会员，Badr M. Abdullah、Alison J. Cotgrave、Ana Bras 和 Jeff Cullen

摘要——热舒适领域的人工智能（AI）系统设计者面临当前用户记录数据不足，或因训练数据不可靠而导致过拟合的问题。本文介绍了用于训练热舒适人工智能子系统的可靠数据集。本文提出了一种基于浅层监督学习的控制算法，该算法足够简单，可利用 ASHRAE RP-884 和 ASHRAE全球热舒适数据库II 在住宅使用的物联网（IoT）系统中实现。目前，没有其他热舒适训练数据像该数据集这样可靠，但直接使用这些数据可能导致过拟合。本文提出了用于监督学习过程的 ASHRAE 数据库数据筛选和语义数据增强算法。由于热舒适决策涉及心理因素，过拟合始终是一个问题。本文介绍了一种利用湿空气焓湿图检查人工智能系统是否过拟合的方法。本文还评估了实现人体热舒适所需的最重要参数。该方法可支持热舒适领域强化学习的发展。

索引词— 过滤算法、供热控制系统、语义数据增强、监督学习

1 引NTRODUCTION

THE 为建筑供暖脱碳已成为许多国家的重要承诺之一，其中包括英国（UK）；这是对2021年在格拉斯哥举行的联合国COP26峰会的响应。英国承诺到2050 [1]实现净零排放。相关支持包括鼓励住宅脱碳，并为新理念和新技术提供资金。政府还将加大力度，减少住宅对天然气燃烧的依赖，并于2025年推出未来住宅标准，要求采用低碳供暖并达到世界领先的能源效率水平 [2]。这项工作意义重大，因为即使在疫情之前，我们也有86.9%的时间待在室内[3]，。

热泵越来越普遍地用于住宅供暖，以降低碳足迹。英国政府承诺到2028 [4]每年部署 600,000 台热泵。然而，安装热泵并不能直接替代燃气锅炉[5]。安装之前，应进行评估，以优化热泵的使用并确保其效率。

如果热泵安装在性能不佳或漏气的建筑中，其效率就会下降。例如，可以通过增加内部或外部保温层、改善围护结构气密性[6]来提高效率。在英国，53.36%的房屋建于1964年以前，这些房屋的供暖性能通常不如隔热性能更好的现代住宅[7]。

采用智能控制的其他类型电加热对于填补这一空缺至关重要，同时仍能维持能源效率目标。用于特定供暖区域的红外辐射加热器、可消纳非高峰负荷的陶瓷加热器，以及能够带来额外优势的其他类型加热器，正变得日益重要。电加热将成为被视为低碳友好的技术之一。这一趋势凸显了在 1920 [8] 之前开展热舒适研究的重要性。

热舒适研究主要有两种重要方法：人体生理学方法和人类心理学／适应性行为方法 [8]。每种方法都有其优点和局限性。迄今为止，研究人员已开展大量工作来发展这两种方法，但将二者结合并非易事。随着人工智能（AI）技术的发展，如今结合这两种方法已成为可能。本研究旨在阐述人体生理学方法和自适应方法，以发挥二者的优势，在维持人体舒适度的同时实现更好的节能。

本研究还提出了新的验证方法，用于

• *Kanisius Karyono*任职于印度尼西亚*Scientia Garden Gading Serpong*的*Nusantara*多媒体大学电气工程系，邮编*15810*。电子邮箱：*karyono@umn.ac.id*，*k.karyono@2019.ljmu.ac.uk*
• *Badr M. Abdullah*任职于利物浦约翰摩尔斯大学土木工程与建筑环境学院，*Byrom Street*校区，利物浦，英国，邮编*L3 3AF*。电子邮箱：*B.M.Abdullah@ljmu.ac.uk*
• *Alison J. Cotgrave*任职于利物浦约翰摩尔斯大学土木工程与建筑环境学院，*Byrom Street*校区，利物浦，英国，邮编*L3 3AF*。电子邮箱：*A.J.Cotgrave@ljmu.ac.uk* • *Ana Bras*任职于利物浦约翰摩尔斯大学土木工程与建筑环境学院，*Byrom Street*校区，利物浦，英国，邮编*L3 3AF*。电子邮箱：*A.M.ArmadaBras@ljmu.ac.uk* • *Jeff Cullen*任职于利物浦约翰摩尔斯大学土木工程与建筑环境学院，*Byrom Street*校区，利物浦，英国，邮编*L3 3AF*。电子邮箱：*J.D.Cullen@ljmu.ac.uk*

检查基于湿空气焓湿图的热舒适人工智能系统中的学习过程。这项验证对于避免过拟合问题、尽量减少对可解释人工智能的需求至关重要；可解释人工智能并不容易部署在基于物联网（IoT）的系统中，而且仍需开展大量研究。奥本的 Nguyen 甚至提到，可解释性领域似乎有些停滞不前了 [9]。

2 PRELIMINARY RESEARCH

2.1 热舒适

热舒适是一种心理状态，表示个体对当前热环境的适应感到满意。Fanger 在1970 [10]建立了热舒适研究的里程碑模型。该研究基于对人类生理状态的测量，并利用气候室进行测量。在该气候室中，可以模拟和控制室内环境条件。该模型通过各影响参数之间的关系进行构建（1）。随后，该方法扩展为预测平均热感觉（PMV）/预测不满意百分率（PPD）。这一方法成为热舒适领域的标准参考依据，是 ISO 7730–2005 [11] 的基础，并得到 ASHRAE-55 标准的认可[12]。

$$M - W = C + R + E + (Cres + Eres) + S \quad (1)$$

其中：M：占用者的代谢率 W：占用者所做的机械功 C：穿衣身体的对流热损失 R：穿衣身体的辐射热损失 E：穿衣身体的蒸发热损失 Cres：呼吸产生的对流热损失 Eres：呼吸产生的蒸发热损失 S：储存在身体组织中的热量变化率

由于热舒适关乎心理状态，而 Fanger 的试验是在受试者数量有限的实验舱中进行的，因此无法体现受试者偏好的各种差异，尤其是有特殊需求者以及不同住宅类型之间的差异。Nicol 和 Humphreys 提出适应性方法来克服这一问题 [14]。适应可以是生理性的，即身体对温度变化的适应；也可以是心理性的，即由以往的人类经验形成；还可以是行为相关适应 [15]。如果人们有足够的机会进行适应，就能达到舒适状态 [16]。ASHRAE-55 标准也认可了这种适应性方法 [17]。

适应性热舒适模型通常通过黑箱方法 [18]进行部署。这种部署方式使模型不兼容，且无法像热生理模型那样进行精确计算。完整的热适应还需要更长的时间。如果在系统实施期间直接从居住者处获取训练数据，将没有足够的数据覆盖整个极端条件范围，从而使用户处于不舒适的境况，并引发用户的怀疑。这种用户体验可能会对系统产生负面影响，因为舒适关乎心理状态 [19]。

本文通过利用生理测量数据训练自适应模型的人工智能子系统，以适应人类行为因素，从而弥合这两种方法之间的差距。再次使用舒适范围的生理计算和湿空气焓湿图映射来验证学习结果。

2.2 扩大舒适区的可能性

热舒适对室内人工气候的设计过程至关重要，因为它会显著影响健康和安全。热环境条件也会影响生产力 [20]。可以使用预测平均投票-预测不满意百分比方法预测舒适区 [17]。

PMV-PPD舒适区包含在ASHRAE- 55标准中 [12]。除了PMV-PDD之外，Givoni也对舒适区进行了定义 [13]。PMV-PPD方法具有规定性，基于热环境舱内的测量结果。由于舒适是以令人满意的人体适应为基础的，因此有可能采用自适应方法扩大舒适区；这是一种基于目标的方法。

年轻人、老年人、残障人士或暂时患病者等特定人群，其舒适范围可能与PMV-PPD方法所定义的不同。例如，老年人群体往往偏好较高的舒适温度 [21], [22]。另一方面，出于健康建议，也可能需要较低的舒适温度。研究已证实，频繁暴露于寒冷环境有助于减少体脂 [23]。我们此前的研究还表明，在保持室内湿度处于健康范围内的同时，降低温度设定点可以减少碳足迹 [24]。定期进行冷适应有助于改善人们对寒冷的主观反应 [25]。长期来看，这可能会改变居住者的热偏好。

舒适区如图1所示。边界表示规定性方法，数字表示自适应潜在舒适区。预测平均投票-预测不满意百分比的舒适区以数据1表示，其活动值为1.0<代谢当量<1.3，着衣量为1.0 克罗。数据2表示活动值为1.0<代谢当量<1.3、着衣量为0.5 克罗时的预测平均投票-预测不满意百分比舒适区。数据3—6表示Givoni舒适区。数据3表示冬季静风条件，数据4表示夏季静风条件，数据5表示冬季风速约为2 m/s时的情况

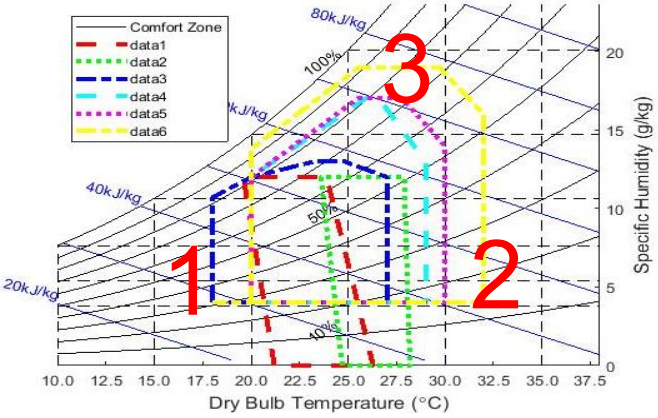


图1. 心理测量图，显示舒适区 [12], [13] 和潜在舒适区 [8]。

，数据6表示夏季的情况，如图1所示。

2.3 ASHRAE 数据

本研究采用了最全面的热舒适数据集：ASHRAE RP-884 和 ASHRAE全球热舒适数据库II。这些数据库均以开源数据库的形式在线提供。ASHRAE RP-884 包含 25,616 条记录，ASHRAE全球热舒适数据库II 包含 81,967 条记录 [26]。该数据集由客观的室内气候观测数据和主观的基于问卷的评估构成。数据采集自现场实验，实验对象当时正在进行各项活动。数据甚至记录了预测平均投票-预测不满意百分比（PMV-PPD）值；这些值与在气候室这一受控室内环境中开展的 Fanger 实验所得结果不同 [27]。

与依赖自行收集数据来获取数值相比，该数据集更有利于人工智能系统开发者。自行收集数据需要配备经校准的传感器设备、获得受试者同意，并让受试者了解热感觉并填写问卷。数据还应在不同环境条件和建筑类型下采集，以获得丰富多样的训练数据组合。在现场研究中，控制所有这些参数颇具挑战。相反，在气候室中测量这些参数会更容易，但无法代表不同建筑类型及实际居住者的情况。另一种方法是使用模拟数据或生成数据，但数据验证也可能成为新的障碍。

ASHRAE 数据库包含不同的城市和国家、季节、气候区、建筑类型、制冷和供暖策略，以及受试者的个人信息。这些个人信息包括性别、年龄、身高和体重。其他主观的重要因素包括热感觉、可接受性和偏好。这些主观因素是在特定代谢率（代谢当量，met）和服装热阻水平（克罗，clo）下获取的。PMV、预测不满意百分比（PPD）和标准有效温度（SET）等舒适度指标均经过统一计算，并纳入数据库。该数据集包含的参数测量值包括各种类型的温度、空气流速、相对湿度和月平均温度。部分室内环境控制设备包括百叶窗、风扇、可开启窗户、门和加热器 [27]。

该数据集已经发展出多种用于预测热感觉（热感觉预测，PTS）的方法 [28] ，并考虑了位置因素。近期基于该数据库提出的另一种模型，用于评估PMV-PPD相对于数据库的准确率 [29]。这项研究得出结论：在不同通风条件、建筑类型和气候之间，准确率存在巨大差异。研究作者发现了这一差距，并提出利用人工智能的优势构建更好的模型。

2.4 为监督学习扩展 ASHRAE 数据

在监督学习中，训练数据的作用至关重要。在系统初始化期间获取现场数据并不实际，因为数据的数量和多样性都不足。这种方法无法为用户带来舒适的体验。为了解决这一问题，此前已有研究利用以往的 ASHRAE 数据库开发智能系统。

以 ASHRAE RRP-884 为基础的人工智能方法存在多样性有限、分布不平衡的问题，这一点已由以往研究所揭示。这种分布不平衡会导致模型在极端条件下不可靠 [30]。本研究在数据清洗后使用了 25,616 条数据条目中的 20,954 条。另一项研究使用了 ASHRAE全球热舒适数据库II，其中包含的数据量明显更多 [31]。还有一些研究则结合使用 ASHRAE RP-884 和 ASHRAE全球热舒适数据库II [32], [33]。然而，在以往研究中，研究人员会挑选数据项，以代表各个类别或标签。之所以进行这种筛选，是因为数据量更大并不保证准确率更高，还可能导致过拟合问题 [31]。

并非该数据集中的所有数据都能直接用于训练数据。这一限制源于人类心理因素的特性，即热舒适感因人而异 [32]。数据不一致的模糊性可能很高。以往研究将这些数据视为不合逻辑的异常值 [33]。在 107,583 条数据条目中，本研究仅依据四项热指标使用了 16,795 条。Luo 的研究也仅从 81,967 条数据条目中选取了 10,618 条 [31]。本研究使用热感觉投票（TSV）作为学习目标的标签。80% 的数据用于训练，20% 用于测试。本研究还指出，提高用于测试的数据比例会降低准确率，这表明可用于训练的数据不足。

Luo 的研究发现，即使采用随机森林时的最高准确率为 66.3%，该方法的预测准确率也已比 PMV 模型高出 10–20 %。该模型在三点式TSV准确率上也达到 60–66%，在七点式TSV预测上达到 52–57% [31]。这项研究还指出了影响最大的六个变量：温度、相对湿度、服装热阻、气流速度、受试者年龄以及活动/代谢水平。Wang 的研究也得出了类似结果。研究提到了可扩展性和样本数量方面的局限，尽管准确率可以提高到 87% [33]。对热可接受性的预测准确率也高于对热偏好的预测准确率。

借鉴此前基于 ASHRAE 数据库的研究，本文提出使用以下数据库：

- 根据作为学习目标的热感觉投票（TSV），采用三种热环境条件标签（无变化、偏好较暖和偏好较凉）- 尽可能使用更多条目数据，不选取代表性数据，以尽可能涵盖多种个体差异或偏好 - 比较使用四个和五个最显著变量的效果，这些变量包括温度、相对湿度、服装热阻、活动/代谢水平和受试者年龄 - 通过考虑人类的心理因素，采用简单的过滤方法以尽量减少数据的模糊性。尽管 ASHRAE 数据集最为全面，

但由于数据中存在心理因素，使用整个数据集作为训练数据并不常见，因为这会降低结果的准确率。本研究填补了数据处理方面的空白，为将数据制备为训练数据做好准备。本研究还采用三状态 TSV，从而简化结果以控制供暖或制冷（无变化、较暖和较凉）。

2.5 语义增强

获取热舒适度训练所需的数据并不容易。这需要使用合适的仪器，并获得居住者的同意。ASHRAE 数据库中的大多数条目都属于“无变化”标签（43,441 条）。只有约 14,966 条记录需要较暖的温度，约 27,093 条记录需要较凉的室内温度。这与数据高度不平衡的图像处理和分类问题类似。由于需要投入大量人力，且要求具备特定的领域专业知识，监督方法的训练数据通常难以收集。

引入数据增强策略，以平衡特征空间并丰富监督信息。通过嵌入方式，增强策略可以规范监督过程，从而提升鲁棒性：同一实例经过不同增强后的特征应保持不变，并与其他实例的特征强制分离 [34]。

先前的研究表明，如果保留类别身份，例如采用语义变换，数据增强在图像分类问题中可以发挥更大作用。可以为训练集中的每个类别添加由发电机生成的样本。此过程计算量大，也会延长训练过程。通过搜索语义方向，可以有效增强训练集数据。这样还能减少可能导致无意义变换的随机方向 [35]。

本研究旨在采用语义数据增强方法进行数据增强。「无变化」类别保持不变，而「较暖」和「较凉」类别则沿着语义方向，使用 ASHRAE 数据库未涵盖的取值范围内的数据进行扩充。「较暖」类别通过添加低于映射后的 ASHRAE 数据取值的温度数据进行扩充。相反，「较凉」类别则添加高于映射后的 ASHRAE 数据的数据。此方法有助于平衡特征空间，丰富监督信息。该方法的优点在于，沿着不重叠的语义增强方向进行扩充，不会影响从 ASHRAE 数据库获得的数据。在这种情况下，与心理因素相关的数据仍得以保留，同时也维持了使用 ASHRAE 数据库的初衷。

3 研ESEARCH 方ETHODOLOGY

本研究聚焦于浅层学习人工智能在控制中的应用，例如控制电辐射板，并将其部署为住宅物联网（IoT）系统的一部分。本研究关注三种热感觉投票值或热偏好（无变化、较暖和较凉）。本研究方法示意图见图 2。

本研究使用 ASHRAE 数据库作为训练数据来源，并采用筛选过程来保持数据一致性，同时避免消除数据中与心理因素相关的变化。通过对数据进行语义增强，平衡特征空间并丰富监督学习。由于物联网传感器的可用性，本研究将从六个主要参数中采用四个和五个参数。

本研究还提出使用湿空气图检查人工智能学习结果。仅使用测试数据测试学习过程，不足以检查训练结果。使用预定义的输入范围，通过湿空气图进行可视化结果验证，以映射热舒适区，将提高系统的置信度。此外，通过这种可视化验证，可以映射各项参数，以了解每个参数对热舒适的影响特征。人类的心理/行为因素可以

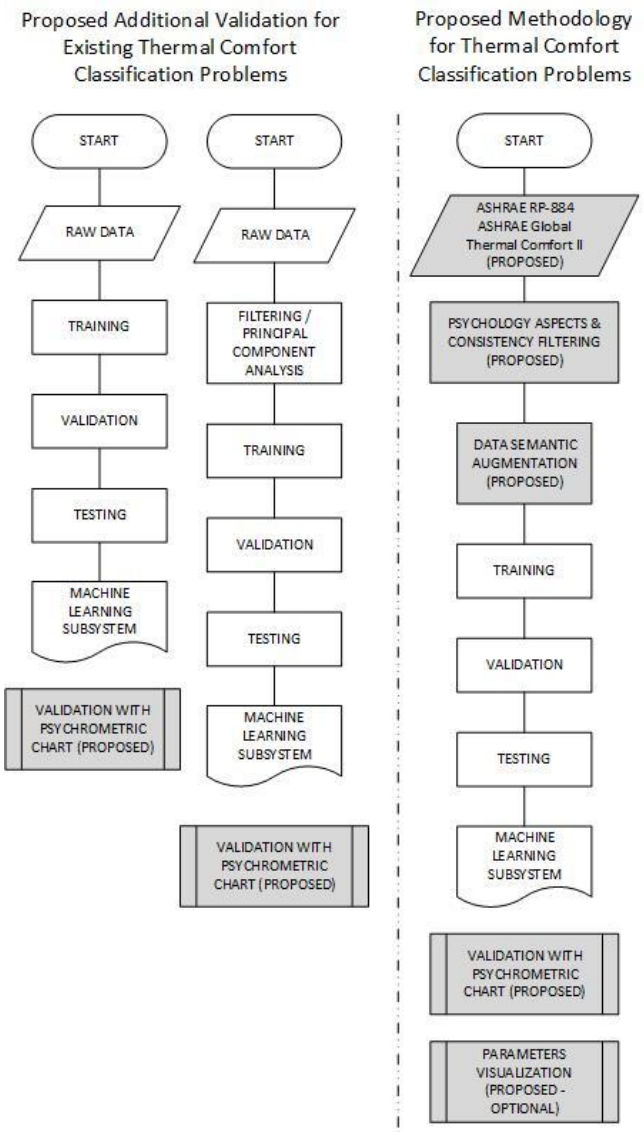


图 2. 热舒适人工智能训练的拟议验证方法和方法论

显示在该图上。

3.1 数据筛选

以往使用 ASHRAE 数据库的研究并未使用完整条目，而是根据各类别选择条目，以实现平衡特征。用于训练的数据仅占整个 ASHRAE 数据库的不到 20%。这种选择使得监督训练难以捕捉人类心理层面的因素。另一方面，使用该数据库也存在过拟合风险。这正是该数据库在热舒适研究中最可靠的原因。自该数据库发布以来，很少有人工智能开发者愿意使用这些数据来开发其人工智能系统。

本文提出了基于人类感知一致性筛选数据的简单而有效的方法。之所以需要进行过滤，是因为这些数据基于精确测量，而人类感知数据则基于问卷；与测量数据相比，问卷更容易受到误差和主观判断的影响。该过滤器基于参数比较运行，并省略被认为不一致的数据，具体如下：

1. 过滤依据热可接受性（0 表示不可接受，1 表示可接受）与热偏好（较暖、无变化和较凉）之间的一致性进行。较暖和较凉对应的热可接受性值应为 0，无变化对应的值应为 1。

2. 过滤依据热可接受性（0 表示不可接受，1 表示可接受）与热感觉（-3 至 +3）之间的一致性进行。-2 至 2 之间的值对应的热可接受性值应为 1，其他值应为 0。

3. 过滤依据热感觉（-3 至 +3）与热偏好（较暖、无变化和较凉）之间的一致性进行。热感觉值小于 -2 时应对应较暖，大于 2 时应对应较凉。无变化状态对应的值应介于 -2 至 +2 之间。

4. 过滤依据热偏好（较暖、无变化和较凉）与热舒适（1—非常不舒适，6—非常舒适）之间的一致性进行。1—非常不舒适不应对应无变化。6—非常舒适不应对应较暖或较凉。

5. 过滤依据热感觉（-3 至 +3）与热舒适（1—非常不舒适，6—非常舒适）之间的一致性进行。评分为 1（非常不舒适）时，热感觉评分不应为 -2 至+2。评分为 6（非常舒适）时，热感觉评分不应低于 -2 或高于 2。

人工智能的目标标签基于热感觉投票的三种状态：-1 表示居住者需要较暖的室内环境，1 表示居住者需要较凉的温度，0 表示居住者对室内温度感到满意。对于受试者而言，这种方法是最直接的分类方式，因为他们要么对当前温度感到舒适，要么需要降低温度，或需要提高温度。

很少有人能够使用七个量表等级来定义自己的热偏好。各量表等级之间没有清晰的界限，即使是相同的温度，也可能对应七级热感觉投票中的不同等级。这三种量表之间的界限同样并不清晰。然而，由于其简洁性，这种映射将有助于更好地理解人们的热感觉。

先前研究表明，主要参数有六项；与完整的十二项参数相比，详细纳入六项主要参数后，性能仅提升 2.6% [31]。物联网低成本传感器可检测六项主要参数中的两项：温度和相对湿度。居住者数据条目可提供服装热阻、代谢率或活动情况，以及年龄信息。低成本传感器不易检测空气流速。本研究还尝试将参数缩减至五项，以便更轻松地部署住宅物联网系统。精确的空气流速传感器及其布置方式不适用于住宅物联网系统。本研究将概述，即使不使用空气流速传感器，人工智能的结果仍可接受。

此外，还研究了省略年龄参数的系统。这样做的原因是，ASHRAE 数据库中年龄数据的缺失率较高。ASHRAE 数据库中五个主要参数的缺失数据见附录 A。

3.2 数据语义增强

语义增强的基础是温度

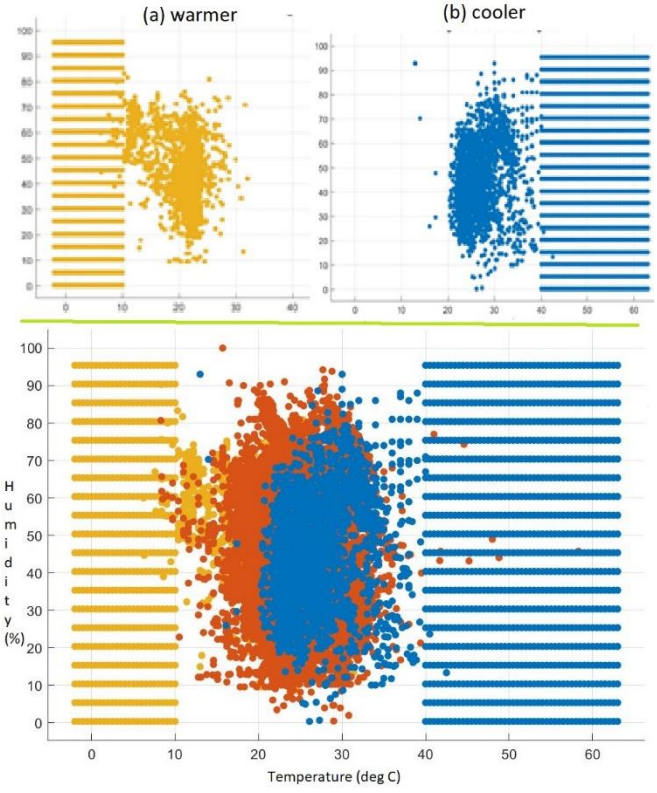


图 3. 经过过滤和语义增强后的数据库映射：（a）较暖类别；（b）较凉类别

数据。选择这些数据，是因为需要进行增强的类别是“较暖”和“较凉”。图 3 显示了这两个类别、增强后的数据以及数据映射图。“无变化”类别因数据充足而保持不变。此方法还保留了 ASHRAE 数据库中的心理因素和精确测量值。

数据增强的范围根据以下理念确定：增强数据不会改变从 ASHRAE 数据库中获取的原始数据。“更暖”类别使用低于映射后 ASHRAE 数据温度值的数据进行增强，该温度值为 10 摄氏度。“更凉”类别则使用高于 40 摄氏度的数据进行增强。由此可见，语义增强的方向互不重叠，ASHRAE 数据库的本质得以保留。如图1所示，增强数据的这一范围也在舒适区之外。生成语义增强数据的算法如下：

算法 1：语义增强数据

```
//%”较冷增强类别”
输入：数据间隔
行=0;
对于 克罗=0 至 2.89，步长为克罗_个区间 执行
  对代谢当量=0.65 至 6.83 进行循环，步长为代谢当量_个区间 执行
    对于 温度=40 至 63.2，步长为温度_个区间 执行
      对于 相对湿度=0.4 至 100，步长为相对湿度_个区间 执行
        对于 年龄= 6 至 99，步长为年龄_个区间 执行
          行=行+1;
          AugMat(行,1)=克罗;
          AugMat(行,2)=代谢当量;
          AugMat(行,3)=温度;
          AugMat(行,4)=相对湿度;
          AugMat(行,5)=年龄;
          AugMat(row,6)=”较冷”;
        结束循环
      结束循环
    结束循环
结束循环
输出： 增强矩阵：AugMat(row,[1:6])
//%“用于较暖增强类别”
// 与较暖类别类似，除了这一行:
// 对于 温度=0 至 10，以温度_为间隔 执行
//
 // AugMat(row,6)=”较暖”;
// 温度范围可扩展，以涵盖更极端的温度
```

3.3 基于湿空气线图的验证与参数可视化

监督学习的测试和验证通常使用随机抽取的数据子集进行。测试和验证的典型比例为 10% 至 20%。比例越高，准确率可能会下降 [31]。然而，使用更多数据并不能保证准确率更高，还可能导致过拟合问题。

检查学习过程是否存在过拟合问题并不容易。本文提出使用湿空气焓湿图映射来验证监督学习结果。这种方法基于湿空气焓湿图中的舒适区图。如果将数据序列输入系统，过拟合会导致图中无法呈现正确的模式。映射结果示例见图 4。

该模式使用验证数据生成，数据范围为相对湿度 0% 至 100%，温度 10 °C 至 40°C。年龄、服装热阻和活动量等其他参数可预先设定为中位数。结果可通过不同颜色或符号映射，以表示输出。示例中的蓝色表示需要较暖温度的类别，红色表示需要较凉温度的类别，绿色则表示舒适区（无变化）。如果发生过拟合，生成的模式将与图 1 所示的舒适区模式大不相同。

这种验证方法也可用于比较参数变化的影响。在其他参数保持不变的情况下，可以调整一个参数的值。由此可以捕捉并模拟各参数对舒适区的影响。这种方法可简化对影响热舒适的多维参数的表示。

4 结ESULT 果与讨论ISCUSSION

数据筛选的目的是尽可能多地利用 ASHRAE 数据库中的数据条目，同时移除不一致的数据，并保留数据库中记录的人体舒适度心理层面的信息。这些已筛选的数据可用作基础训练数据，使人工智能开发者不必费力采集数据，也不必以降低居住者的舒适度为代价。随后，用户可以根据个人偏好覆盖系统设置。个人偏好可在系统开发的后期阶段录入。

筛选过程包括五项不一致性检查，各项筛选从 ASHRAE 数据库中过滤掉的数据条目数量见附录 B。ASHRAE RP-884 数据库包含 25,616 条数据，ASHRAE 热舒适数据库 II（1995 – 2015）包含 81,967 条数据。经过筛选后，ASHRAE RRP-884 中的数据量为 14,970 条，过滤掉的数据条目为

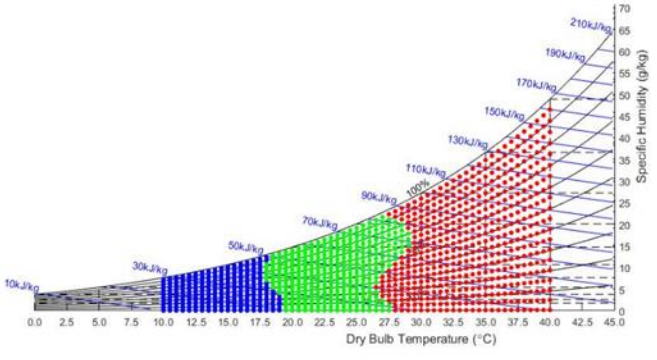


图 4. 映射预训练系统生成的舒适区。

10,646 条，占 41.56%。经过筛选后，ASHRAE 热舒适数据库 II 中的数据条目为 50,286 条，过滤掉 31,681 条，占 38.65%。总计而言，筛选后的 ASHRAE 数据库包含 65,256 条数据，占 60.66%（过滤掉 42,327 条，占 39.34%）该数据集的数据量至少是先前研究的三倍。数据更加详尽，意味着系统能够更好地捕捉居住者的差异。进一步处理数据可以消除过拟合风险。筛选所用的简单算法如下：

算法 2：ASHRAE 数据的简单数据筛选 - tabase //% 基于五项不一致性检查进行简单过滤 // 条目将被标记为 0 以进行过滤，标记为 1 以保留 // 含有“NA”条目的字段将被跳过 输入：ASHRAE 数据库，用于 ctr=1 to size（ASHRAE 数据库）执行 //% 热可接受性与热偏好 IF((THERMAL_ACCEPTABILITY=1) *(THERMAL_PREFER- ENCE="无变化"),1,IF((THERMAL_ACCEPTABIITY=0) *(THERMAL_PREFERENCE="较凉"), 1,IF((THERMAL_AC- CEPTABILITY=0)*(THERMAL_PREFERENCE="较暖"), 1,IF(OR((THERMAL_ACCEPTABILITY="NA"),(THERMAL_PREFERENCE="NA")),"NA",0)))) //% 热感觉与热可接受性 IF((THERMAL_ACCEPTABILITY=1) *(ABS(THERMAL_SEN- SATION)>2),0,IF((THERMAL_ACCEPTABILITY=0)*(ABS (THERMAL_SENSATION)<=1), 0,IF(OR((THERMAL_ACCEPT- ABILITY="NA"),(THERMAL_SENSATION="NA")),"NA",1))) //% 热感觉与热偏好 IF((THERMAL_PREFERENCE="较暖")*(THERMAL_SEN-SATION<-2),1,IF((THERMAL_PREFERENCE="较凉")*(THER-MAL_SENSATION>2),1,IF((THERMAL_PREFERENCE="无变化") *(ABS(THERMAL_SENSATION)<=1),1,IF((THERMAL_SENSATION>1)*OR((THERMAL_PREFERENCE="较凉"), (THERMAL_PREFERENCE="无变化"))*(THERMAL_SEN-SATION<2),1,IF((THERMAL_SENSATION<-1)*OR((THER-MAL_PREFERENCE="较暖"),(THERMAL_PREFERENCE="无变化"))*(THERMAL_SENSATION>-2),1,IF(OR((THER- MAL_SENSATION="NA"),(THERMAL_PREFERENCE="NA")), "NA", 0)))))) //% 热舒适与热偏好 IF((THERMAL_COMFORT=1) *(THERMAL_PREFERENCE="无变化"),0,IF((THERMAL_COMFORT=6)*OR((THERMAL_PREFERENCE="较凉"), (THERMAL_PREFERENCE="较暖")),0,IF(OR((THERMAL_PREFERENCE="NA"),(THERMAL_COMFORT="NA")),"NA",1))) //% 热舒适与热感觉 IF((THERMAL_COMFORT=1) *(ABS(THERMAL_SENSA- TION)<=2),0,IF((THERMAL_COMFORT=6)*(ABS(THER- MAL_SENSATION>2), 0,IF(OR((THERMAL_COMFORT="NA"),(THERMAL_SENSATION="NA")),"NA",1))) 结束循环 输出：已标记的 ASHRAE 数据库

已筛选的数据库经过映射，并与原始 ASHRAE 数据库进行比较。图 5 展示了以温度为横轴、相对湿度为纵轴的映射结果。原始数据库映射显示在左侧，已筛选的数据库显示在右侧。该图展示了基于三个热感觉投票类别组的数据映射，分别为“无变化”、“较暖”和“较凉”。可以看出，ASHRAE 数据库中的各类别之间存在较大程度的重叠。这种显著的重叠导致使用该数据库训练人工智能时存在困难。在存在过拟合风险的情况下，很难实现适当的分类过程。

右侧所示的已筛选数据库减少了类别之间的重叠。这种方法使学习过程更有可能生成更好的训练结果，从而实现适当的分类。“较暖”类别与“较凉”类别之间的映射位置在生理意义上看起来优于原始数据库。其他参数的映射见附录 C。附录 C 中的图展示了服装热阻与室内温度、居住者的活动量/代谢率与室内温度，以及居住者的年龄与室内温度之间的数据库映射。与相对湿度和温度映射类似，经过数据库筛选后，这些参数中的各类别具有更好的分类条件。

该图还显示了“较暖”类别和“较凉”类别在数据可用性方面存在缺口。这样做不仅是为了使特征空间保持一致。此外，系统还需要在数据库中为“较暖”和“较凉”类别登记不同范围的数据。为了获得更好的学习效果，系统需要更多舒适温度区域之外的数据。语义增强是解决这一问题的方法。该方法的结果将在第 4.3 小节中介绍。

4.1 排除空气流动以适应物联网系统并排除年龄因素

空气流动是影响热舒适的六个关键参数之一。然而，这一参数无法轻易从物联网传感器系统中获取。本研究部署的系统采用五个参数，以及不包含居住者年龄数据的四个参数。该案例研究用于模拟居住者年龄信息不可用的情况。通过比较两个系统的结果，可以展示它们各自的特征。随后，将原始 ASHRAE 数据库与筛选后的 ASHRAE 数据库组合，用作 29 种知名人工智能分类算法的训练数据。每个数据库和方法的准确率结果见附录 D。附录 D 中所用各分类方法的参数见附录 E。准确率结果的平均值见表 1。

结果表明，数据筛选提高了训练结果的准确率。所提出的过滤方法可以使 ASHRAE 数据库在用于每个 RP-884 数据库、热舒适数据库 II 以及两个数据库的组合时表现更好。所有训练方法的准确率均有所提高。与整个原始数据库进行测试时，其结果仍优于使用未过滤数据进行训练的结果。此外，除数据筛选外，人工智能流程中还已包含数据归一化，以获得

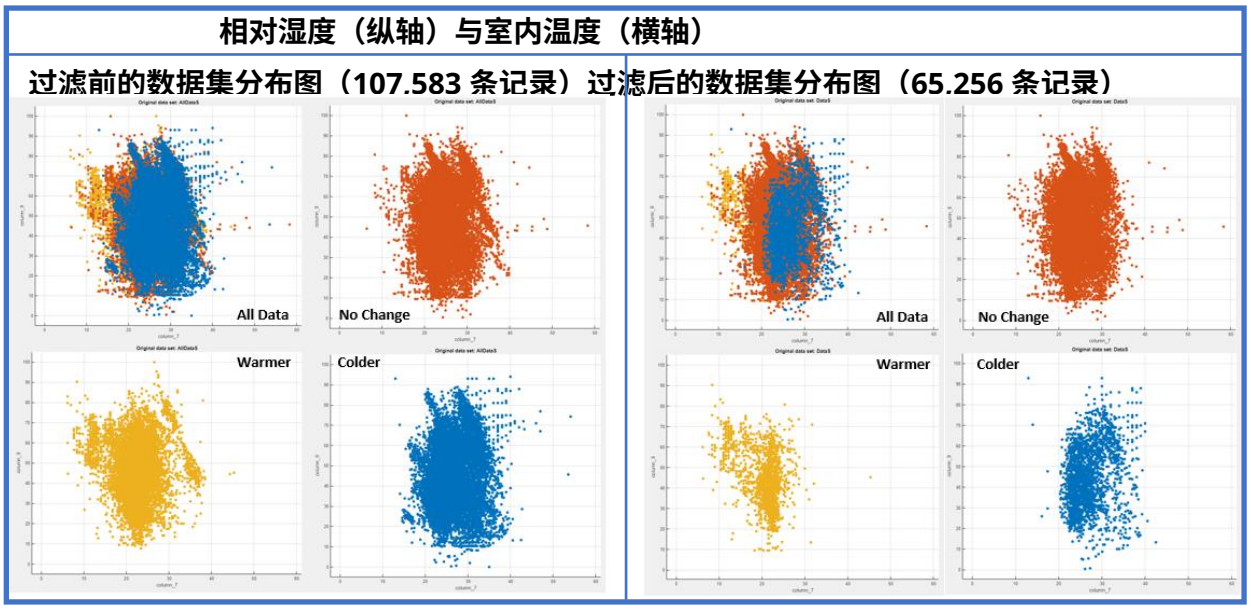


图 5. AS　　过滤前后相对湿度与室内温度的 ASHRAE 数据库映射　　g

更好的结果。结果还表明，减少参数（年龄参数）可以保持准确率。该结果可能是由过拟合或特征空间不平衡造成的。语义数据增强将为这一问题带来更高的准确率。该语义增强的性能将结合湿空气焓湿图，在第 4.2 小节中进行讨论。

表 1 29 种分类方法的平均准确率

Database	Average (%)
ASHRAE RP-884	51.87
Filtered ASHRAE RP-884	76.09
Filtered ASHRAE RP-884 Tested with All Data	49.05
ASHRAE RP-884 without age	55.05
Filtered ASHRAE RP-884 without age	80.40
Filtered ASHRAE RP-884 without age Tested with All Data	50.70
ASHRAE Global Thermal Comfort Db II	42.00
Filtered ASHRAE Global Thermal Comfort Db II	70.23
Filtered ASHRAE Global T C DB II Tested with All Data	47.23
ASHRAE Global T C Db II without age	50.51
Filtered ASHRAE Global T C Db II without age	81.57
Filtered ASHRAE GTC DB II without age Tested with All Data	49.44
ASHRAE RRP-884 and DB II	43.69
Filtered ASHRAE RRP-884 and DB II	74.90
Filtered ASHRAE RRP-884 and GTC DB II Tested with All Data	48.75
ASHRAE RRP-884 and G T C DB II without age	50.53
Filtered ASHRAE RRP-884 and G T C DB II without age	81.52
Filtered ASHRAE RRP-884 and GTC DB II w/o age Tested with All Data	50.87

4.2 使用湿空气焓湿图进行验证，以及数据筛选和语义增强的结果

许多先前的人工智能研究仅使用现有数据进行训练和验证。通常，数据会被随机划分为训练数据、测试数据和验证数据，准确率也完全基于这些数据。由此产生的问题在于舒适区的边界，或是预先定义区域的边缘之外的区域，该区域对居住者而言可能仍然是舒适的。应当对这一范围进行探索，以定义具备节能能力的系统。智能系统可以具备推荐功能，通过告知居住者采取何种衣着或活动能够在较少能源消耗的情况下保持舒适，从而降低能源成本。在冬季，居住者仍有可能通过穿着保温性更高的衣着来保持舒适，同时节省供暖能耗。相反，在炎热夏季，居住者也可能通过穿着更轻薄的衣物、使用风扇以及饮用新鲜饮料来保持舒适，从而节省制冷能耗。这种行为是以往研究中目前存在的空白。

本研究通过提出一种使用湿空气焓湿图和测试数据生成器的验证流程，满足了这些需求。测试数据生成器的工作方式与**算法 1**类似，但参数范围更具体地限定在舒适区图内。温度范围为 10°C 至 40°C，相对湿度范围为 0 至 100%。随后将生成的数据输入智能系统，并将结果绘制在湿空气焓湿图上。图中可用不同颜色绘制各个标签，以显示“无变化”类别、“更暖”类别和“较凉”类别。先前的研究也将训练结果映射到湿空气焓湿图上，但未进行测试数据生成。这种方法使验证仅限于现有数据，无法充分绘制舒适区。使用生成的数据可以适当地绘制舒适区，并直观呈现热舒适区的边界。

为比较学习结果以及过滤和语义增强方法的效果，本研究采用神经网络算法。如图6所示，神经网络结构分别使用原始 ASHRAE 数据、已筛选数据和已筛选的语义增强数据进行训练。该宽型神经网络

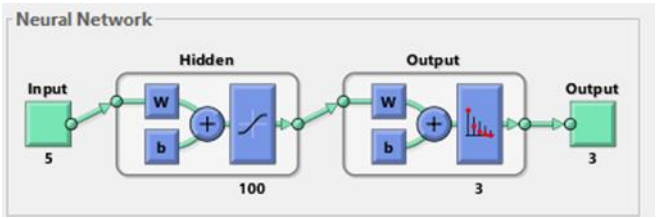


图6. 用于湿空气焓湿图验证的简单神经网络结构。

包含 100 个隐藏层。此次神经网络训练的学习数据集由 70 % 的训练数据、15% 的验证数据和 15% 的测试数据组成。这些数据组的选择基于随机抽样。这项试验涉及的参数包括室内温度、相对湿度、服装热阻、活动量/代谢率和年龄。人工智能系统以 45.6% 的准确率输入生成的测试数据。此次测试涉及的参数为室内温度、相对湿度、服装热阻和活动量/代谢率的组合。年龄参数为单一值，随机选取，以减少训练数据量。不同的年龄参数值将在后续第 4.3 小节中讨论。分类结果绘制在湿空气焓湿图中，如图 7(a) 所示。该结果显示出一个不完整的舒适区。只有“无变化”和“较凉”类别占主导地位，舒适区未能正确绘制。“无变化”类别以绿色表示，“较凉”以红色表示，“较暖”以蓝色表示。舒适区范围为 10°C 至 30 °C，与预测平均投票-预测不满意百分比结果相比，这是无效的。

图7（b）展示了系统生成的测试数据的湿空气焓湿图，该系统使用筛选后的 ASHRAE 数据库进行训练。参数和数据集分组方法与图7（a）的试验相似。此次训练的准确率为 55.5%。图中可以看到全部三个类别，但舒适区仍未正确绘出。“较暖”类别仅覆盖图表的一小部分，而舒适区范围从 10°C延伸至40°C以上；与预测平均投票-预测不满意百分比的结果相比，这一范围并不合理。这个问题表明，系统需要进行语义增强才能生成正确的结果。

经过语义增强的训练数据在部署时，准确率约为98%。参数和数据分组方式与图7（a）和图7（b）的试验相似。对筛选后的 ASHRAE 数据进行语义增强后生成的湿空气焓湿图如图7（c）所示。在此结果中，舒适区得到了更好的呈现。舒适区范围从17.5°C到约29°C。该结果优于图7（a）和图7（b）所示的前两张图。此结果呈现了图1中的舒适区。

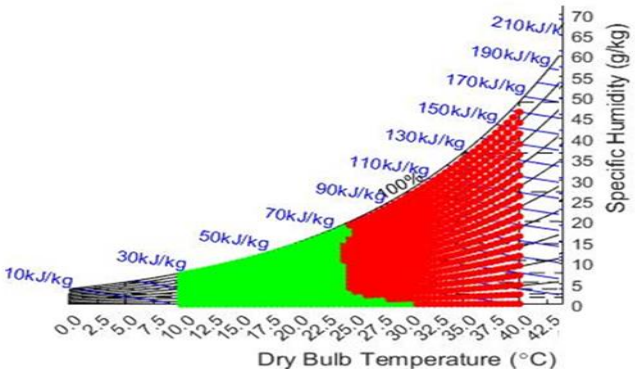
尽管从数据训练的准确率中可以看出系统表现可能很高（如附录 D 所示），但系统训练结果仍需进一步验证。验证方法可以采用舒适区的湿空气性质映射。图7强调了使用湿空气焓湿图进行验证的重要性

4.3 湿空气焓湿图中的参数化可视化

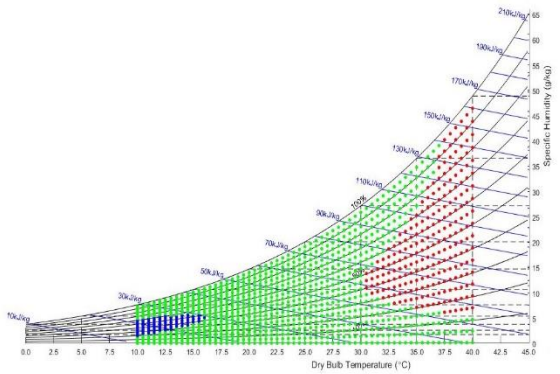
上一小节所示的参数可以展示“较暖”“无变化”和“较凉”类别之间的差异，例如通过年龄这一参数的特定取值，显示每个参数值对应的潜在舒适区。如果相应地改变参数，则可以对该参数变化对热舒适区的影响进行映射和研究。参数变化对热舒适区的影响如图8所示。

本文评估了年龄参数对热舒适区的影响。该评估成为采用此方法进行参数评估的示例

(a)



(b)



(c)

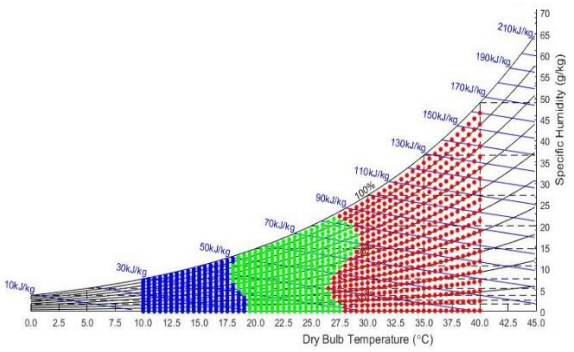


图7. 使用以下数据训练得到的舒适区湿空气焓湿图映射：(a) 原始 ASHRAE 数据库；(b) 筛选后的 ASHRAE 数据库；(c) 经数据语义增强的筛选后 ASHRAE 数据库

。年龄参数是能够体现热舒适中人体状况因素的参数之一。热舒适并非一个标准，而是基于个人因素。研究表明，年轻人、老年人、残障人士或暂时患病人群的舒适区会有所不同。

图8（a）展示了基于经过数据语义增强的已筛选 ASHRAE 数据绘制的成人舒适区。图8（b）展示了老年人群的同一舒适区，同样基于经过数据语义增强的已筛选 ASHRAE 数据库绘制。根据该图，系统设计者可以深入了解如何设计和测试人工智能系统，因为舒适区的边界并不明确，而且因人而异。

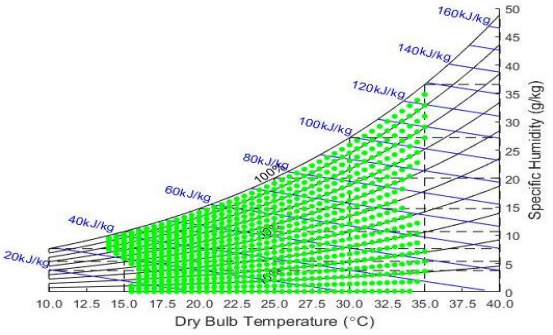
同一年龄组中也出现了类似的结果。服装热阻和活动量／代谢水平的差异会导致不同的热环境条件。图8（b）、图8（c）和图8（d）展示了这种情况。图8（b）表示“无变化”类别，图8（c）表示“较暖”类别，图8（d）表示“较凉”类别。该图显示，“无变化”类别与“较暖”和“较凉”类别均有交集。这意味着，如果一个人觉得冷、需要较暖的环境，另一个人可能会觉得舒适。如果一个人觉得热、需要较凉的室内环境，另一个人也可能会觉得舒适。更极端的情况是图8（c）与图8（d）重叠，这意味着在相同温度下，一个人希望温度更高，而另一个人却希望温度更低。这种情况凸显了系统需要提供手动覆盖功能，以便居住者调整系统设置。

4.4 模型的潜在改进与未来工作

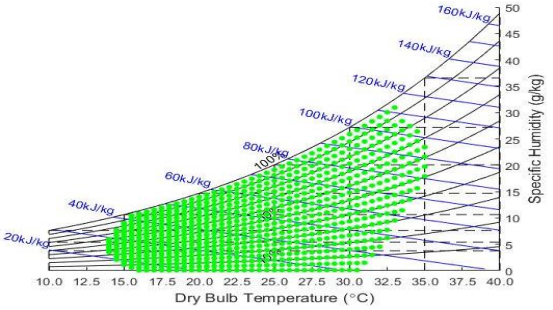
语义增强已证明能够稳健地处理热舒适数据。语义增强也可能应用于其他参数，而不改变 ASHRAE 数据库中记录的舒适概念。湿度参数可以作为未来工作的候选方向之一。目前尚无关于舒适湿度值的建议，但相对湿度的健康范围为不高于 80%、不低于 15%。这一差距使得为相对湿度的舒适值引入语义增强成为可能。该系统可进一步开发，用于控制室内加湿器或除湿器。

该系统的另一个潜在发展方向是引入建议与游戏化系统，在维持舒适度的同时降低能源使用量。由于热舒适是一种与记忆相关、而不仅仅与生理状态相关的心理状态，游戏化功能和智能系统预设有助于实现降低供暖或制冷能源使用量的目标。该系统可通过游戏化和建议影响用户，使其感到舒适，但这需要一个较长的适应过程 [8]。例如，对于低温，接触寒冷并进行冷适应可以改善对寒冷的主观反应 [25]。因此，利用 ASHRAE 数据库开展这项研究至关重要，它能够为……提供基础能力用于提供舒适体验的智能系统。系统还可以设定更有利于健康的目标，例如让用户处于较低温度环境中，以减少体脂 [23]。

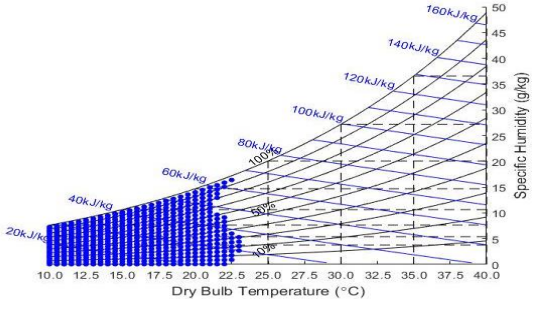
(a)



(b)



(c)



(d)

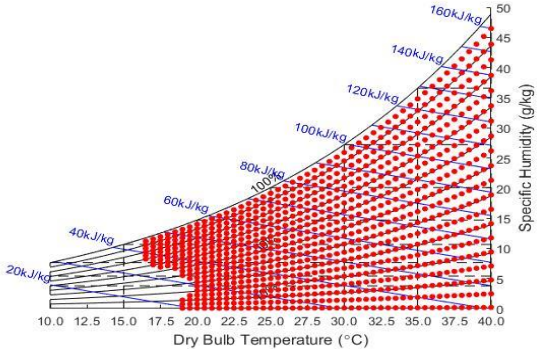


图8.（a）使用筛选后的 ASHRAE 数据库并通过面向成年人的数据语义增强训练得到的舒适区湿空气焓湿图映射；（b）老年人群体的湿空气焓湿图映射；（c）老年人群体的“更暖”类别；（d）老年人群体的“较凉”类别

5 CONCLUSION

获取热舒适数据集并非易事。本研究针对 ASHRAE 数据库开发了过滤和语义增强方法，该数据库是最可靠的热舒适数据库之一。本研究还证明，该数据库在热舒适区预测方面能够取得良好表现。本研究表明，即使人工智能流程的训练具有出色的训练验证百分比，也不能保证系统在极值数据或舒适区边界内的数据上表现良好。基于这一发现，本研究还提出了基于测试数据生成的方法，以及通过湿空气线图舒适区映射进行验证的方法。该方法将有助于根据热舒适区的湿空气线图分析各参数对热舒适的影响。

参考文献

[1] E. I. S. 商业部、首相办公室，《具有里程碑意义的战略阐明英国净零排放路径》，载于《净零战略》阐述了英国将如何履行到2050年实现净零排放的承诺，编，英国伦敦：首相办公室，2021年。

[2] T. R. H. P. H. 英国财政部，《《2019年春季声明》：您需要了解的内容》，2019年3月13日。[在线]。可获取：https://www.gov.uk/government/news/spring-statement-2019-what-you-need-to-know[3] N. E. Klepeis 等，《全国人类活动模式调查（NHAPS）：用于评估环境污染物暴露情况的资源》，《暴露分析与环境流行病学杂志》，原始文章，第11卷，第231页，2001年07月24日在线发表，doi：10.1038/sj.jea.7500165。[4] （2021年10月19日）。面向低碳供热的市场机制。[在线] 可获取：https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/1026607/clean-heat-market-consultation.pdf[5] C. I. o. B. S. E.（CIBSE）。“CIBSE发布高密度住房热泵设计指南。”https://www.cibse.org/news-and-policy/september-2021/cibse-launches-design-guidance-for-heat-pumps-in-h（访问日期：2021年12月12日。[6] I. N. Joshua Bird、Ilaria Ricci Curbastro 和 Michael Edwards，《多单元住宅建筑热泵安装》，A. Deas 编，英国伦敦：英国建筑服务工程师特许学会，2021年。[7] （2021年12月）。英格兰住房调查。 [在线]可获取：https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/1039214/2020-21_EHS_标题_报告.pdf[8] K. Karyono、B. M. Abdullah、A. J. Cotgrave 和 A. Bras，《从20世纪20年代、当下到未来的自适应热舒适综述》，《建筑环境发展》《环境》 ，第4卷，p. 100032 ，2020/11/01/ 2020年，doi: https://doi.org/10.1016/j.dibe.2020年.100032.

[9] C. Q. Choi，“揭示人工智能失败的 7 种方式：神经网络可能极其脆弱、健忘，而且数学能力出奇地差”，*IEEE Spectrum*，第 58 卷，第 10 期，第 42-47 页，2021年，doi：10.1109/MSPEC.2021.9563958。

[10] P. O. Fanger，热舒适：环境工程中的分析与应用。丹麦哥本哈根：丹麦技术出版社，1970 年，第 244 页。

[11] P. Höppe，“评估室内和室外热舒适的不同方面”，《能源与建筑》，第 34 卷，第 6 期，第 661-665 页，2002/07/01/ 2002年，doi：https://doi.org/10.1016/S0378-7788(02)00017-8。

[12] D. Enescu，“室内环境热舒适模型和指标综述”，《可再生能源与可持续能源评论》，第 79 卷，第 1353-1379 页，2017 年，doi：10.1016/j.rser.2017.05.175。

[13] B. Givoni，《舒适度、气候分析与建筑设计指南》，《能源与建筑》，第18卷，第1期，第11-23页，1992/01/01/ 1992，doi：https://doi.org/10.1016/0378-7788(92)90047-K。

[14] R. F. Rupp、N. G. Vásquez 和 R. Lamberts，《建成环境中的人体热舒适综述》，《能源与建筑》，第105卷，第178-205页，2015，doi：10.1016/j.enbuild.2015.07.047。

[15] G. S. Brager 和 R. J. de Dear，《建成环境中的热适应：文献综述》，《能源与建筑》，第27卷，第1期，第83-96页，1998/02/01/ 1998，doi：https://doi.org/10.1016/S0378-7788(97)00053-4。

[16] M. H. Fergus Nicol, Susan Roaf，《适应性热舒适：基础与分析》。伦敦：Routledge，2015年。

[17] ASHRAE，“ANSI/ASHRAE 55号标准《人体占用的热环境条件》”，编，2017年。

[18] M. Luo，《建筑环境中人体热适应的动态与机制：一窥建筑中的自适应热舒适》。Springer Nature，2019年。

[19] K. Karyono、B. M. Abdullah、A. J. Cotgrave 和 A. Bras，“适应性室内热舒适的经验与记忆原理”，载于《智能可靠工程系统：第*11*届智能能源管理、电子学、电力与热能、机器人和自动化国际会议（*IEMERA-2020*）》，2021年：CRC Press，第14–19页。

[20] t. H. a. S. Executive。《热舒适》。《健康与安全执行局》。http://www.hse.gov.uk/temperature/thermal/（访问日期：2019年11月13日，2019年）。

[21] R. Basu 和 J. M. Samet，“马里兰州巴尔的摩老年人群环境热暴露的暴露评估研究”，（英文），《环境健康展望》，第 110 卷，第 12 期，第 1219-1224 页，2002年，doi：10.1289/ehp.021101219。

[22] E. H. K. Yung、S. Wang 和 C.-k. Chau，“老年人的热感知、开放空间使用模式及满意度”，《景观与城市规划》，第 185 卷，第 44-60 页，2019 年，doi：10.1016/j.landurbplan.2019.01.003。

[23] A. A. van der Lans等人，《冷适应会募集人体

棕色脂肪并增加非战栗产热》，《临床研究杂志》，第123卷，第8期，第3395-3403页，2013年。

[24] K. Karyono、A. Romano、B. M. Abdullah、J. Cullen 和 A. Bras，《通过估算室内相对湿度、能源使用量并预测燃料贫困，探讨热湿模拟在不同住房类型中的作用》《建筑与环境》，第 207 卷，108468 页，2022/01/01/ 2022，doi: https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108468.

[25] M. J. Hanssen 等，《短期冷适应会促使肥胖人群募集棕色脂肪组织》，《糖尿病》，第 65 卷，第 5 期，第 1179-1189 页，2016。

[26] V. Földváry Ličina 等 *ASHRAE*全球热舒适数据库*II*，doi: https://doi.org/10.6078/D1F671

[27] V. Földváry Ličina 等，《ASHRAE全球热舒适数据库II的开发》，《建筑与环境》，第 142 卷，第 502-512 页，2018/09/01/ 2018，doi: https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.06.022.

[28] W. Ji、Y. Zhu 和 B. Cao，《利用 ASHRAE 全球热舒适数据库开发预测热感觉（PTS）模型》，《能源与建筑》，第 211 卷，第 109780 页，2020/03/15/ 2020，DOI：https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109780。

[29] T. Cheung、S. Schiavon、T. Parkinson、P. Li 和 G. Brager，《使用 ASHRAE 全球热舒适数据库II 分析 PMV–PPD 模型的准确率》，《建筑与环境》，第 153 卷，第 205–217 页，2019，DOI：10.1016/j.buildenv.2019.01.055。

[30] X. Zhou 等，《基于数据驱动的支持向量机算法热舒适模型：来自 ASHRAE RP-884 数据库的见解》，《能源与建筑》，第 211 卷，第 109795 页，2020/03/15/ 2020，DOI：https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109795。

[31] M. Luo 等，《使用 ASHRAE舒适数据库II 比较机器学习算法对热感觉的预测》，《能源与建筑》，第 210 卷，文章编号 109776，2020/03/01/ 2020，doi: https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109776。

[32] Z. Wang 等，《基于 ASHRAE 数据库重新审视热舒适方面的个体差异和群体差异》，《能源与建筑》，第 219 卷，文章编号 110017，2020/07/15/ 2020，doi: https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110017。

[33] Z. Wang、J. Wang、Y. He、Y. Liu、B. Lin 和 T. Hong，《使用机器学习对基于 ASHRAE 全球热舒适度数据库的主观热舒适度指标进行维度分析》，《建筑工程学报》，第 29 卷，文章编号 101120，2020/05/01/ 2020，doi:https://doi.org/10.1016/j.jobe.2019.101120。

[34] M. Ye、J. Shen、X. Zhang、P. C. Yuen 和 S. F. Chang，《增强不变性和实例扩散特征用于 Softmax 嵌入》，《*IEEE* 模式分析与机器智能汇刊》，第 1-1 页，2020年，doi：10.1109/TPAMI.2020.3013379。

[35] Y. Wang、G. Huang、S. Song、X. Pan、Y. Xia 和 C. Wu，“通过语义数据增强对深度网络进行正则化”，《*IEEE* 模式分析与机器智能汇刊》，第 1-1 页，2021年，doi：10.1109/TPAMI.2021.3052951。

Kanisius Karyono 目前正在利物浦约翰摩尔斯大学建成环境系攻读博士学位。他于2000年获得日惹阿特玛查亚大学信息学学士学位，并于2002年获得印度尼西亚加查马达大学电气工程学士学位。2009年，他获得印度尼西亚佩利塔哈拉潘大学电气工程硕士学位。他在印度尼西亚 Universitas Multimedia Nusantara 电气工程系任职。Kanisius 的研究领域包括人体舒适度（照明与热舒适）、物联网、智能系统、无线传感器网络、通信协议建模和工业4.0。

Badr Abdullah 是建成环境系建筑工程与建筑设备工程项目负责人。Badr 于2004年在利物浦大学获得电气工程与电子学工程硕士学位，并于2007年获得混合焊接过程及危险环境实时视觉监测系统博士学位。Badr 的主要教学领域包括工程学与应用数学、工程原理和电气工程。除教学工作外，Badr 还领导工程与技术学院的 i4Sens3D（工业4、传感器与无人机）研究组。Badr 的研究兴趣广泛，涵盖多种独特的应用科学与技术，致力于设计和开发适用于各类行业的传感器，例如建成环境、能源、石油/天然气、环境监测、制造业和医疗保健。

Alison Cotgrave是建筑环境教育教授，也是土木工程与建成环境学院的学科负责人，负责土木工程、建筑工程、建筑设备工程、施工管理、建筑技术、房地产、工料测量和建筑测量专业。不过，她目前借调担任学术注册主任一职，任期至2022年5月。她从事学术工作已有27年，此前曾在建筑业担任工地经理。1988年获得建筑学荣誉理学学士学位后，她于1997年在曼彻斯特大学完成教育学硕士学位，随后于2008年在利物浦约翰·穆尔斯大学获得博士学位。她是英国特许建造学会会士、英国皇家特许测量师学会会员、特许环境师、领导力基金会会士，以及高等教育学院高级会士。她合著了多本建筑技术方面的书籍，并在建筑教育中的可持续性领域发表了大量著作。目前，她参与指导多名博士生，其研究课题涵盖建筑教育学，以及为建筑物选择可再生/可持续能源系统而设计决策辅助工具。她担任多所高等教育机构的外部考官，也是英国特许建造学会认证评审委员会成员；该委员会负责评审并认证英国及国际上的施工管理课程。

Ana Bras 是一名土木工程师、特许工程师、英国土木工程师学会会士，拥有17年研发与咨询经验，专注于生物基复合材料，致力于提升建筑和钢筋混凝土结构改造方案的耐久性并尽量降低湿热风险。她是英国利物浦约翰摩尔斯大学土木工程与建筑环境系基础设施生物材料高级讲师（副教授）。她于2004年毕业于里斯本新大学，获得土木工程硕士学位，完成了为期五年的大学课程。2011年，她在里斯本新大学完成土木工程博士学位研究，专业方向为建筑修复。她是一名研究人员和研究项目经理，积极参与多个研发项目，并为多家机构提供咨询服务，其中包括：里斯本新大学（葡萄牙）、巴斯大学（英国）、坎皮纳斯大学（UNICAMP，巴西）、塞图巴尔理工学院（IPS，葡萄牙）、焊接与质量研究所（ISQ，葡萄牙），以及近期任职的利物浦约翰·穆尔斯大学。与此同时，她还参与地平线2020任务组，负责评估欧盟项目。Ana 开展基于性能的设计领域研究，运用生物启发解决方案（实验室和计算

方法），为建筑和结构选择最佳改造方案。她采用概率方法，提高可持续解决方案在使用寿命方面的有效性，并估算节能量和湿热风险。

Jeff Cullen毕业于利物浦大学电气工程与电子学学院，获计算机电子与机器人学荣誉学士学位。随后，他于2000年在利物浦大学获得博士学位，博士论文题为《工业自动化应用的光学技术》。他的博士后研究生涯始于利物浦大学，在Jim Lucas教授的指导下研发卡车轮胎压力监测系统。他还参与研发了一种新型紫外微波系统，之后又开发了在线点焊监测器，用于预测焊接质量并监测能源使用量。2005年，他加入利物浦约翰·穆尔斯大学，成为Ahmed Al-Shamma'a教授领导的射频与微波小组的创始成员，该小组后来成为新成立的BEST（建成环境与可持续技术）研究所的一部分。在此期间，他继续开展能源相关研究，调查休闲产业冰箱的性能。他还利用微波系统，探索以新颖方式加热淋浴用水，以及处理废油以供发电机和生物柴油使用。他还在本科和研究生阶段授课，为工程学院讲授汽车电子、编程和软件工程课程，并协助为建成环境学院讲授能源管理和建筑监测系统相关课程。

附录 A：ASHRAE 数据库中五个主要参数的缺失数据

Dataset Name	Number of Entry	Missing Data Entry									
		Tempera-ture	Tempera-ture in %	Humidity	Humidity in %	Clothing	Clothing in %	Age	Age in %	Metabolic Rate	Metabolic Rate in %
ASHRAE RP-884	25,616	3816	14.90	761	2.97	332	1.30	6899	26.93	2164	8.45
ASHRAE Global Thermal Comfort Database II	81,967	3856	4.70	9060	11.05	7588	9.26	57105	69.67	15000	18.30
TOTAL	107,583	7672	7.13	9821	9.13	7920	7.36	64004	59.49	17164	15.95

附录 B：ASHRAE 数据库中每个过滤项目筛选出的数据条目数量

数据集名称	条目数	不一致性 1	% 不一致 不一致性 1	不一致性 2	% 不一致性 2	不一致 不一致性 3	% 不一致性- 不一致性 3	不一致性- 不一致性 4	% 不一致性 一致性 4	不一致- 性 5	% 不一致- 性 5
ASHRAE RP-884	25,616	3051	11.91	1564	6.11	10192	39.79	192	0.75	129	0.50
ASHRAE Global 热舒适数据库 II	81,967	14236	17.37	10393	12.68	27341	33.36	1106	1.35	326	0.40
总计	107,583	17287	16.07	11957	11.11	37533	34.89	1298	1.21	455	0.42

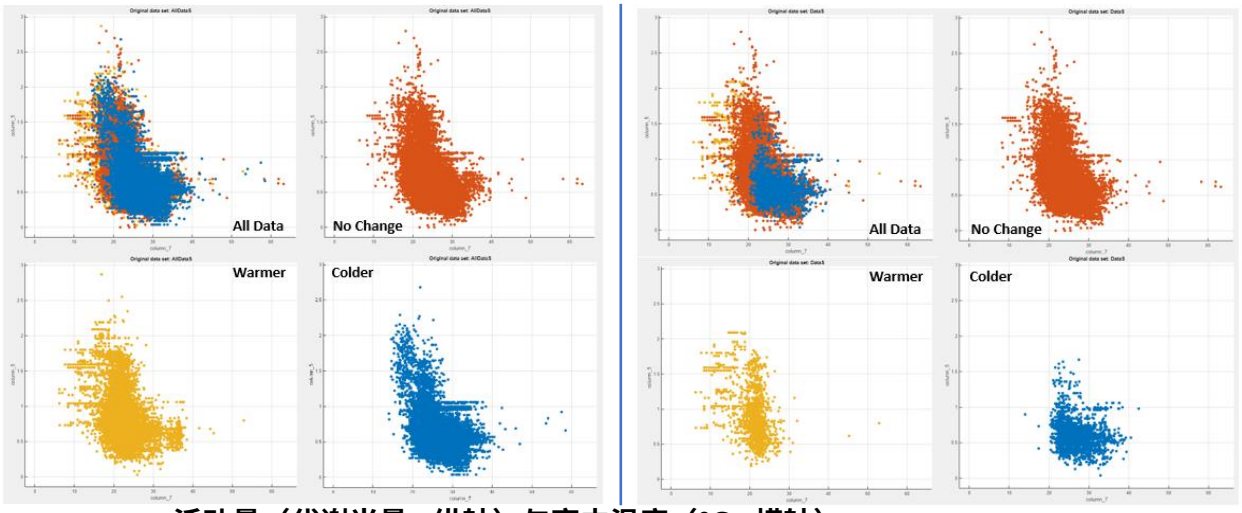
筛选项目：(1)热可接受性与热偏好 (2)热感觉与热可接受性 (3)热感觉与热偏好 (4)热舒适与热偏好 (5)热舒适与热感觉

过滤后，ASHRAE RRP-884 中的数据量为：14,970（筛选值：10,646，占 41.56%）。过滤后，ASHRAE 热舒适数据库 II 中的数据量为：50,286（筛选值：31,681，占 38.65%）。两个数据集中的数据总量为 65,256（筛选值：42,327，占 39.34%）。

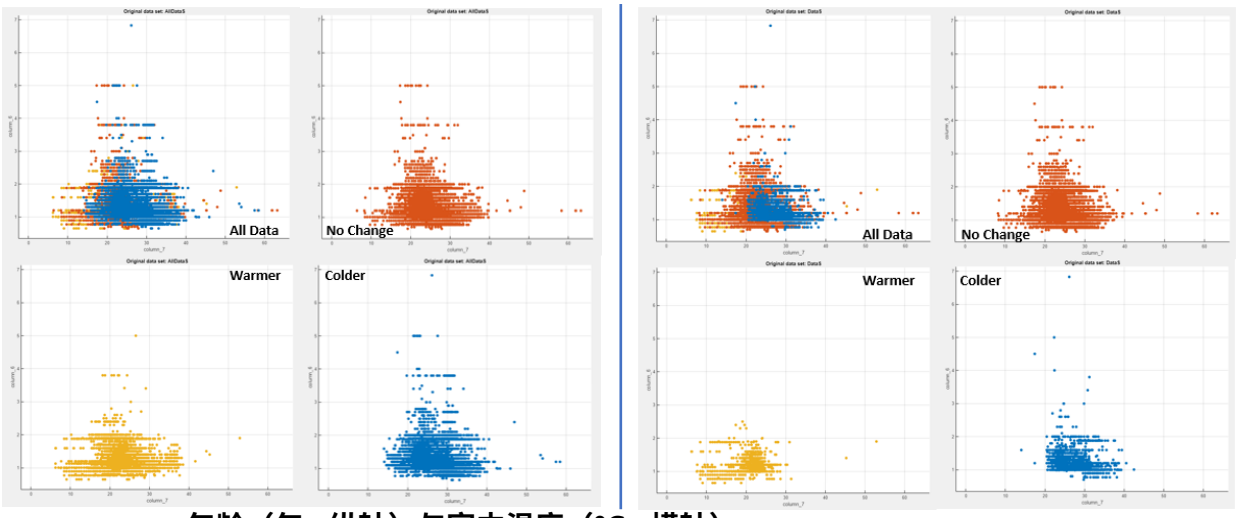
附录 C：过滤前后的数据映射

过滤前的数据集分布图（107,583 条记录）过滤后的数据集分布图（65,256 条记录）

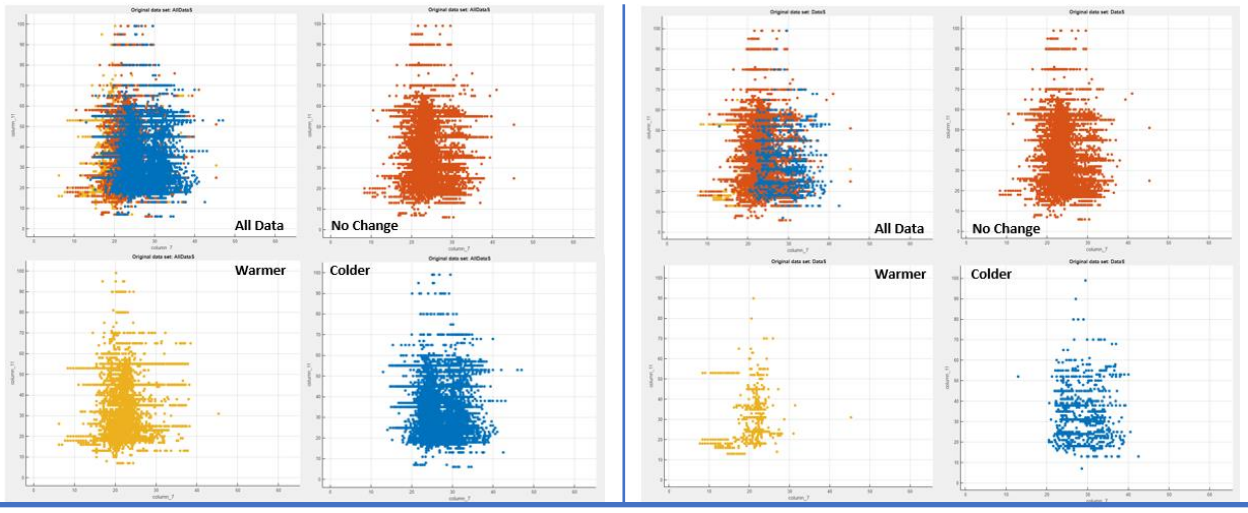
衣着（克罗 - 纵轴）与室内温度（°C - 横轴）



活动量（代谢当量 - 纵轴）与室内温度（°C - 横轴）



年龄（年 - 纵轴）与室内温度（°C - 横轴）



附录 D：分配用于训练和验-
证的数据库分类方
法准确率比较（%）

分类方法	使用所有可用数据进行训练和验证时的准确率（%），未使用主成分分析																	
	ASHRAE RP-884	已筛选 ASHRAE RP-884	已筛选 ASHRAE RP-884 已测试使用所有 Data	ASHRAE RP-884 不含 age	已筛选 ASHRAE RP-884 不含 age	已筛选 ASHRAE RP-884 不含 age 已测试与所有 Data	ASHRAE 全球热舒适度数据库 II	已筛选 ASHRAE 全球温度舒适性数据库 II	已筛选 ASHRAE 全球温度 C DB II 已测试包含所有 Data	ASHRAE 全球温度 C Db II 不含 age	已筛选 ASHRAE 全球温度 C Db II 未使用 age	已筛选 ASHRAE GTC DB II 未使用 age 已测试与全部 Data	ASHRAE RRP-884 和 DB II	已筛选 ASHRAE RRP-884 和 DB II	已筛选 ASHRAE RRP-884 和 GTC DB II 已测试与所有 Data	ASHRAE RRP-884 G T C DB II 未经过 age	已筛选 ASHRAE RRP-884 和 G T C DB II 不含 age	已筛选 ASHRAE RRP-884 和 GTC 不含 DB II age 已测试包含全部 Data
细树	59.20	89.60	53.90	60.70	89.40	53.80	42.50	90.20	51.60	48.50	90.30	51.90	45.00	89.80	52.40	49.00	89.7	52.4
中树	57.70	88.00	52.10	57.80	87.90	52.10	41.10	89.90	51.30	45.40	90.00	51.70	43.60	89.30	52.00	46.50	89.3	52
粗树	53.70	87.20	51.40	54.70	87.50	52.30	39.70	89.80	50.80	41.70	89.80	50.80	42.30	89.10	51.90	42.30	88.9	51.4
线性判别	51.40	87.30	52.00	52.00	86.80	52.20	38.50	89.80	51.30	40.70	89.50	52.30	42.00	89.00	51.60	43.60	88.7	52.3
二次判别	49.50	86.70	52.10	52.80	86.20	52.50	36.80	89.30	51.50	42.50	88.20	52.50	37.80	88.50	52.00	43.70	87.5	52.7
高斯朴素贝叶斯	52.90	85.10	53.30	52.30	85.20	53.20	43.30	88.00	53.50	42.70	88.00	53.50	43.60	86.80	53.60	43.30	86.7	53.6
核朴素贝叶斯	55.70	87.50	52.30	55.70	87.30	52.20	43.20	90.20	51.90	42.60	90.10	51.80	47.40	89.30	52.30	46.00	89.1	52.2
线性支持向量机	36.70	50.10	41.50	41.00	67.50	46.80	36.20	38.10	40.90	43.90	73.80	46.20	35.40	41.50	41.40	42.90	71.4	46.2
二次支持向量机	38.20	50.30	41.50	35.10	67.50	46.80	36.40	38.10	41.10	37.80	72.50	46.60	33.40	41.60	41.40	29.90	59.1	45.9
三次支持向量机	27.10	47.20	41.40	21.00	48.90	44.50	26.70	37.80	41.10	21.70	32.10	32.20	24.80	36.50	41.20	28.00	62.8	46.7
精细高斯支持向量机	45.40	53.60	42.50	52.10	70.50	48.20	41.20	38.70	41.50	56.10	74.80	46.90	41.40	42.70	42.40	53.60	73.2	47.8
中等高斯支持向量机	38.50	51.80	42.40	45.20	68.70	47.60	38.70	38.20	41.20	49.70	74.00	46.40	38.10	41.90	41.80	47.40	72.2	47.1
粗略高斯支持向量机	37.40	50.30	41.50	42.50	67.50	46.80	36.90	38.10	40.90	46.00	73.80	46.20	36.50	41.60	41.50	44.00	71.8	46.6
精细K近邻	73.00	95.60	53.10	87.20	97.90	53.60	50.70	91.10	51.90	79.30	97.10	55.90	56.00	92.40	54.40	81.20	97.4	58.8
中等K近邻	57.40	89.30	52.50	62.50	89.10	52.90	43.70	90.00	51.20	55.60	90.50	52.10	46.70	89.60	52.30	56.20	89.9	53
粗略 K 近邻	54.20	87.80	52.30	57.70	87.70	52.10	42.20	89.80	50.80	49.70	90.00	51.00	44.50	89.00	51.30	50.50	89.2	51.6
余弦 K 近邻	56.60	88.90	52.50	60.90	88.40	52.60	43.40	89.90	51.10	53.80	90.30	51.80	46.30	89.40	52.10	54.50	89.4	52.5
三次 K 近邻	57.30	89.30	52.50	62.20	89.00	53.00	43.70	90.00	51.20	55.50	90.50	52.20	46.60	89.60	52.30	56.10	89.9	53
加权 K 近邻	73.00	95.60	53.60	87.30	97.90	54.30	50.90	91.10	51.60	70.80	97.20	55.00	56.10	92.40	53.80	81.60	97.4	57.3
集成提升树	58.30	88.30	52.10	58.20	88.10	52.20	41.60	89.90	51.10	45.70	90.00	51.00	43.70	89.30	51.60	47.30	89.3	51.8
集成装袋树	78.10	95.50	53.70	88.20	97.60	54.80	53.70	91.10	51.70	80.40	96.60	54.90	56.70	92.30	53.90	81.90	96.9	57
子空间判别集成	52.70	87.20	52.10	52.70	87.00	51.90	43.90	90.00	51.10	41.70	90.10	51.20	44.90	89.20	51.90	43.80	89	51.6
集成子空间 K 近邻	94.10	99.10	53.50	78.50	94.80	53.30	79.80	97.60	56.40	59.50	93.80	53.30	86.30	98.60	58.60	58.50	93.2	54.4
集成 RUS 提升树	41.20	49.20	47.00	42.90	57.00	47.20	41.10	57.20	50.10	42.40	43.80	47.10	36.30	48.90	47.70	35.00	46.7	48.5
窄型神经网络	40.00	88.50	52.50	45.90	68.50	47.80	38.00	35.50	31.90	47.30	73.10	43.40	37.30	89.20	42.00	45.90	71.4	44
中型神经网络	40.80	52.30	42.50	46.90	69.00	48.40	38.40	37.90	41.60	49.50	74.10	46.80	37.80	89.40	42.10	47.20	72.2	47.2
宽型神经网络	42.20	90.40	52.50	50.10	70.10	48.60	34.60	36.20	32.20	49.30	90.30	52.00	38.80	42.20	42.60	49.40	72.5	47.9
双层神经网络	40.50	88.80	52.50	48.50	88.50	53.10	38.20	89.70	51.30	49.50	73.30	44.10	37.80	89.30	51.90	47.80	89.2	51.8
三层神经网络	55.50	52.30	42.50	48.60	89.10	52.80	26.80	89.70	51.30	50.50	90.20	51.70	38.00	89.40	52.30	48.20	89.5	52.3
平均	52.36	77.68	49.49	55.21	81.40	50.95	41.79	72.86	47.76	49.65	82.68	49.74	43.62	76.82	49.18	49.84	82.53	51.02
分类方法	ASHRAE RP-884	已筛选 ASHRAE RP-884	已筛选 ASHRAE RP-884 已测试使用全部 Data	ASHRAE RP-884 不含 age	已筛选 ASHRAE RP-884 不含 age	已筛选 ASHRAE RP-884 未测试 age 已测试全部 Data	ASHRAE 全球热舒适性 DB II	已筛选 ASHRAE 全球热舒适度 Db II	已筛选 ASHRAE 全球温度 C DB II 已测试使用所有 Data	ASHRAE 全球温度 C DB II 不使用 age	已筛选 ASHRAE 全球温度 C Db II 不含 age	已筛选 ASHRAE GTC DB II 不含 age 已测试包含全部 Data	ASHRAE RRP-884 和 DB II	已筛选 ASHRAE RRP-884 和 DB II	已筛选 ASHRAE RRP-884 和 GTC DB II 已测试与所有 Data	ASHRAE RRP-884 和 G T C DB II 不含 age	已筛选 ASHRAE RRP-884 和 G T C DB II 不含 age	已筛选 ASHRAE RRP-884 和 GTC DB II（不含） age 已测试使用全部 Data

各方法的详细参数见附录 E

附录 E：各分类方法的参数

细树	基尼多样性指数，最大分裂数为 100
中树	基尼多样性指数，最大分裂数为 20
粗树	基尼多样性指数，最大分裂数为 4
线性判别	完整协方差结构
二次判别	完整协方差结构
高斯朴素贝叶斯	高斯，无界支撑
核朴素贝叶斯	高斯核类型，无界支撑
线性支持向量机	1 盒约束级别 ，自动核尺度模式 ，一对一多分类方法 ，标准化数据
二次支持向量机	1 盒约束级别 ，自动核尺度模式 ，一对一多分类方法 ，标准化数据
三次支持向量机	1 盒约束级别 ，自动核尺度模式 ，一对一多分类方法 ，标准化数据
精细高斯支持向量机	1 盒约束级别 ，核尺度：0.56 ，一对一多分类方法 ，标准化数据
中等高斯支持向量机	1 盒约束级别 ，核尺度：2.2 ，一对一多分类方法 ，标准化数据
粗略高斯支持向量机	1 盒约束级别 ，核尺度：8.9 ，一对一多分类方法 ，标准化数据

精细K近邻	1 邻居数量、欧几里得距离度量、等权重 距离权重、标准化数据
中等K近邻	10 邻居数量、欧几里得距离度量、等权重 距离权重、标准化数据
粗略 K 近邻	100 邻居数量、欧几里得距离度量、等距离权重、标准化数- 置信度权重，标准化数据
余弦 K 近邻	10 邻居数量、余弦距离度量、等距离 权重、标准化数据
三次 K 近邻	10 个邻居，闵可夫斯基（三次）距离度量， 等距离权重，标准化数据
加权 K 近邻	10 个邻居，欧几里得距离度量，平方距- 离权重，标准化数据
集成提升树	AdaBoost 集成方法，决策树学习器类型，20 最大 分裂数量，30 学习器数量，0.1 学习率
集成装袋树	装袋集成方法，决策树学习器类型，65260 最大 分裂数量，30 学习器数量
子空间判别集成	子空间集成方法，判别学习器类型，30 个学 习器，3 子空间维度
集成子空间 K 近邻	子空间集成方法，最近邻学习器类型，30 学习器数量，3 子空间维度
集成 RUS 提升树	RUSBoost 集成方法，决策树学习器类型，最多 20 个 分裂数量，30 个学习器，0.1 学习率
窄型神经网络	1 个全连接层，层大小为 10，ReLU 激活， 1000 次迭代上限，正则化强度（Lambda）为 0，标准- 化数据
中型神经网络	1 个全连接层，层大小为 25，ReLU 激活， 1000 次迭代上限，0 正则化强度（Lambda），标准- 化数据
宽型神经网络	1 个全连接层，层大小为 100，ReLU 激活 函数，迭代上限为 1000，正则化强度（Lambda）为 0， 标准化数据
双层神经网络	2 个全连接层，第一层和第二层的大小均为 10， ReLU 激活，迭代上限为 1000，正则化强度为 0 （Lambda），标准化数据
三层神经网络	3 个全连接层：第一层、第二层和第三层 大小为 10，ReLU 激活，迭代上限为 1000，正则化 强度（Lambda），标准化数据