

УДК 69:504.064.2:504.75.06:004.942

Н. С. Рудь^а, П. В. Шишкина^б, В. И. Теличенко^б

^а ООО «Нью Иммо Сервисиз»

^б Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет (НИУ МГСУ)

ВЫБОР МЕТОДА ПАРАМЕТРИЗАЦИИ ФУНКЦИЙ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ДАННЫХ В ЗАДАЧАХ МОДЕЛИРОВАНИЯ ТЕПЛОвого КОМФОРТА

В условиях перехода строительной отрасли к парадигме устойчивого развития критическую значимость приобретают задачи адаптивного управления микроклиматом помещений. Традиционные детерминированные модели комфорта (PMV/PPD), закрепленные в стандартах ISO 7730 и ASHRAE 55, демонстрируют ограниченную эффективность в условиях реальной эксплуатации, что обусловлено игнорированием стохастической природы человеческого восприятия. В настоящем исследовании выполнен сравнительный анализ семи методов определения параметров функций принадлежности лингвистических переменных «оценка теплового восприятия» (Thermal Sensation Vote, TSV) и «предпочтительный тепловой режим» (Thermal Preference) в парадигме обучения распределению меток. Эмпирическую базу составили данные ASHRAE Global Thermal Comfort Database II. Результаты свидетельствуют о том, что оптимизационные методы склонны к ложному снижению дисперсии ($CV(\sigma) \approx 0,09$), утрачивая информацию о вариативности восприятия. Напротив, статистический метод продемонстрировал наивысшую способность отражать гетероскедастичность теплового комфорта ($CV(\sigma) > 0,35$). Установлено, что минимальное значение дивергенции Кульбака — Лейблера не является достаточным критерием оценки: необходим комплексный анализ, включающий оценку гетероскедастичности и точности классификации.

Ключевые слова: нечеткая логика, тепловой комфорт, комфортная среда жизнедеятельности, уровень комфорта, здоровьесбережение, экологическая безопасность, «зеленое» строительство, экологическая безопасность.

Введение

Современный этап развития строительной науки характеризуется переходом к парадигме человекоцентричного средового проектирования. В научный обиход прочно вошли понятия «биопозитивность» и «салютогенный дизайн», акцентирующие внимание на способности пространства активно улучшать физическое здоровье и психологическое благополучие пользователей [1, 2].

Однако практическая имплементация этих концепций в системы автоматизации зданий наталкивается на проблему количественной формализации. Биопозитивность требует учета нелинейных психофизиологических реакций. Например, явление тепловой аллиэстезии, описанное в работе [3], постулирует, что один и тот же физический стимул (например, поток прохладного воздуха) может восприниматься как дискомфорт, так и удовлетворенность, в зависимости от текущего теплового состояния ядра тела.

Фундаментом современной климатической инженерии служат модели П. О. Фангера — индекс прогнозируемой средней оценки (PMV) и прогнозируемый процент недовольных (PPD) [4]. Эти метрики закреплены в стандартах ISO 7730 и ASHRAE 55 и базируются на уравнении теплового баланса человеческого тела в стационарном состоянии. Данный подход подвергается обоснованной критике за чрезмерный редукционизм. Он предполагает суще-

ствование «среднестатистического человека» — абстракции, игнорирующей колоссальную межиндивидуальную вариативность. Важно учитывать:

- физиологическую дивергенцию — метаболизм, индекс массы тела, соотношение площади поверхности к массе, возрастные изменения терморегуляции и гендерные различия в вазомоторных реакциях создают широкий спектр индивидуальных «нейтральных» температур [5];

- психологическую адаптацию — концепция адаптивного теплового комфорта доказывает, что восприятие комфорта зависит от контекста, ожиданий и наличия возможностей контроля [6]; в зданиях с естественной вентиляцией диапазон приемлемых температур значительно шире, чем в герметичных зданиях с центральным кондиционированием, благодаря механизмам поведенческой и психологической адаптации.

Эмпирическая несостоятельность детерминизма подвергается обоснованной критике за чрезмерный редуционизм. Анализ глобальной базы данных ASHRAE Global Thermal Comfort Database II показал, что точность предсказания реального термального ощущения (TSV) с помощью PMV составляет около 34 % [7]. Это означает, что в двух случаях из трех нормативная модель дает ошибочный прогноз. Индекс PPD, жестко привязанный к PMV симметричной кривой, также не отражает реальной асимметрии субъективной удовлетворенности.

Для преодоления ограничений детерминированных моделей активно применяются методы нечеткой логики (Fuzzy Logic). Однако классический подход к построению нечетких систем страдает от субъективизма на этапе формирования базы знаний: функции принадлежности (ФП) задаются экспертами априорно в виде симметричных треугольников или трапеций, что неявно предполагает гомоскедастичность восприятия — одинаковую неопределенность во всех точках шкалы [8, 9].

Ключевая гипотеза настоящей работы состоит в существовании феномена гетероскедастичности субъективного восприятия: ширина функций принадлежности (параметр σ), характеризующая неопределенность оценки, не является константой, а зависит от интенсивности стимула. Предполагается, что в зоне комфорта консенсус пользователей максимален (узкие ФП), тогда как в зонах дискомфорта энтропия оценок возрастает (широкие ФП).

В работе проводится сравнительный анализ концептуальных подходов к параметризации ФП: психофизического, статистических и оптимизационных.

Материалы и методы

Исследование выполнено на основе ASHRAE Global Thermal Comfort Database II — крупнейшей международной базы данных теплового комфорта, содержащей 109 033 записи полевых исследований [10, 11]. После отбора записей с полными данными получено: 47 890 записей с оценками TSV (Thermal Sensation Vote) и 39 033 записи с данными Thermal Preference. Для вычислительного эксперимента использовалась стратифицированная выборка объемом 39 000 записей.

Предикторами модели выбраны: температура воздуха, относительная влажность, скорость движения воздуха, метаболизм, теплоизоляция одежды и температура наружного воздуха. Целевыми переменными являются: TSV по 7-балльной шкале (от -3 «Холодно» до +3 «Жарко») и Thermal Preference (теплее/неизменно/холоднее).

Гипотеза настоящей работы базируется на методологии обучения распределению меток (LDL) [12]. В отличие от классификации, где объекту присваивается одна детерминированная метка, в LDL каждому экземпляру присваивается распределение степеней уверенности по всем возможным меткам. Используются гауссовские функции принадлежности, параметризуемые центром c_j и шириной σ_j :

$$\mu_j(x) = e^{-\frac{(x-c_j)^2}{2\sigma_j^2}}.$$

Задача сводится к нахождению вектора параметров $\sigma = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_c]$, который наилучшим образом отражает структуру неопределенности в данных. Ключевой метрикой качества является коэффициент вариации $CV(\sigma)$, определяемый как отношение выборочного стандартного отклонения вектора σ к его среднему значению, характеризующий гетероскедастичность.

В рамках вычислительного эксперимента сравнивались семь методов определения параметров ФП.

1. Психофизический метод (модель Вебера — Фехнера). Это детерминированный метод, вносящий априорное знание о природе восприятия:

$$\sigma_j = \sigma_{\text{base}} \left(1 + k_w \cdot |c_j - c_{\text{neutral}}| \right),$$

где σ_{base} — базовая неопределенность в точке комфорта; k_w — коэффициент Вебера, калибруемый на части выборки. Этот метод служит теоретическим эталоном, отражающим идеализированную психофизическую зависимость [13, 14].

2. Гистограммный метод (KDE). Реализует непараметрический подход, извлекая структуру неопределенности непосредственно из данных. Для каждого класса y_i строится эмпирическое распределение значений входной переменной. Плотность вероятности оценивается методом Парзена — Розенблатта (Kernel Density Estimation, KDE) [15]:

$$P(xy = j) = \frac{1}{n_j h} \sum_{i=1}^{n_j} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right),$$

где $K(\cdot)$ — основная функция (гауссиана); h — параметр сглаживания; n_j — число наблюдений класса j . Ширина σ_j вычисляется как нормализованное стандартное отклонение подвыборки класса. Метод не накладывает ограничений на форму зависимости $\sigma(j)$, позволяя выявить асимметрию и аномалии в восприятии.

3. Метод максимальной энтропии (Max Entropy). Основан на принципе максимума энтропии Джейнса: при отсутствии дополнительной информации следует выбирать распределение с максимальной неопределенностью. Оптимизация выполняется по критерию

$$\max_{\sigma} H(Y_{\text{soft}}) = -\sum_{j=1}^c p_j \ln p_j,$$

где $H(Y_{\text{soft}})$ — энтропия Шеннона мягких меток. Метод устанавливает одинаковые большие значения σ для всех классов, формируя максимально «размытое» распределение. Служит базовым методом сравнения, демонстрирующим предельный случай отсутствия дифференциации классов.

4. Нечеткая кластеризация (Fuzzy C-Means, FCM) выполняет мягкое разбиение пространства признаков на c кластеров путем минимизации функционала:

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m |x_i - c_j|^2,$$

где u_{ij} — степень принадлежности i -го наблюдения j -му кластеру; m — параметр фазификации (в данном исследовании $m = 2,0$); c_j — центр j -го кластера. Ширина функции принадлежности σ_j определяется как стандартное отклонение расстояний от наблюдений до центра кластера, взвешенное по степеням принадлежности.

5. ANFIS — адаптивная нейро-нечеткая система с регуляризацией энтропии ($\lambda = 0,3$). Параметры функций принадлежности (c , σ) оптимизируются методом обратного распространения ошибки. Для противодействия феномену коллапса неопределенности применяется регуляризованная функция потерь:

$$L = D_{KL}(Y_{\text{target}} | Y_{\text{pred}}) - \lambda H(Y_{\text{pred}}),$$

где D_{KL} — дивергенция Кульбака — Лейблера между целевым и предсказанным распределениями; $H(Y_{\text{pred}})$ — энтропия предсказанного распределения; λ — коэффициент регуляризации (в данном исследовании $\lambda = 0,3$). Вычитание энтропии штрафует чрезмерно «уверенные» предсказания.

6. Эволюционный метод — метод глобальной оптимизации на основе алгоритма дифференциальной эволюции. Оптимизируется расширенная целевая функция, явно поощряющая гетероскедастичность:

$$L = D_{KL}(Y_{\text{target}} | Y_{\text{pred}}) - \lambda_1 H(Y_{\text{pred}}) - \lambda_2 CV(\sigma),$$

где $CV(\sigma) = \text{std}(\sigma) / \text{mean}(\sigma)$ — коэффициент вариации вектора ширины. Член $\lambda_2 CV(\sigma)$ поощряет вариативность параметров σ , противодействуя их приведению к единому значению. Популяционный характер алгоритма обеспечивает устойчивость к локальным минимумам.

7. Дистилляция знаний (Knowledge Distillation). Метод заимствован из области сжатия нейронных сетей и адаптирован для генерации функций принадлежности. Используется концепция «температурного смягчения»:

$$\sigma_j = T \cdot \sigma_0 \cdot \alpha_j,$$

где T — параметр температуры, контролирующей степень размытия распределений; σ_0 — базовая ширина; α_j — корректирующий множитель, обратно пропорциональный частоте класса j . Редкие классы получают большие значения σ , что отражает повышенную неопределенность в областях с недостатком данных.

Результаты

Ключевым индикатором качества моделирования LDL является способность метода отражать переменную неопределенность данных. В табл. 1 представлены результаты анализа гетероскедастичности для ЛП TSV (7-балльная шкала). Графическая интерпретация ФП представлена на рис. 1.

Таблица 1

Параметры функций принадлежности для ЛП TSV (7 классов)

Метод	σ_mean	$CV(\sigma)$	KL	Acc	Интерпретация
Weber — Fechner	0,880	0,123	0,449	0,450	Умеренно
Histogram	0,850	0,356	0,583	0,423	Хорошо
Max Entropy	2,500	0,000	0,040	0,432	Плохо
FCM ($m = 2,0$)	0,300	0,000	1,316	0,456	Плохо
ANFIS ($\lambda = 0,3$)	0,346	0,088	1,244	0,455	Плохо
Evolutionary	0,406	0,641	1,232	0,454	Хорошо
Knowledge Dist.	0,600	0,277	0,860	0,456	Хорошо

Анализ результатов вычислительного эксперимента выявил критический феномен «коллапса неопределенности» в оптимизационных методах. Метод максимальной энтропии показал $CV(\sigma) = 0,000$ при $\sigma = 2,5$ для всех классов: модель выдает равномерное распределение, бесполезное для принятия решений. Метод ANFIS продемонстрировал $CV(\sigma) \approx 0,088$: значения σ выродились в узкий диапазон $[0,30, 0,38]$, что свидетельствует о преобразовании в жесткий классификатор.

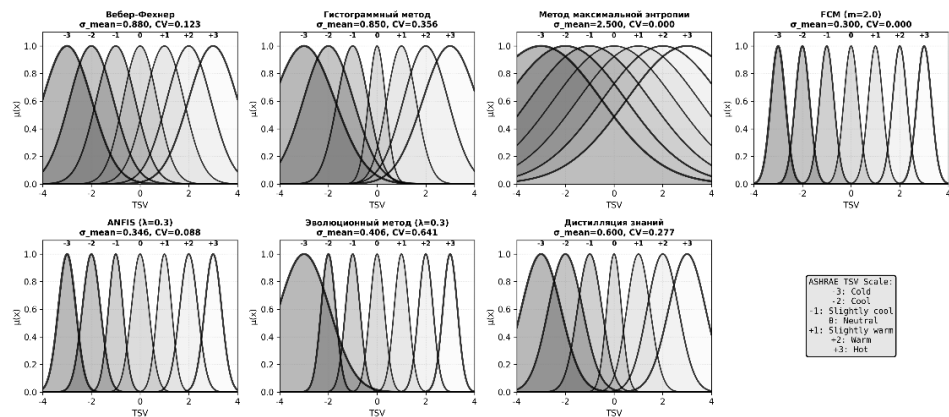


Рис. 1. ФП ЛП TSV, полученные различными методами на 7-классовой шкале

Гистограммный метод показал $CV(\sigma) = 0,356$ с выраженной U-образной формой распределения σ : минимум ($\sigma \approx 0,35$) в центре шкалы (класс 0 — Neutral), максимум ($\sigma \approx 1,27$) на краях (классы -3 и $+3$). Эволюционный метод показал наивысший $CV(\sigma) = 0,641$, однако это может свидетельствовать о нестабильности сходимости.

Для проверки устойчивости методов проведен анализ на 3-классовой шкале TSV и переменной Thermal Preference (табл. 2). Графическая интерпретация ФП представлена на рис. 2 и 3.

Таблица 2

Сводные характеристики параметров ФП, полученные различными методами

Метод	CV(σ)	KL	Точность	Оценка соответствия
<i>ЛП TSV 7 классов</i>				
Гистограммный метод	0,356	0,583	0,423	Соответствует
ANFIS	0,088	1,244	0,455	Не соответствует
<i>ЛП TSV 3 класса</i>				
Гистограммный метод	0,458	0,628	0,411	Не соответствует
Эволюционный метод	0,488	0,455	0,802	Соответствует
<i>ЛП Thermal Preference</i>				
Гистограммный метод	0,317	0,376	0,553	Соответствует
Дистилляция знаний	0,234	0,662	0,616	Соответствует

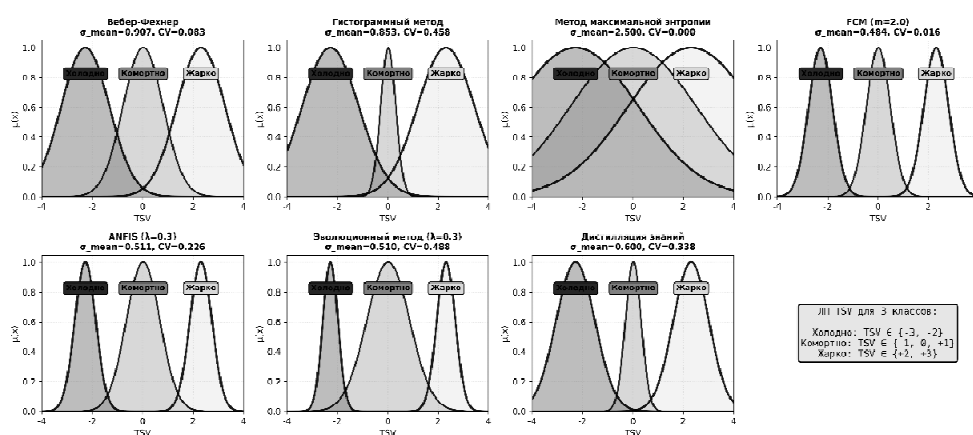


Рис. 2. ФП ЛП TSV, полученные различными методами на 3-классовой шкале

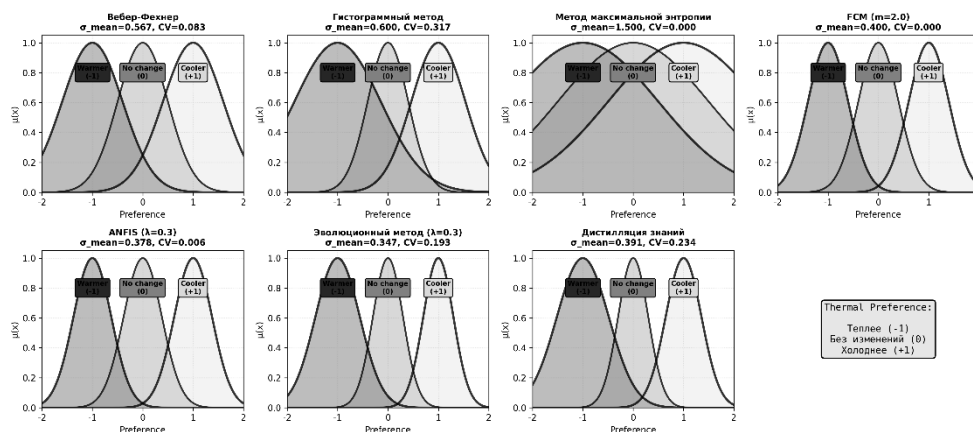


Рис. 3. ФП ЛП Thermal preference, полученные различными методами на 3-классовой шкале

Анализ зависимости дисперсионных характеристик ФП от λ (рис. 4) выявил критическую нестабильность оптимизационных методов. При $\lambda < 0,3$ происходит ложное снижение дисперсии ($\sigma \approx 0,30$, $CV \approx 0$). Алгоритм,

стремясь минимизировать ошибку классификации, сжимает функции принадлежности до минимально допустимых значений, фактически сводя нечеткую логику к детерминированным интервалам.

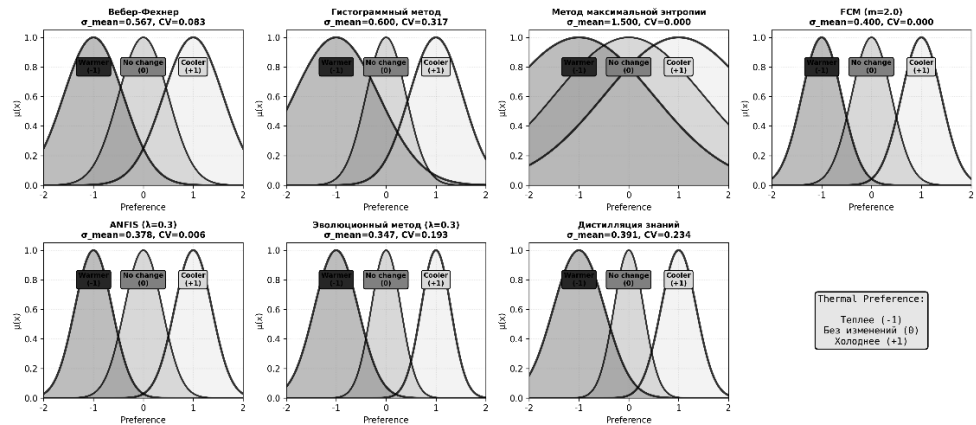


Рис. 4. Влияние параметра регуляризации λ на дисперсионные характеристики ФП TSV

При $\lambda > 0,3$ происходит рост средней дисперсии и стандартного отклонения. При $\lambda \geq 0,7$ наблюдается резкий скачок энтропии ($CV > 0,4, H > 1,0$). Отсутствие плавного участка регулирования делает ANFIS сложным в настройке методом параметризации ФП ЛП в задачах моделирования теплового комфорта.

Обсуждение

Высокое значение $CV(\sigma) \approx 0,356$, полученное гистограммным методом, свидетельствует о том, что дисперсия пользовательских оценок не является постоянной. Традиционные модели неявно предполагают гомоскедастичность — одинаковую точность измерения ощущения в любой точке шкалы. Полученные результаты опровергают это допущение.

Терм «Нейтрально» характеризуется узкими ФП ($\sigma \approx 0,35$) — это зона гомеостаза, где отсутствие раздражителя воспринимается большинством людей одинаково. Зоны дискомфорта, описываемые термами «Холодно» и «Жарко», характеризуются широкими ФП ($\sigma \approx 1,0 \dots 1,3$) — это зона стресса, где реакция индивидуальна и зависит от адаптации, одежды, метаболизма, психологического состояния.

Результаты анализа выявили важный методологический парадокс. Метод максимальной энтропии показал минимальную KL-дивергенцию (0,040), что формально свидетельствует о лучшей аппроксимации распределения. Однако это является математическим артефактом: равномерное распределение с большими $\sigma = 2,5$ всегда безопасно с точки зрения логарифмической функции потерь, но бесполезно для систем принятия решений.

Данный вывод имеет фундаментальное значение для практики машинного обучения в инженерных задачах: оптимизация единственной метрики (KL-дивергенции или Точности) может приводить к моделям, формально точным, но физически некорректным. Необходим комплексный анализ, включающий оценку гетероскедастичности, энтропии распределений и интерпретируемости результатов.

Гистограммный метод выделяется устойчивостью и феноменологической точностью. Его преимущества:

1. Отсутствие гиперпараметров обучения — в отличие от ANFIS, где результат критически зависит от λ , гистограммный метод является непараметрическим.
2. Физическая интерпретируемость — U-образная форма распределения σ согласуется с законом Вебера — Фехнера;
3. Устойчивость к масштабированию — метод показал адекватные результаты как на 7-классовой, так и на 3-классовой шкалах.

Заключение

В рамках настоящей работы на основе базы данных ASHRAE Global Thermal Comfort Database II выполнен сравнительный анализ семи методов параметризации функций принадлежности для моделирования теплового комфорта.

Основные выводы:

1. Подтверждена гипотеза о гетероскедастичности. Субъективное восприятие теплового комфорта является процессом с переменной дисперсией. Неопределенность оценок в зонах дискомфорта в три-четыре раза выше, чем в зоне нейтральности.
2. Выявлена несостоятельность стандартных оптимизационных подходов. Методы нечеткой кластеризации и адаптивные нейро-нечеткие сети склонны к ложному снижению дисперсии ($CV < 0,1$), вырождаясь в жесткие классификаторы.
3. Установлено, что минимальное значение KL-дивергенции не является достаточным критерием для оценки качества метода параметризации ФП. Необходим комплексный анализ, включающий оценку гетероскедастичности.
4. Обоснован выбор гистограммного метода. Данный метод продемонстрировал оптимальный баланс между точностью и способностью отражать реальную структуру неопределенности ($CV > 0,3$).
5. Практическая рекомендация: при проектировании адаптивных контроллеров систем жизнеобеспечения следует использовать гистограммный метод для параметризации функций принадлежности, что позволит системе управления учитывать степень согласия пользователей и адаптировать жесткость регулирования в зависимости от уровня неопределенности.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Рудь Н. С., Шишкина П. В., Теличенко В. И. Оценка уровня комфортности среды жизнедеятельности гражданских зданий: подход к выбору значимых факторов комфортности // Вестн. Волгогр. гос. архитектур.-строит. ун-та. Сер. : Стр-во и архитектура. 2025. Вып. 3(100). С. 233—249. DOI: 10.35211/18154360_2025_3_233.
2. Indoor environmental quality, occupant satisfaction, and acute building-related health symptoms in Green Mark-certified compared with non-certified office buildings / J. Lee, P. Wargoeki, Y. Chan, L. Chen, K. Tham // Indoor Air. 2019. Vol. 29. No. 1. Pp. 112—129. DOI: 10.1111/ina.12515.
3. Vellei M., De Dear R., Le Dreau J., Nicolle J. Thermal alliesthesia under whole-body step-change transients // E3S Web of Conferences. 2023. Vol. 396. Art. 01003. DOI: 10.1051/e3sconf/202339601003.
4. Fanger P. O. Thermal Comfort. Analysis and Applications in Environmental Engineering. Copenhagen : Danish Technical Press, 1970.

5. *Youssef A., Amer A. Y. A., Caballero N., Aerts J.-M.* Towards online personalized-monitoring of human thermal sensation using machine learning approach // *Applied Sciences*. 2019. Vol. 9. No. 16. Art. 3303. DOI: 10.3390/app9163303.
6. *De Dear R. J., Brager G. S.* Developing an adaptive model of thermal comfort and preference // *ASHRAE Transactions*. 1998. Vol. 104. Pt. 1. Pp. 145—167.
7. Analysis of the accuracy on PMV-PPD model using the ASHRAE Global Thermal Comfort Database II / T. Cheung et al. // *Building and Environment*. 2019. Vol. 153. Pp. 205—217.
8. *Zadeh L. A.* Fuzzy sets // *Information and Control*. 1965. Vol. 8. No. 3. Pp. 338—353.
9. *Jang J.-S. R.* ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system // *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*. 1993. Vol. 23. No. 3. Pp. 665—685.
10. Development of the ASHRAE Global Thermal Comfort Database II / V. Földváry Ličina et al. // *Building and Environment*. 2018. Vol. 142. Pp. 502—512.
11. *Tartarini F., Schiavon S.* Pythermalcomfort: a Python package for thermal comfort research // *SoftwareX*. 2020. Vol. 12. Art. 100578. DOI: 10.1016/j.softx.2020.100578.
12. *Geng X.* Label distribution learning // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2016. Vol. 28. No. 7. Pp. 1734—1748.
13. The scales of thermal sensation and preference: an analysis of the semantic perception of the thermal environment / M. Schweiker et al. // *Energy and Buildings*. 2017. Vol. 141. Pp. 1—13. DOI: 10.1016/j.enbuild.2017.01.006.
14. *Zhang H., Arens E., Huizenga C., Han T.* Thermal sensation and comfort models for non-uniform and transient environments. Part A: Local thermal sensation // *Building and Environment*. 2010. Vol. 45. No. 2. Pp. 380—388. DOI: 10.1016/j.buildenv.2009.06.018.
15. *Parzen E.* On estimation of a probability density function and mode // *Annals of Mathematical Statistics*. 1962. Vol. 33. No. 3. Pp. 1065—1076.

© Рудь Н. С., Шишкина П. В., Теличенко В. И., 2026

Поступила в редакцию
26.01.2026

Ссылка для цитирования:

Рудь Н. С., Шишкина П. В., Теличенко В. И. Выбор метода параметризации функций принадлежности на основе анализа данных в задачах моделирования теплового комфорта // Вестник Волгоградского государственного архитектурно-строительного университета. Серия: Строительство и архитектура. 2026. Вып. 1(102). С. 244—253. DOI: 10.35211/18154360_2026_1_244.

Об авторах:

Рудь Никита Сергеевич — руководитель экологического инжиниринга, ООО «Нью Иммо Сервисиз». Российская Федерация, 107140, г. Москва, ул. Верхняя Красносельская, 3, стр. 2; RudbNS@gmail.com; SPIN-код: 5618-7033

Шишкина Полина Владимировна — студентка каф. строительной и теоретической механики, Московский государственный строительный университет (НИУ МГСУ). Российская Федерация, 129337, г. Москва, Ярославское шоссе, 26; pshishkina638@gmail.com

Теличенко Валерий Иванович — академик РААСН, д-р техн. наук, проф., проф. каф. строительства объектов тепловой и атомной энергетики, Московский государственный строительный университет (НИУ МГСУ). Российская Федерация, 129337, г. Москва, Ярославское шоссе, 26; president@mgsu.ru; SPIN-код: 2852-1644

Nikita S. Rud^a, Polina V. Shishkina^b, Valery I. Telichenko^b

^a *New Immo Services, LLC*

^b *National Research Moscow State University of Civil Engineering*

DATA-DRIVEN PARAMETERIZATION OF MEMBERSHIP FUNCTIONS FOR PRESERVING HETEROSCEDASTICITY IN THERMAL COMFORT MODELING

In the context of the built environment's transition toward decarbonization, adaptive climate control strategies have become an imperative. Traditional deterministic comfort models (PMV/PPD),

enshrined in ISO 7730 and ASHRAE 55 standards, exhibit limited efficacy in field operations due to their disregard for the stochastic nature of human thermal perception. This study performs a comparative analysis of seven methods for parameterizing membership functions for “Thermal Sensation Vote” (TSV) and “Thermal Preference” variables within a Label Distribution Learning (LDL) paradigm. The empirical analysis utilizes the ASHRAE Global Thermal Comfort Database II. The results indicate that optimization-based methods are prone to “uncertainty collapse” ($CV(\sigma) \approx 0.09$), thereby eliminating critical information regarding inter-individual variability. Conversely, the statistical histogram method demonstrated superior capability in capturing the heteroscedasticity of thermal comfort ($CV(\sigma) > 0.35$). The study establishes that minimizing Kullback — Leibler divergence is an insufficient optimization criterion on its own; a comprehensive evaluation framework integrating both heteroscedasticity preservation and classification accuracy is required to develop robust occupant-centric models.

Key words: fuzzy logic, thermal comfort, comfortable living environment, comfort level, health preserving, “green” building, sustainable development, environmental safety.

For citation:

Rud N. S., Shishkina P. V., Telichenko V. I. [Data-driven parameterization of membership functions for preserving heteroscedasticity in thermal comfort modeling]. *Vestnik Volgogradskogo gosudarstvennogo arhitekturno-stroitel'nogo universiteta. Seriya: Stroitel'stvo i arhitektura* [Bulletin of Volgograd State University of Architecture and Civil Engineering. Series: Civil Engineering and Architecture], 2026, iss. 1, pp. 244—253. DOI: 10.35211/18154360_2026_1_244.

About authors:

Nikita S. Rud — Head of Environmental Engineering, New Immo Services, LLC. Bld. 2, 3, Verkhnyaya Krasnoselskaya st., Moscow, 107140, Russian Federation; RudbNS@gmail.com ORCID: 0000-0001-6040-6182

Polina V. Shishkina — Student, National Research Moscow State University of Civil Engineering. 26, Yaroslavskoe shosse, Moscow, 129337, Russian Federation; pshishkina638@gmail.com; ORCID: 0009-0003-4531-4249

Valery I. Telichenko — Doctor of Engineering Sciences, Professor, Academician of RAASN, National Research Moscow State University of Civil Engineering. 26, Yaroslavskoe shosse, Moscow, 129337, Russian Federation; president@mgsu.ru; ORCID: 0000-0001-7669-713X