

Analisis Pengaruh Bekerja di Sektor Teknologi terhadap Akses Perawatan Kesehatan Mental menggunakan Causal Forest

Ana Fauziah

Penidikan Matematika, Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Universitas Bakti Indonesia,
Banyuwangi, Indonesia

*Email Korespodensi: ana@ubibanyuwangi.ac.id

Sejarah Artikel:

Diterima 20-07-2025
Disetujui 25-07-2025
Diterbitkan 27-07-2025

ABSTRACT

With the rapid growth of the technology sector and rising demands of digital work environments, mental health issues at work have become increasingly concerning. Employees in this field often face high workloads, demands for flexibility, and isolation from remote work—factors that significantly affect psychological well-being. This study investigates the causal impact of working in the technology sector on help-seeking behavior for mental health and explores effect heterogeneity based on individual characteristics. Data are drawn from the 2014 Mental Health in Tech Survey by Open Sourcing Mental Illness (OSMI), involving respondents from various countries, especially in North America and Europe. Estimation is performed using the Causal Forest method, a machine learning-based approach for estimating conditional causal effects while addressing complex variable interactions. The results show that adult male respondents in Europe who work remotely are the most likely to seek mental health services, possibly due to greater awareness and better access to psychological support. These findings emphasize the need for targeted mental health interventions tailored to individual characteristics, particularly in the high-pressure yet flexible technology sector.

Keywords: *mental health; causal inference; causal forest*

ABSTRAK

Seiring dengan perkembangan pesat sektor teknologi dan meningkatnya tekanan kerja digital, isu kesehatan mental di lingkungan kerja menjadi semakin krusial. Pekerja di sektor ini kerap menghadapi beban kerja tinggi, tuntutan fleksibilitas, serta isolasi akibat sistem kerja jarak jauh yang dapat memengaruhi kesejahteraan psikologis mereka. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pengaruh kausal bekerja di sektor teknologi terhadap perilaku pencarian perawatan kesehatan mental, serta memahami heterogenitas efek berdasarkan karakteristik individu. Data yang digunakan berasal dari *Open Sourcing Mental Illness (OSMI) Mental Health in Tech Survey* tahun 2014, yang mencakup responden dari berbagai negara, terutama kawasan Amerika Utara dan Eropa. Estimasi dilakukan menggunakan pendekatan Causal Forest, yakni algoritma berbasis *machine learning* yang memungkinkan pengukuran efek kausal bersyarat secara individual, dengan mempertimbangkan kompleksitas dan interaksi antar variabel. Hasil analisis menunjukkan bahwa kelompok pria dewasa yang tinggal di Eropa dan bekerja secara jarak jauh merupakan segmen yang paling terdorong mengakses layanan tersebut. Hal ini diduga karena tingginya kesadaran terhadap isu kesehatan mental serta tersedianya infrastruktur layanan psikologis yang lebih baik di wilayah tersebut. Temuan

ini menekankan pentingnya perancangan intervensi yang mempertimbangkan perbedaan karakteristik individu dalam mendukung kesejahteraan mental pekerja, khususnya di sektor teknologi yang fleksibel namun penuh tekanan.

Katakunci: kesehatan mental; inferensi kausal; causal forest

Bagaimana Cara Sitasi Artikel ini:

Ana Fauziah. (2025). Analisis Pengaruh Bekerja di Sektor Teknologi terhadap Akses Perawatan Kesehatan Mental menggunakan Causal Forest. Jejak Digital: Jurnal Ilmiah Multidisiplin, 1(4b), 2571-2581. <https://doi.org/10.63822/pxf27880>

PENDAHULUAN

Kesehatan mental di tempat kerja perlu dipandang dengan keseriusan yang setara dengan kesehatan fisik. Hal ini penting karena karyawan merupakan aset berharga sekaligus sumber daya utama yang menopang keberlangsungan dunia kerja dan industri. Mereka memainkan peran krusial dalam mendorong produktivitas, inovasi, dan kemajuan organisasi (“The Importance of Mental Health in the Workplace,” 2022). Berbagai faktor dapat memengaruhi kesehatan mental, baik yang berasal dari gaya hidup individu seperti stres kerja, masalah keuangan, konflik keluarga, atau hubungan interpersonal maupun dari lingkungan kerja itu sendiri (Rahman, Omar, Noah, & Danuri, 2018). Situasi-situasi tersebut dapat menyebabkan gangguan kesehatan mental seperti depresi, kecemasan, stres kronis, dan gangguan psikologis lainnya (Rahman, Omar, Noah, Danuri, & Al-Garadi, 2020). Gangguan kesehatan mental tidak hanya berdampak pada kualitas hidup seseorang secara pribadi, tetapi juga dapat menghambat aspek profesional, seperti menurunnya kinerja individu yang pada akhirnya memengaruhi efisiensi kerja secara keseluruhan. Kerugian ekonomi global akibat penurunan produktivitas karena isu kesehatan mental diperkirakan mencapai hampir USD 1 triliun per tahun (World Health Organization, 2019).

Dalam konteks ini, sektor teknologi menjadi salah satu lingkungan kerja yang paling terdampak. Industri ini dikenal dengan tekanan tinggi, ritme kerja yang cepat, serta ekspektasi performa yang terus meningkat. Para pekerja di bidang ini sering kali menghadapi beban kerja berlebih, kurangnya keseimbangan antara kehidupan pribadi dan profesional, serta isolasi sosial akibat sistem kerja fleksibel atau jarak jauh. Semua kondisi tersebut dapat berkontribusi terhadap peningkatan risiko gangguan kesehatan mental (Uddin, Mamun, Muntasir, & Mamun, 2022). Oleh karena itu, pemahaman terhadap faktor-faktor yang memengaruhi akses terhadap layanan kesehatan mental, khususnya di sektor teknologi, menjadi semakin penting.

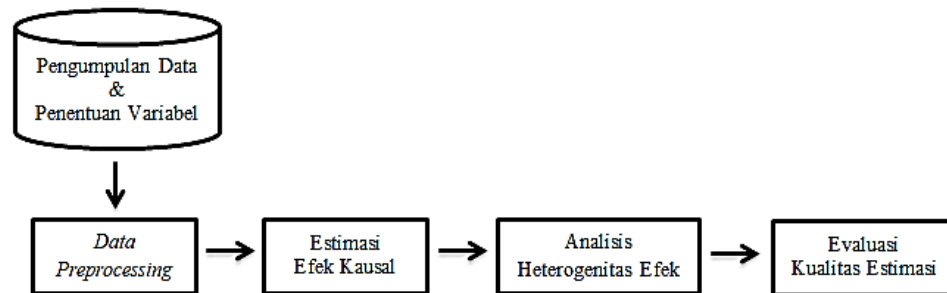
Penelitian terdahulu mengenai kesehatan mental di dunia kerja, terutama di sektor teknologi, umumnya berfokus pada klasifikasi tingkat kesehatan mental serta identifikasi fitur-fitur yang berasosiasi dengan kondisi tersebut (Maringka & Kusnawi, 2021; Mitravinda, Nair, & Srinivasa, 2023; Rahman et al., 2020; Uddin et al., 2022). Pendekatan yang lazim digunakan dalam studi-studi tersebut antara lain adalah analisis regresi logistik, klasifikasi berbasis algoritma *supervised learning*, serta eksplorasi korelasi antar variabel. Beberapa studi memang menunjukkan adanya hubungan antara lingkungan kerja dan perilaku individu dalam mencari bantuan profesional, namun hubungan yang ditemukan bersifat asosiatif dan tidak cukup untuk menyimpulkan adanya hubungan sebab-akibat. Artinya, meskipun ditemukan bahwa pekerja di sektor tertentu lebih cenderung mengalami gangguan mental atau mencari bantuan, namun tidak dapat dipastikan apakah sektor pekerjaan itu sendiri yang menyebabkan perubahan perilaku tersebut atau hanya berkorelasi karena faktor-faktor lain yang tidak terkontrol, seperti usia, gender, atau lokasi geografis.

Keterbatasan ini menciptakan kesenjangan penting dalam literatur, khususnya dalam konteks pemahaman efek kausal sektor pekerjaan terhadap akses layanan kesehatan mental secara individual. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pendekatan alternatif dengan menerapkan Causal Forest, yaitu metode non-parametrik berbasis *machine learning* yang dirancang khusus untuk mengestimasi efek kausal yang bersifat heterogen (*heterogeneous treatment effects*) pada setiap individu dalam data observasional. Tidak seperti metode regresi konvensional yang mengasumsikan efek yang homogen, Causal Forest mampu menangkap variabilitas efek berdasarkan kombinasi karakteristik individu, serta mengurangi kemungkinan bias seleksi dengan menghitung kecenderungan seseorang untuk menerima perlakuan (*propensity score*) secara internal di dalam model. Dengan pendekatan ini, penelitian

diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih akurat mengenai siapa yang paling terdampak oleh pekerjaan di sektor teknologi dalam konteks perilaku pencarian layanan kesehatan mental.

METODE PELAKSANAAN

Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan penting, yaitu pengumpulan data dan penentuan variabel, *data preprocessing*, estimasi efek kausal, analisis heterogenitas efek, serta evaluasi kualitas estimasi. Rangkaian langkah-langkah tersebut ditampilkan secara visual pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Data pada penelitian ini berasal dari survei Open Sourcing Mental Illness (OSMI) tahun 2014 yang menyoroti isu kesehatan mental di kalangan profesional teknologi. Survei dikumpulkan secara daring dan disebarluaskan melalui platform sosial, situs industri, dan mailing list dengan teknik non-probabilistik (*voluntary response sampling*). Dataset awal terdiri dari 1.259 entri dengan 27 fitur yang mencerminkan karakteristik demografis, kondisi kerja, dan status kesehatan mental responden. Variabel dalam analisis ini dibagi ke dalam tiga komponen: variabel perlakuan (T), yaitu status pekerjaan di sektor teknologi (label 1 = ya, label 0 = tidak); variabel hasil (Y), yaitu akses terhadap perawatan kesehatan mental; serta variabel kovariat (X), yang mencakup usia, gender, wilayah, dukungan sosial, riwayat keluarga, dan persepsi dampak negatif. Penetapan variabel dilakukan berdasarkan relevansi terhadap tujuan analisis kausal.

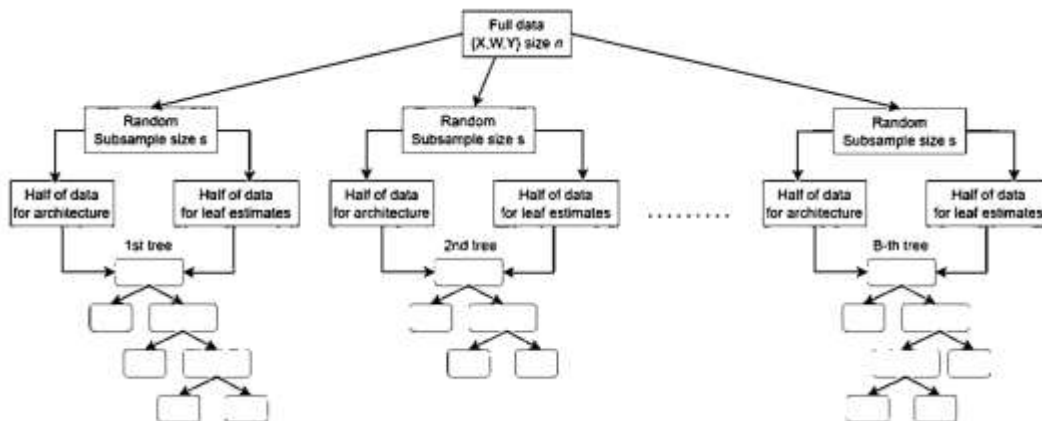
Data hasil survei mengalami tahap *pre-processing* untuk memastikan kualitas data sebelum pemodelan efek kausal. Proses ini mencakup pembersihan data dari nilai kosong dan inkonsistensi, seleksi fitur yang relevan, serta transformasi data. Fitur kategorikal dikonversi ke format numerik menggunakan *label encoding* dan *one-hot encoding*, sementara beberapa variabel kontinu, seperti usia, didiskretisasi menjadi kategori usia muda (18–29 tahun), dewasa (30–49 tahun), dan senior (≥ 50 tahun). Setelah tahap ini, sebanyak 1.242 entri dengan 16 fitur utama digunakan dalam pemodelan estimasi efek kausal sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.

```
RangeIndex: 1242 entries, 0 to 1241
Data columns (total 16 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   usia_muda                             1242 non-null   int64
1   usia_dewasa                           1242 non-null   int64
2   usia_senior                           1242 non-null   int64
3   wilayah_Amerika                       1242 non-null   int64
4   wilayah_Eropa                         1242 non-null   int64
5   wilayah_Asia                         1242 non-null   int64
6   wilayah_lainnya                       1242 non-null   int64
7   wanita                                1242 non-null   int64
8   pria                                  1242 non-null   int64
9   dukungan_rekan_kerja                  1242 non-null   int64
10  dukungan_supervisor                   1242 non-null   int64
11  riwayat_kesehatan_keluarga            1242 non-null   int64
12  akses_kesehatan_mental                 1242 non-null   int64
13  kerja_jarak_jauh                       1242 non-null   int64
14  sektor_teknologi                      1242 non-null   int64
15  persepsi_dampak_negtif                 1242 non-null   int64
dtypes: int64(16)
```

Gambar 2. Data Observasi

Metode Causal Forest digunakan dalam penelitian ini untuk mengestimasi efek perlakuan yang bersifat heterogen berdasarkan karakteristik individu. Metode ini merupakan pengembangan dari algoritma Random Forest yang secara khusus dirancang untuk analisis kausal (Wager & Athey, 2018). Salah satu ciri khasnya adalah penggunaan pendekatan *honest tree*, yaitu dengan membagi data ke dalam dua subset. Satu Subset digunakan untuk membentuk struktur pohon, dan satu lagi untuk mengestimasi efek perlakuan pada setiap daun pohon. Pendekatan ini membantu mengurangi bias dan *overfitting*, sehingga menghasilkan estimasi yang lebih andal (Duong et al., 2024).

Pendekatan ini berbeda dengan *Random Forest* biasa yang menggunakan keseluruhan data secara bersamaan untuk membentuk pohon sekaligus menghasilkan prediksi. Estimasi efek perlakuan hanya dilakukan pada data yang tidak digunakan untuk membentuk pohon sehingga memberikan hasil estimasi menjadi lebih tidak bias. Tujuan utama dari pendekatan *honesty* ini adalah untuk menghindari *overfitting* dan memperoleh estimasi efek intervensi yang lebih dapat dipercaya.



Gambar 3. Struktur Causal Forest
(Sumber: Dimodifikasi dari Duong et al. (2024))

Efek kausal menggunakan kerangka kemungkinan hasil untuk setiap sampel i . Setiap unit pengamatan i memiliki dua kemungkinan hasil yakni $Y_i(1)$ diperoleh jika unit tersebut menerima perlakuan dan $Y_i(0)$ yakni hasil jika tidak menerima perlakuan (Athey & Imbens, 2016). Efek kausal individu atau *individual treatment effect* (ITE) untuk unit i dinyatakan sebagai:

$$\tau_i = Y_i(1) - Y_i(0)$$

Pada *causal inference*, kita tidak dapat secara langsung mengamati efek perlakuan individu. Hal ini karena tidak mungkin melihat hasil yang sama dari satu individu dalam dua kondisi perlakuan berbeda secara bersamaan. Oleh karena itu, fokus kajian efek kausal bergeser ke *Average Treatment Effect* (ATE), yang didefinisikan sebagai ekspektasi dari perbedaan kedua kemungkinan hasil tersebut.

$$\tau = \mathbb{E}[Y_i(1) - Y_i(0)]$$

Causal Forest berupaya mengestimasi ITE secara tidak langsung dengan memanfaatkan *Conditional Average Treatment Effect* (CATE), yaitu ekspektasi efek perlakuan bersyarat terhadap kovariat $X = x$.

$$\tau(x) = \mathbb{E}[Y_i(1) - Y_i(0) | X = x]$$

Dalam pendekatan *causal tree*, estimasi dilakukan dengan menghitung selisih rata-rata hasil antara individu yang menerima perlakuan ($T_i = 1$) dan yang tidak ($T_i = 0$). Estimasi CATE dalam tiap daun $L(x)$ dirumuskan sebagai berikut:

$$\hat{\tau}(x) = \frac{1}{|\{i: T_i = 1, X_i \in L\}|} \sum_{\{i: T_i = 1, X_i \in L\}} Y_i - \frac{1}{|\{i: T_i = 0, X_i \in L\}|} \sum_{\{i: T_i = 0, X_i \in L\}} Y_i$$

Hasil estimasi dari semua pohon $\hat{\tau}_b(x)$ kemudian dirata-ratakan untuk memperoleh estimasi akhir dari efek perlakuan bersyarat $\hat{\tau}_{forest}(x)$ dari setiap pohon $b = 1, 2, 3, \dots, B$, di mana B merupakan jumlah total pohon dalam hutan kausal. Rumus agregasi tersebut dinyatakan sebagai berikut:

$$\hat{\tau}_{forest}(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\tau}_b(x)$$

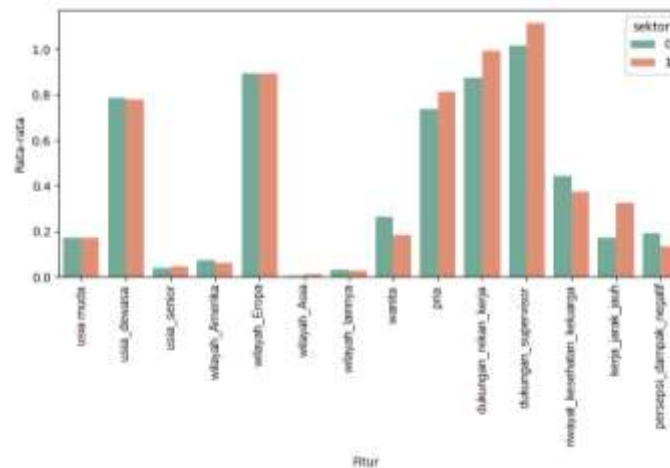
Selanjutnya, analisis CATE digunakan untuk mengevaluasi bagaimana pengaruh bekerja di sektor teknologi terhadap pencarian layanan kesehatan mental bervariasi di antara kelompok individu dengan karakteristik tertentu. Model ini mampu memperkirakan seberapa besar pengaruh perlakuan yang mungkin diterima setiap individu berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki, seperti usia, gender, dan wilayah.

Untuk menilai kualitas estimasi CATE, digunakan kurva Targeting Operator Characteristic (TOC). TOC mengevaluasi seberapa baik model dalam mengidentifikasi individu yang paling diuntungkan oleh perlakuan tanpa harus membagi mereka ke dalam kelompok tertentu. Individu diperingkat berdasarkan prediksi CATE, lalu dihitung efek rata-rata perlakuan dalam setiap kuantil. Hasilnya dibandingkan dengan ATE populasi untuk melihat manfaat tambahan pada kelompok tertentu (Sverdrup, Petukhova, & Wager, 2024). Secara matematis, TOC didefinisikan sebagai:

$$TOC(q) = \mathbb{E}[Y_i(1) - Y_i(0) | Estimate\ CATE(x_i) - qth\ quantile] - ATE$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penyajian hasil dimulai dengan eksplorasi data untuk memahami karakteristik umum data penelitian ini melalui perbandingan rata-rata sejumlah fitur berdasarkan sektor pekerjaan sebagaimana yang ditampilkan pada Gambar 4.



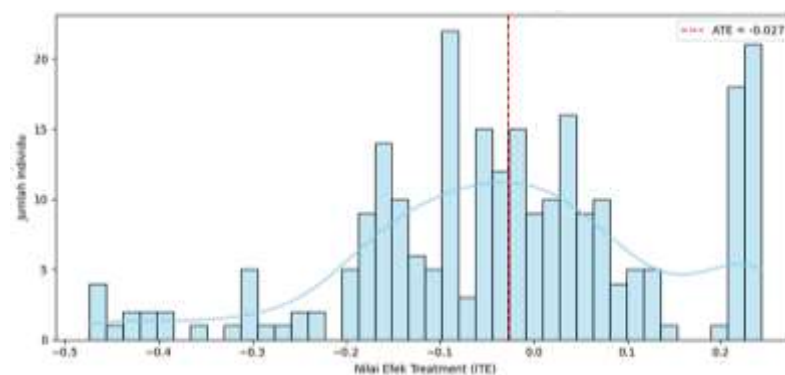
Gambar 4. Rata-Rata Fitur Berdasarkan Sektor Pekerjaan (Teknologi (1) vs Non-Teknologi (0))

Analisis rata-rata fitur menunjukkan beberapa perbedaan karakteristik antara pekerja di sektor teknologi dan non-teknologi. Responden pria, dukungan lingkungan kerja serta kerja jarak jauh lebih banyak ditemukan pada mereka yang bekerja di sektor teknologi. Kategori usia dewasa mendominasi di kedua sektor, tetapi proporsi usia senior lebih tinggi pada sektor teknologi dibandingkan dengan kelompok usia lainnya.

Mayoritas responden di kedua sektor berasal dari kawasan Eropa. Responden yang memiliki riwayat kesehatan mental keluarga banyak ditemukan pada mereka yang bekerja di sektor non teknologi. Menariknya, persepsi terhadap dampak negatif pekerjaan justru sedikit lebih rendah pada kelompok sektor teknologi. Hal tersebut dapat mengindikasikan tingkat kepuasan atau resiliensi yang lebih tinggi di sektor ini. Secara umum, hasil eksplorasi ini memberikan gambaran awal tentang perbedaan komposisi karakteristik individu antara sektor pekerjaan. Gambaran tersebut nantinya diharapkan dapat berkontribusi dalam memahami heterogenitas efek kausal yang diamati.

Estimasi Efek Perlakuan Individual (ITE)

Distribusi estimasi efek perlakuan individual (ITE) pada Gambar 5 menunjukkan adanya variasi yang cukup lebar antar individu. Rata-rata efek perlakuan, yang ditandai dengan garis vertikal merah putus-putus, berada di sekitar -0,027. Nilai-nilai ITE tersebar dari efek negatif hingga positif.

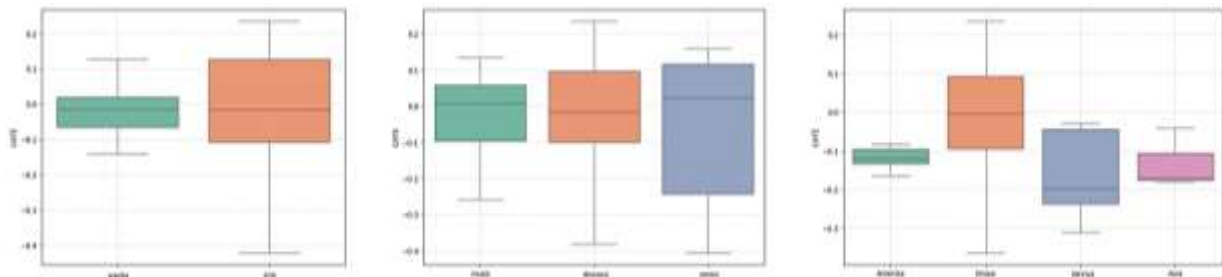


Penyebaran nilai ITE yang cukup lebar menunjukkan adanya heterogenitas dalam respons individu terhadap pekerjaan di sektor teknologi, terutama dalam hal keputusan untuk mencari perawatan kesehatan mental. Rata-rata efek sebesar -0,027 menandakan bahwa bekerja di sektor teknologi hanya sedikit menurunkan kemungkinan individu untuk mencari perawatan tersebut, dan secara umum efek ini bersifat sangat kecil.

Analisis Efek Bersyarat (CATE)

Analisis heterogenitas efek dilakukan melalui estimasi Conditional Average Treatment Effect (CATE), yaitu rata-rata efek perlakuan yang dikondisikan pada karakteristik tertentu yang disajikan pada Gambar 6. Hasil visualisasi menunjukkan adanya perbedaan sebaran nilai CATE antar kelompok individu. Kelompok pria cenderung memiliki variasi respon yang lebih tinggi dibanding wanita, yang mengindikasikan bahwa dampak bekerja di sektor teknologi terhadap keputusan mencari perawatan kesehatan mental lebih beragam pada pria. Hal ini mungkin dipengaruhi oleh adanya spektrum peran sosial yang lebih luas, serta tingkat kenyamanan yang bervariasi dalam mengungkapkan masalah psikologis pada pria dibanding wanita.

Variasi serupa terlihat pada kelompok usia senior (≥ 50 tahun), yang menunjukkan rentang efek yang lebih luas, baik positif maupun negatif. Hal ini mencerminkan kemungkinan adanya ketimpangan dalam literasi digital, kepercayaan terhadap layanan daring, atau resistensi terhadap praktik kesehatan mental berbasis teknologi di kalangan usia lebih tua. Sementara itu, dari sisi wilayah, responden dari Eropa menunjukkan sebaran efek perlakuan yang lebih luas dan nilai maksimum yang lebih tinggi dibandingkan dengan responden dari kawasan Amerika, Asia, dan wilayah lainnya.



Gambar 6. CATE menurut gender, kelompok usia, dan wilayah

Dampak dari nilai CATE positif menunjukkan bahwa bekerja di sektor teknologi dapat meningkatkan kemungkinan individu untuk mencari perawatan kesehatan mental. Hal ini dapat dikaitkan dengan budaya kerja di wilayah Eropa yang lebih progresif dan dukungan sistemik terhadap isu kesehatan mental di lingkungan kerja sektor teknologi. Studi internal SAP dan laporan dari MHE menunjukkan bahwa perusahaan-perusahaan teknologi di Jerman, Belanda, dan Swedia cenderung memiliki kebijakan HR yang lebih responsif terhadap isu psikologis, termasuk kebebasan mengambil cuti kesehatan mental tanpa penalti karier (Magyar, 2021; Mental Health Europe, 2021). Hal ini memperkuat temuan bahwa lingkungan kerja pada sektor teknologi yang terbuka dan suportif di Eropa secara nyata meningkatkan kecenderungan individu untuk mengakses layanan kesehatan mental.

Sebaliknya, nilai CATE negatif mengindikasikan adanya penurunan kecenderungan untuk mencari bantuan kesehatan mental, yang bisa disebabkan oleh tekanan kerja tinggi, kurangnya dukungan organisasi, atau adanya stigma. Penelitian terbaru oleh Prasad, Vaidya, & Rani (2023) menyatakan bahwa banyak karyawan IT di India yang ragu untuk mencari bantuan profesional karena takut akan diskriminasi

atau kemunduran karier serta stigma kesehatan mental tertanam kuat dalam budaya mereka. Keengganan ini tidak hanya terjadi pada karyawan, organisasi sendiri sering kali gagal untuk mengakui masalah ini, yang menyebabkan sistem dukungan yang tidak memadai.

Lebih jauh, hasil agregasi nilai CATE berdasarkan kombinasi beberapa variabel (usia, gender, wilayah, dan model kerja) yang disajikan pada Tabel 1 mengidentifikasi lima kelompok dengan rata-rata efek perlakuan tertinggi. Karakteristik individu yang paling konsisten muncul adalah pria dewasa (30–49 tahun) yang tinggal di Eropa dan bekerja secara jarak jauh. Kelompok ini menunjukkan CATE tertinggi, Hasil agregasi CATE berdasarkan kombinasi beberapa fitur utama menunjukkan bahwa responden pria dewasa yang tinggal di wilayah Eropa, bekerja secara jarak jauh, dan berkarier di sektor teknologi memiliki peningkatan probabilitas sebesar 23,56% dalam mengakses layanan kesehatan mental dibandingkan jika mereka tidak bekerja di sektor tersebut.

Tabel.1 Kombinasi Fitur dengan Lima Nilai Rata-Rata CATE Tertinggi

Kategori Usia	Gender	Wilayah	Kerja jarak jauh	Rata-rata CATE
Dewasa	Pria	Eropa	ya	0.235645
Dewasa	Pria	Eropa	Tidak	0.218888
Dewasa	Pria	Eropa	ya	0.206410
Dewasa	Pria	Eropa	Ya	0.166698
Senior	Pria	Eropa	Tidak	0.159142

Namun demikian, meskipun peningkatan probabilitas sebesar 23,56% tersebut menunjukkan dampak positif yang kuat, pengaruh sektor teknologi terhadap perilaku pencarian bantuan kesehatan mental tidak bersifat merata. Efek ini tampak lebih dominan pada kelompok individu dengan konfigurasi karakteristik tertentu, sementara pada kelompok lainnya, dampaknya cenderung lebih rendah atau tidak signifikan. Oleh karena itu, intervensi atau kebijakan dukungan yang dirancang secara spesifik dan terarah untuk kelompok-kelompok dengan efek CATE tertinggi berpotensi lebih efektif dibandingkan pendekatan yang bersifat umum.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengestimasi pengaruh kausal dari bekerja di sektor teknologi terhadap kemungkinan individu mencari perawatan kesehatan mental dengan menggunakan pendekatan Causal Forest. Hasil estimasi menunjukkan bahwa rata-rata efek perlakuan (ATE) sebesar $-0,027$, yang mengindikasikan bahwa secara umum bekerja di sektor teknologi hanya sedikit menurunkan kecenderungan individu untuk mengakses layanan tersebut. Namun, ditemukan adanya heterogenitas efek antar individu, di mana kelompok tertentu seperti pria dewasa yang tinggal di Eropa dan bekerja secara jarak jauh menunjukkan peningkatan probabilitas pencarian perawatan hingga 23,56% dibandingkan jika mereka tidak bekerja di sektor ini.

Model ini mampu mengidentifikasi kelompok yang lebih rentan maupun yang lebih terdorong untuk mencari perawatan kesehatan mental sebagai dampak dari sektor pekerjaan mereka. Kemampuan tersebut membuka peluang untuk merancang kebijakan atau intervensi yang lebih terarah dan berbasis bukti, dengan mempertimbangkan karakteristik spesifik dari masing-masing kelompok.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Data yang digunakan berasal dari survei tahun 2014 dengan metode *voluntary response sampling*, sehingga mungkin tidak sepenuhnya merepresentasikan populasi profesional teknologi secara umum. Selain itu, keterbatasan data observasional mengharuskan asumsi-asumsi tertentu seperti bahwa tidak ada faktor penting yang terlewat dan dapat memengaruhi baik status pekerjaan maupun keputusan mencari perawatan. Jika asumsi ini tidak terpenuhi, maka hasil estimasi efek kausal bisa menjadi kurang akurat. Oleh karena itu, hasil penelitian ini perlu diinterpretasikan secara hati-hati dan dapat dijadikan dasar untuk penelitian lanjutan dengan data yang lebih mutakhir dan representatif.

DAFTAR PUSTAKA

- Athey, S., & Imbens, G. (2016). Recursive partitioning for heterogeneous causal effects. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 113(27), 7353–7360. <https://doi.org/10.1073/pnas.1510489113>
- Duong, B., Senadeera, M., Nguyen, T., Nichols, M., Backholer, K., Allender, S., & Nguyen, T. (2024). Utilising causal inference methods to estimate effects and strategise interventions in observational health data. *PLoS ONE*, 19(12 December), 1–23. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0314761>
- Magyar, J. & S. (2021). Mental Health Day: SAP Offers Employees a Chance to Recharge. Diakses pada 27 Juni 2025, dari <https://news.sap.com/2021/03/mental-health-day-sap-employees/>
- Maringka, R., & Kusnawi, K. (2021). Exploratory Data Analysis Faktor Pengaruh Kesehatan Mental di Tempat Kerja. *CogITO Smart Journal*, 7(2), 215–226. <https://doi.org/10.31154/cogito.v7i2.312.215-226>
- Mental Health Europe. (2021). *MHE ACTIVITY REPORT 2021*. Diakses pada 18 Mei 2025, dari <https://www.mentalhealtheurope.org/wp-content/uploads/2022/12/MHE-AR-2021-final.pdf>
- Mitravinda, K. M., Nair, D. S., & Srinivasa, G. (2023). Mental Health in Tech: Analysis of Workplace Risk Factors and Impact of COVID-19. *SN Computer Science*, 4(2), 1–11. <https://doi.org/10.1007/s42979-022-01613-z>
- Open Sourcing Mental Illness (OSMI). (2014). Mental Health in Tech Survey. Kaggle. Diakses pada 18 Mei 2025, dari <https://www.kaggle.com/datasets/osmi/mental-health-in-tech-survey>
- Prasad, K. D. V., Vaidya, R., & Rani, R. (2023). Remote working and occupational stress: Effects on IT-enabled industry employees in Hyderabad Metro, India. *Frontiers in Psychology*, 14(March), 1–13. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1069402>
- Rahman, R. A., Omar, K., Noah, S. A. M., & Danuri, M. S. N. M. (2018). A survey on mental health detection in Online Social Network. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 8(4–2), 1431–1436. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.8.4-2.6830>
- Rahman, R. A., Omar, K., Noah, S. A. M., Danuri, M. S. N. M., & Al-Garadi, M. A. (2020). Application of machine learning methods in mental health detection: A systematic review. *IEEE Access*, 8, 183952–183964. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3029154>
- The Importance of Mental Health in the Workplace. (2022). Diakses pada 24 Mei 2025, dari <https://www.totalsafety.com/blog/2022/10/25/the-importance-of-mental-health-in-the-workplace/>
- Uddin, M. M., Mamun, A. F., Muntasir, & Mamun, M. Al. (2022). Mental Health Analysis in Tech Workplace. In *Proceedings of the 7th North American International Conference on Industrial*

Engineering and Operations Management (p. 2316).

- Wager, S., & Athey, S. (2018). Estimation and Inference of Heterogeneous Treatment Effects using Random Forests. *Journal of the American Statistical Association*, 113(523), 1228–1242. <https://doi.org/10.1080/01621459.2017.1319839>
- World Health Organization, U. N. D. P. (2019). *Making the Investment Case for Mental Health: A WHO/UNDP Methodological Guidance Note*. Geneva. Diakses pada 18 Mei 2025, dari <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/325116/WHO-UHC-CD-NCD-19.97-eng.pdf>