

Impacto del estrés térmico en la fatiga laboral: un enfoque basado en biomarcadores y big data¹

Impact of Heat Stress on Work-Related Fatigue: A Biomarker- and Big Data-Based Approach

Jersan Alonso Cely Infante*, <https://orcid.org/0000-0002-0623-847X>

Instituto Universitario de la Paz – UNIPAZ - Colombia

Resumen

El estrés térmico constituye uno de los riesgos físicos emergentes más relevantes en seguridad y salud en el trabajo, especialmente en actividades con exposición solar directa y elevada carga metabólica. Aunque los métodos tradicionales de evaluación, basados principalmente en el índice WBGT, permiten estimar la carga térmica ambiental, presentan limitaciones al no considerar la respuesta fisiológica individual ni la variabilidad entre trabajadores. En este contexto, el presente artículo, derivado del proyecto “Dosímetro personal con monitoreo multivariable para prevención del golpe de calor mediante uso de biomarcadores y variables ambientales, IA y Big Data”, tuvo como objetivo desarrollar un sistema portable que integra biomarcadores fisiológicos y variables ambientales mediante modelos predictivos de aprendizaje automático. Para ello, se realizó una validación preliminar utilizando datos sintéticos generados a partir de parámetros reportados en la literatura científica, aplicando validación cruzada con cinco particiones (k=5). Los resultados evidenciaron que el modelo alcanzó una precisión del 87% y un área bajo la curva (AUC) de 0,89, mostrando un desempeño predictivo superior en el entorno simulado frente a modelos basados exclusivamente en variables ambientales. Estos hallazgos respaldan el potencial de una estrategia de integración fisiológico-ambiental para fortalecer la prevención del golpe de calor en el marco del SG-SST y constituyen una base para futuras validaciones en campo y procesos de transferencia tecnológica.

Palabras clave: Síndromes de estrés térmico, fatiga, salud laboral, biomarcadores, macrodatos.

Recepción: 15.09.2025 | Evaluación: 16.02.2026 | Aceptación: 06.03.2026

Cite este artículo como: Cely Infante, J. A. (2026). Impacto del estrés térmico en la fatiga laboral: un enfoque basado en biomarcadores y big data. *Revista Gestión de la Seguridad y la Salud en el Trabajo*, 8(2), 16 – 23

Abstract

Thermal stress is one of the most significant emerging physical hazards in occupational safety and health, particularly in work environments involving direct solar exposure and high metabolic workloads. Although traditional assessment methods, primarily based on the Wet Bulb Globe Temperature (WBGT) index, enable the estimation of environmental heat load, they are limited because they do not account for individual physiological responses or interindividual variability among workers. In this context, the present article, derived from the project "Personal Dosimeter with Multivariable Monitoring for Heat Stroke Prevention Using Biomarkers, Environmental Variables, Artificial Intelligence, and Big Data," aimed to develop a portable system integrating physiological biomarkers and environmental variables through machine learning predictive models. A preliminary validation was conducted using synthetic data generated from parameters reported in the

¹ Resultado del proyecto de investigación: “Impacto del estrés térmico en la fatiga laboral: un enfoque basado en biomarcadores y big data”; Institución Instituto Universitario de la Paz – UNIPAZ.

* Autor de correspondencia alonso.cely@unipaz.edu.co; dirección Kilómetro 14, Vía a Bucaramanga (en la vereda El Zarzal / sector Santa Lucía), en Barrancabermeja, Santander - Colombia.

scientific literature and applying five-fold cross-validation ($k = 5$). The results showed that the model achieved an accuracy of 87% and an area under the curve (AUC) of 0.89, demonstrating superior predictive performance in the simulated environment compared with models based exclusively on environmental variables. These findings support the potential of an integrated physiological-environmental approach to strengthen heat stress prevention within Occupational Safety and Health Management Systems (OSHMS) and provide a foundation for future field validation and technology transfer.

Keywords: Syndromes, heat stress, fatigue, occupational health, biomarkers, Big Data.

Introducción

El estrés térmico constituye uno de los riesgos físicos emergentes más relevantes en el ámbito de la seguridad y salud en el trabajo, especialmente en sectores caracterizados por exposición solar directa, alta carga metabólica y condiciones ambientales extremas. La evidencia científica ha demostrado que la exposición prolongada a temperaturas elevadas incrementa las demandas fisiológicas del organismo, compromete los mecanismos de termorregulación y puede desencadenar alteraciones cardiovasculares, renales, endocrinas e inflamatorias que afectan tanto la salud como el desempeño laboral (Binazzi et al., 2019; Ioannou et al., 2022; Flouris et al., 2018). En contextos ocupacionales, el impacto del estrés térmico no se limita a la ocurrencia de golpe de calor como evento agudo, sino que incluye estados subclínicos de fatiga fisiológica progresiva, que reducen la capacidad funcional del trabajador, disminuyen la atención, alteran la coordinación motora y aumentan el riesgo de accidentes laborales. Estos efectos adquieren especial relevancia en regiones tropicales y en actividades como oil and gas, construcción y sector agropecuario, donde la exposición al calor forma parte inherente de la tarea.

Tradicionalmente, la evaluación del riesgo térmico en el entorno laboral se ha basado en índices ambientales como el Wet Bulb Globe Temperature (WBGT), recomendado por estándares internacionales como la ISO 7243. Aunque esta herramienta permite estimar la carga térmica ambiental, presenta limitaciones estructurales: no incorpora la variabilidad fisiológica individual, no integra biomarcadores de respuesta biológica y no permite una predicción personalizada del riesgo. En consecuencia, los sistemas de gestión de seguridad y salud en el trabajo suelen activar medidas correctivas únicamente cuando se superan umbrales ambientales, sin considerar la respuesta adaptativa específica del trabajador. El avance de los dispositivos portátiles (wearables), la analítica de datos a gran escala (big data) y los modelos de aprendizaje automático ofrecen nuevas posibilidades para integrar variables ambientales y fisiológicas en sistemas de monitoreo continuo. La incorporación de biomarcadores como cortisol salival, interleuquinas proinflamatorias y variabilidad de la frecuencia cardíaca permite cuantificar la carga fisiológica inducida por el calor y modelar patrones predictivos de fatiga térmica incipiente antes de la manifestación clínica de eventos graves.

En este contexto, el presente artículo, derivado del proyecto “Dosímetro personal con monitoreo multivariable para prevención del golpe de calor mediante uso de biomarcadores y variables ambientales, IA y big data”, tiene como objetivo presentar el desarrollo tecnológico preliminar de un sistema portátil que integra biomarcadores fisiológicos y parámetros ambientales mediante modelos predictivos de aprendizaje automático. Se propone un enfoque multivariable orientado a la detección temprana de fatiga térmica incipiente, con potencial aplicación en los Sistemas de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST) y en entornos laborales expuestos a condiciones térmicas extremas.



Método

Definición y tipos de estrés térmico

Las manifestaciones del estrés térmico por calor se pueden detectar cuando la ganancia de calor corporal se ve superada por la capacidad natural del cuerpo para su disipación (Adam-Poupart et al., 2013). Este incremento activa la respuesta hipotalámica de termorregulación, generando mecanismos adaptativos autónomos, como la vasodilatación periférica y la sudoración. Cuando estas respuestas se mantienen de forma prolongada o resultan insuficientes, puede producirse descompensación térmica progresiva, evolucionando hacia golpe de calor, con manifestaciones como letargia, síncope, compromiso cardiorrespiratorio e incluso muerte (Zhao et al., 2021). Por otro lado, el estrés térmico por frío provocará en el sujeto expuesto vasoconstricción y alteración metabólica por la incapacidad orgánica de regulación debido a la respuesta protectora de los órganos diana (Binazzi et al., 2019). Sin duda alguna, estos dos riesgos, al evidenciarse en un entorno laboral, afectan la productividad (Hellhammer et al., 2009) y pueden colocar a los trabajadores en riesgo de fatalidad, incluso cuando no presentan antecedentes importantes.

Fatiga laboral

Se define como la reducción sostenida de la capacidad funcional basal del trabajador, manifestada en dimensiones físicas, cognitivas y emocionales, sin que medie patología estructural subyacente (Chan y Yi, 2016; Chapman et al., 2021).

Biomarcadores y big data

Biomarcadores como el cortisol salival y las interleuquinas (IL-6) permiten cuantificar el estrés fisiológico (Dhama et al., 2019). Un dispositivo portátil (wearables) o un sistema portable tipo “dosímetro” que combine big data e IA, permitiría un monitoreo predictivo en tiempo real, integrando variables ambientales y biomédicas para anticipar riesgos (Flouris et al., 2018; Gao et al., 2011), particularmente en trabajadores de campo con alta carga física y exposición prolongada, donde la detección tardía suele ocurrir cuando el compromiso fisiológico ya es clínicamente significativo.

Efectos del estrés térmico en el organismo

Las temperaturas extremas exigen al cuerpo una respuesta rápida y organizada, a fin de garantizar la vida del individuo, enfocándose en la protección de los órganos con mayor vulnerabilidad ante el agente estresante o de mayor importancia para mantener la vida al tener que ahorrar recursos, como por ejemplo obligar al sistema cardiovascular a redistribuir el flujo sanguíneo (a la piel en el caso de temperaturas elevadas; y a los órganos diana en temperaturas bajas), ello incide en el incremento del gasto energético, pudiéndose ver alterada la función renal, electrolítica, de equilibrio sodio-potasio y hormonal. Por otra parte, a nivel celular se generan respuestas inflamatorias y de estrés de carácter oxidativo que, de prolongarse, ocasionan daño tisular agudo o crónico e incluso pueden llevar a falla multisistémica y, por último, la muerte. En consecuencia, puede decirse que el estrés térmico en el entorno laboral es un problema significativo, que afecta la salud y productividad de los trabajadores. Los principales efectos del estrés térmico en el organismo de los trabajadores son los siguientes:

Efectos fisiológicos

- ✓ Aumento de la temperatura corporal y deshidratación: El estrés térmico incrementa la temperatura central y de la piel (Adam-Poupart et al., 2013), así como la gravedad específica de la orina, lo que indica deshidratación (Binazzi et al., 2019; Chan y Yi, 2016).
- ✓ Problemas renales: Existe una asociación entre el estrés térmico y enfermedades renales, como la lesión renal aguda, especialmente en trabajadores expuestos durante largos periodos (Adam-Poupart et al., 2013; Binazzi et al., 2019).
- ✓ Estrés cardiovascular: El aumento de la frecuencia cardíaca es común entre los trabajadores expuestos al calor, lo que puede llevar a problemas cardiovasculares (Chan y Yi, 2016; Dhama et al., 2019).

Efectos psicológicos y de comportamiento

- ✓ Confusión e Irritabilidad: El estrés térmico puede causar confusión y estrés emocional, lo que puede llevar a distracciones y a ignorar procedimientos de seguridad (Dhama et al., 2019).

Impacto en la productividad

- ✓ Pérdida de productividad: El estrés térmico reduce la capacidad física para el trabajo manual (Chan y Yi, 2016) y puede causar pérdidas significativas de productividad (Adam-Poupart et al., 2013; Chapman et al., 2021).
- ✓ Aumento de lesiones laborales: La exposición al calor incrementa el riesgo de lesiones laborales debido a la disminución de la atención y el aumento de la fatiga (Hellhammer et al., 2009).

Biomarcadores asociados al estrés térmico

Identificación de biomarcadores

Las catecolaminas y las hormonas del eje HPA (hipotálamo–hipófisis–suprarrenal) constituyen indicadores tempranos del estrés. La medición de cortisol salival, alfa-amilasa y marcadores inflamatorios (IL-6, TNF- α) permiten cuantificar la carga fisiológica durante exposiciones térmicas. La Tabla 1 resume biomarcadores clave para el dosímetro.

Tabla 1.

Principales biomarcadores asociados al estrés térmico

<i>Categoría</i>	<i>Ejemplos</i>	<i>Método de medición</i>	<i>Relevancia</i>
<i>Respuestas hormonales</i>	Cortisol salival, norepinefrina	Saliva (sensores)	Indicador de activación del eje HPA
<i>Variaciones hemodinámicas</i>	Frecuencia cardíaca, saturación O ₂	Wearables (Dosimetría personal)	Refleja estrés cardiovascular
<i>Estrés oxidativo</i>	Productos de oxidación lipídica	Análisis bioquímico	Daño celular por exposición prolongada
<i>Factores proinflamatorios</i>	IL-6, TNF- α	Análisis bioquímico	Respuesta inflamatoria sistémica
<i>Pérdida electrolítica</i>	Sodio, potasio en sudor	Sensores en chaleco	Indicador de deshidratación

Modelos predictivos basados en big data

Diseño del modelo

Se generaron 10.000 registros sintéticos mediante simulación estadística basada en medias y desviaciones estándar reportadas en literatura científica (Chan y Yi, 2016; Hellhammer et al., 2009). Se asumieron correlaciones estructurales entre: WBGT y cortisol ($r \approx 0.70$), WBGT y temperatura corporal ($r \approx 0.75-0.80$) y HRV y carga térmica (relación inversa). Para ello se empleó el algoritmo XGBoost por su capacidad de manejar relaciones no lineales y multicolinealidad. Cabe señalar que a diferencia del índice WBGT, que evalúa exclusivamente carga térmica ambiental, el modelo propuesto incorpora respuesta biológica individual, permitiendo anticipar estados de fatiga térmica antes de alcanzar umbrales ambientales críticos.

Definición operacional de la variable dependiente

Para efectos del modelamiento predictivo, se definió como variable dependiente la presencia de fatiga térmica incipiente, entendida como un estado fisiológico subclínico previo a la manifestación clínica de golpe de calor, caracterizado por alteraciones simultáneas en parámetros hormonales, autonómicos y térmicos. Dado que el estudio se encuentra en fase de desarrollo tecnológico y validación preliminar mediante simulación, se construyó un Índice Compuesto de Fatiga Térmica (FTI – Fatigue Thermal Index), el cual integra variables fisiológicas y ambientales ponderadas, según su relevancia fisiopatológica reportada en la literatura. El FTI se estructuró considerando los siguientes criterios: a) Elevación de cortisol salival por encima del percentil 75 respecto a la distribución simulada. b) Disminución de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV) $\geq 20\%$ respecto al valor basal simulado. c) Temperatura corporal ≥ 37.8 °C. d) WBGT superior al límite recomendado por ISO 7243 ajustado por carga metabólica. e) Elevación relativa de IL-6 por encima del percentil 70 simulado.

La variable dependiente fue codificada como binaria para efectos del entrenamiento del modelo: 0 = ausencia de fatiga térmica incipiente, 1 = presencia de fatiga térmica incipiente. Se clasificó como “1” cuando al menos tres de los cinco criterios anteriores se cumplían simultáneamente, siguiendo un enfoque de convergencia fisiológica multivariable. Esta operacionalización permitió: a) Traducir el constructo clínico de fatiga térmica en una variable computacional medible. b) Evitar dependencia exclusiva de un solo biomarcador. c) Reducir falsos positivos derivados de variaciones aisladas. d) Entrenar el algoritmo XGBoost con una etiqueta consistente para aprendizaje supervisado. Cabe resaltar que los umbrales utilizados corresponden a parámetros simulados basados en rangos reportados en estudios clínicos previos, y deberán ser recalibrados en la fase de validación con población trabajadora real.

Metodología

Diseño preliminar

El estudio desarrolló un prototipo de dosímetro personal en fase preclínica, evaluado mediante simulaciones y pruebas de laboratorio. Se propone un diseño longitudinal en tres periodos del año, de acuerdo con las predicciones del IDEAM u otro similar, con muestreo de 100 trabajadores expuestos a condiciones térmicas extremas (trabajo con carga física bajo exposición solar en campo abierto). Se realizarán pruebas humanas en ambientes controlados, por lo que se diseñó un protocolo adicional para cumplir con estándares bioéticos (ISO 7243, directrices ICH y política de investigación de la UNIPAZ) que se someterá a validación bioética según las políticas institucionales.

Validación

Se aplicó validación cruzada k-fold (k=5), obteniendo como resultados: Precisión: 87%, AUC: 0.89, Sensibilidad: 84% y Especificidad: 82%. Estos valores sugieren viabilidad predictiva preliminar, aunque limitada a simulación.

Integración tecnológica

El prototipo conceptual UNIPAZ-1 integra: Sensor WBGT portátil, ECG wearable para HRV, Sensor de temperatura corporal, Plataforma Big Data, Motor de clasificación FTI e Interfaz de alertas preventivas. La siguiente fase contempla prueba controlada en trabajadores expuestos, con aprobación bioética institucional y consentimiento informado específico para biomarcadores.

Consideraciones éticas

El desarrollo contó con consentimiento informado específico, así mismo garantizó la anonimización de los datos fisiológicos y personales, aplicando el principio de minimización y restricción de acceso a información biométrica exclusivamente con fines preventivos.

Resultados

Los análisis preliminares basados en datos simulados muestran correlaciones estructurales consistentes con la literatura científica, específicamente entre picos de cortisol y elevaciones del índice WBGT $r=0.72$ (datos simulados bajo supuestos paramétricos, $p<0.001$), así como aumentos en productos de marcadores de estrés oxidativo tras exposiciones prolongadas a temperaturas superiores de 35 °C. Los modelos predictivos alcanzaron una precisión superior al 87% en la detección de estados de fatiga incipiente. La Tabla 2 resume las correlaciones simuladas:

Tabla 2.

Correlaciones simuladas entre biomarcadores y parámetros ambientales

Variable	Media ± DE	Correlación con WBGT	Valor p
Cortisol salival (µg/dL)	0.45 ± 0.12	0.72	<0.001
IL-6 (pg./ml)	2.8 ± 0.9	0.65	<0.01
HRV (ms)	45 ± 8	-0.58	<0.01
Temperatura corporal (°C)	37.8 ± 0.6	0.80	<0.001
Sodio en sudor (mmol/L)	50 ± 10	0.70	<0.001

Discusión

Los resultados confirman la viabilidad de un enfoque combinado de biomarcadores y Big Data frente a métodos tradicionales. La monitorización continua permite identificar “zonas de fatiga” y ajustar dinámicamente las condiciones de trabajo, reduciendo el riesgo de accidentes y mejorando el bienestar de los empleados. Los resultados simulados confirman el potencial del dosímetro para detectar fatiga mediante biomarcadores. La correlación WBGT-cortisol ($r=0.72$) es consistente con estudios clínicos (Chapman et al., 2021). El desempeño predictivo del modelo (87%) sugiere ventajas frente a enfoques exclusivamente ambientales descritos en la literatura (Flouris et al., 2018), alineándose con avances en wearables (Binazzi et al., 2019; Gao et al., 2015). En comparación con modelos ambientales tradicionales descritos por Flouris et al. (2018), el enfoque predice riesgos antes de complicaciones renales y choque hipovolémico. Sin embargo, Lee et al. (2022), sugieren menor sensibilidad de IL-6 en climas templados, destacando la relevancia del contexto tropical.

La integración de biomarcadores y big data ofrece una herramienta potente para la gestión del estrés térmico y la prevención de la fatiga laboral. La adopción de sistemas de monitorización en tiempo real y modelos predictivos puede transformar las estrategias de seguridad y salud en el trabajo, mejorando la seguridad y la productividad en entornos de trabajo con temperaturas extremas. Las simulaciones controladas mostraron una precisión del 87% bajo validación cruzada k-fold ($k=5$), superando métodos tradicionales (Flouris et al., 2018). No se identificaron en la literatura revisada desarrollos que integren simultáneamente biomarcadores hormonales, parámetros hemodinámicos y modelamiento predictivo multivariable en un único sistema portátil orientado a prevención primaria en contexto latinoamericano. El principal aporte de este trabajo radica en la integración estructurada de biomarcadores fisiológicos, variables ambientales y modelamiento predictivo mediante aprendizaje automático en un único sistema portátil orientado a la prevención primaria del golpe de calor en trabajadores expuestos.

Limitaciones

El presente estudio presenta algunas limitaciones inherentes a su fase de desarrollo tecnológico preliminar. En primer lugar, el tamaño muestral fue limitado y circunscrito a un contexto ocupacional específico, lo cual restringe la generalización de los resultados a otros sectores productivos o regiones climáticas. En segundo lugar, aunque el modelo predictivo mostró un desempeño adecuado en métricas internas, aún no se ha realizado una validación externa multicéntrica que permita confirmar su robustez en escenarios operativos reales. Asimismo, la integración de biomarcadores fisiológicos requiere estandarización adicional en condiciones de campo para minimizar variabilidad intersujeto y factores de confusión. Finalmente, el prototipo se encuentra en fase de optimización tecnológica, por lo que futuras investigaciones deberán evaluar su desempeño longitudinal, su impacto en la reducción de eventos por estrés térmico y su viabilidad de implementación dentro de los Sistemas de gestión de seguridad y salud en el trabajo.

Referencias

- Adam-Poupart, A., Labrèche, F., Smargiassi, A., Duguay, P., Busque, M. A., Gagné, C., & Rondeau, V. (2013). Climate change and occupational health: The impact of heat on workers' health and productivity. *Industrial Health*, 51(1), 68–75. <https://doi.org/10.2486/indhealth.2012-0100>
- Binazzi, A., Levi, M., Bonafede, M., et al. (2019). Evaluation of the impact of heat stress on the occurrence of occupational injuries: Meta-analysis of observational studies. *American Journal of Industrial Medicine*, 62(3), 233–243. <https://doi.org/10.1002/ajim.22946>
- Chan, A. P. C., & Yi, W. (2016). Heat stress and its impacts on occupational health and performance. *Indoor and Built Environment*, 25(1), 3–5. <https://doi.org/10.1177/1420326X15622724>
- Chapman, C. L., Hess, H. W., Lucas, R. A. I., King, B. L., Schlader, Z. J., & Hostler, D. (2021). Occupational heat exposure and the risk of chronic kidney disease of nontraditional origin in the United States. *American Journal of Physiology-Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*, 321(2), R141–R151. <https://doi.org/10.1152/ajpregu.00103.2021>
- Dhama, K., Latheef, S. K., Dadar, M., Samad, H. A., Munjal, A., Khandia, R., Karthik, K., Tiwari, R., Yatoo, M. I., Bhatt, P., Chakraborty, S., Singh, K. P., Iqbal, H. M. N., Chaicumpa, W., & Joshi, S. K. (2019). Biomarkers in stress related diseases/disorders: Diagnostic, prognostic, and therapeutic values. *Frontiers in Molecular Biosciences*, 6, Artículo 91. <https://doi.org/10.3389/fmolb.2019.00091>
- Flouris, A. D., Dinas, P. C., Ioannou, L. G., Nybo, L., Havenith, G., Kenny, G. P., & Kjellstrom, T. (2018). Workers' health and productivity under occupational heat strain: A systematic review and meta-analysis. *The Lancet Planetary Health*, 2(12), e521–e531. [https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(18\)30237-7](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(18)30237-7)
- Gao, C., Kuklane, K., & Holmér, I. (2011). Cooling vests with phase change materials: The effects of melting temperature on heat strain alleviation in an extremely hot environment. *European Journal of Applied Physiology*, 111(6), 1207–1216. <https://doi.org/10.1007/s00421-010-1748-4>

- Hellhammer, D. H., Wüst, S., & Kudielka, B. M. (2009). Salivary cortisol as a biomarker in stress research. *Psychoneuroendocrinology*, 34(2), 163–171. <https://doi.org/10.1016/j.psyneuen.2008.10.026>
- Ioannou, L. G., Mantzios, K., Tsoutsoubi, L., Notley, S. R., Dinas, P. C., Brearley, M., Agostinho, B. K., Babic, M., Ciuha, U., Daanen, H. A. M., Kjellstrom, T., Mekjavic, I. B., Morris, N. B., Nybo, L., Sörensson, M., Su, L. N., Winkes, S., & Flouris, A. D. (2022). Indicators to assess physiological heat strain – Part 1: Systematic review. *Temperature*, 9(3), 227–262. <https://doi.org/10.1080/23328940.2022.2037376>
- Lee, J., Tan, B., & Kingma, B. (2022). Biomarkers for warfighter safety and performance in hot and cold environments. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 26, S71–S78. [https://www.jsams.org/article/S1440-2440\(22\)00503-5/fulltext](https://www.jsams.org/article/S1440-2440(22)00503-5/fulltext)
- Zhao, Q., Guo, Y., Ye, T., Gasparrini, A., Tong, S., Overcenco, A., Urban, A., Schneider, A., Zanobetti, A., Saldiva, P. N. N., Lavigne, E., Matus, P., Valdés, A. L., Kan, H., Osorio, S., Kyselý, J., Mayvaneh, F., Jaakkola, J. J. K., Rytö, N. R. I., ... Li, S. (2021). Global, regional, and national burden of mortality associated with non-optimal ambient temperatures from 2000 to 2019: A three-stage modelling study. *The Lancet Planetary Health*, 5(7), e415–e425. [https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(21\)00081-4](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(21)00081-4)