

PANDEMI COVID-19 DAN *TURNOVER* KE PEKERJAAN INFORMAL: ANALISIS DATA GOOGLE TRENDS

Ari Purwanto Sarwo Prasajo^{1,2}

¹Pusat Riset Kependudukan, Badan Riset dan Inovasi Nasional

²Program Studi Magister Ekonomi Kependudukan dan Ketenagakerjaan, Fakultas Ekonomi dan Bisnis,
Universitas Indonesia
e-mail: arip003@brin.go.id

Abstrak

Pandemi COVID-19 telah berdampak terhadap keberlangsungan pekerjaan bagi pekerja di Indonesia seperti penurunan pendapatan hingga pemutusan hubungan kerja (PHK). Menurunnya permintaan tenaga kerja memungkinkan pekerja terdampak PHK berpindah ke sektor informal. Dengan menggunakan data Google Trends, studi ini bertujuan untuk mengeksplorasi adanya sinyal pergeseran pekerjaan (*job turnover*) ke pekerjaan informal pada periode awal pandemi COVID-19, terutama saat pembatasan fisik dan normal baru di Indonesia. Empat kategori kata kunci: PHK, situs lowongan pekerjaan (loker), kurir, driver online, dan berjualan digunakan sebagai analisis terkait PHK dan pencarian kesempatan kerja yang bersifat informal. Hasil analisis tren dengan menggunakan regresi lokal (LOESS) dan metode difference-in-differences (DD) menemukan adanya sinyal *turnover* saat periode awal pandemi COVID-19, terutama setelah diberlakukannya pembatasan fisik. Sinyal *turnover* tersebut ditunjukkan oleh meningkatnya intensitas penelusuran terkait PHK yang diikuti dengan meningkatnya intensitas penelusuran terkait kesempatan pekerja atau usaha seperti cara berjualan online dan lowongan kurir.

Kata kunci: COVID-19, Google Trends, informal, normal baru, PHK

Abstract

The COVID-19 pandemic has impacted the labor market in Indonesia, such as decreasing wages and layoffs. The decline in worker demand may drive job turnover into the informal sector. Using Google Trends data, this study aims to explore the existence of informal job turnover signals during the early phase of the COVID-19 pandemic, particularly during physical restriction and new normal period in Indonesia. Four keyword categories: "PHK", "situs loker", "kurir", "driver online", and "berjualan" were used to analyze layoff and search the informal job opportunity. The trend analysis results using local regression (LOESS) and difference-in-differences (DD) methods found a signal of informal job turnover in the early phase of the COVID-19 pandemic, especially after physical restriction implementation. The job turnover signal was shown by increasing search intensity about "PHK" (layoff), followed by the search intensity of job opportunities such "berjualan online" (online selling) and "lowongan kurir" (courier jobs).

Keywords: COVID-19, Google Trends, informal, new normal, layoff

PENDAHULUAN

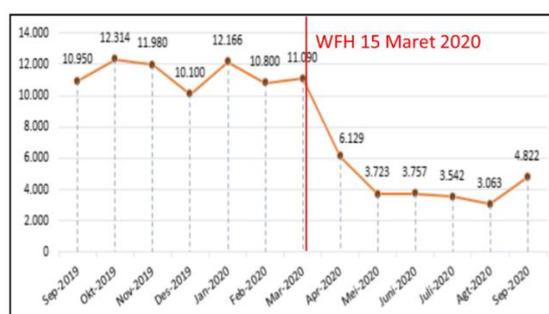
Pandemi COVID-19 telah berlangsung selama dua tahun sejak kasus pertama dikonfirmasi di Indonesia. Tidak hanya masalah kesehatan, pandemi COVID-19 juga telah memberikan dampak yang signifikan terhadap aspek sosial-ekonomi. Pandemi masih menjadi masalah secara global dan tidak sedikit negara yang masih berjuang menghadapinya. Beberapa upaya yang bersifat medis maupun non-medis telah dilakukan oleh negara-negara dalam menekan penyebaran kasus. *Lockdown* merupakan salah satu bentuk intervensi non-medis yang diterapkan oleh negara-negara dalam menekan penyebaran COVID-19.

Meskipun menjadi salah satu upaya yang untuk menekan penyebaran COVID-19, namun *lockdown* memberikan pro dan kontra dalam penerapannya (Greyling et al., 2021). *Lockdown* dapat menekan penyebaran COVID-19 melalui pembatasan mobilitas dan dapat berdampak positif terhadap lingkungan seperti kualitas udara (Mahato et al., 2020). Namun, penerapan *lockdown* juga berdampak negatif terhadap kesejahteraan mental (Brodeur et al., 2021), ekonomi maupun ketenagakerjaan (Vyas, 2020). Tidak semua negara menerapkan *lockdown* sebagai upaya untuk menekan penyebaran COVID-19 karena adanya pro dan kontra tersebut.

Di Indonesia, kebijakan serupa *lockdown* diambil untuk mengurangi laju penyebaran COVID-19. Kebijakan tersebut adalah pemberlakuan *work from home* (WFH) atau pembatasan fisik yang selanjutnya ditingkatkan menjadi pembatasan sosial berskala besar (PSBB). Kebijakan ini disebut serupa *lockdown* karena dalam praktiknya tidak dilakukan pembatasan secara total, melainkan secara parsial. Penerapan kebijakan ini banyak menuai pro dan kontra karena berdampak pada sosial-ekonomi masyarakat. Salah satu dampak yang dirasakan adalah keberlangsungan pekerjaan dan penurunan pendapatan oleh pekerja (Hidayati et al., 2020; Ngadi et al., 2020).

WFH/pembatasan fisik dan PSBB mengakibatkan lesunya aktivitas ekonomi

sehingga menurunkan pendapatan bagi pelaku usaha yang pada ujungnya berdampak pada pemotongan upah, permintaan tenaga kerja hingga pengurangan pekerja (PHK). Jumlah lowongan kerja yang menggambarkan permintaan tenaga kerja mengalami penurunan saat diterapkannya pembatasan fisik (Gambar 3). Hasil survei BPS terhadap pelaku usaha menunjukkan 8,76% perusahaan berhenti beroperasi dan 24,31% beroperasi dengan pengurangan input (jam kerja, mesin, tenaga kerja) (BPS, 2020a). Survei bersama yang dilakukan oleh Pusat Penelitian Kependudukan-LIPI (sekarang Pusat Riset Kependudukan-BRIN), Lembaga Demografi, dan Kemenaker mencatat sebanyak 15,6% pekerja di Indonesia mengalami PHK selama awal penerapan pembatasan sosial, bahkan 13,8% di antaranya tidak mendapatkan pesangon (Ngadi et al., 2020).



Gambar 3. Jumlah Iklan Lowongan Kerja selama Pandemi COVID-19.

Sumber: BPS, 2020b (dimodifikasi).

Keterangan: Jumlah lowongan diperoleh dengan pendekatan pendekatan web scraping pada iklan lowongan pekerjaan.

Turunnya permintaan tenaga kerja dan pengurangan tenaga kerja dapat menimbulkan dampak negatif. Pekerja yang terdampak PHK dimungkinkan mencari pekerjaan alternatif yang lebih mudah untuk menerimanya. Pada kondisi yang terdesak, biasanya pekerja akan bekerja karena keterpaksaan dan sektor informal biasanya menjadi jawaban atas kondisi ini. Hal ini mungkin mengakibatkan terjadinya

pergeseran pekerjaan (*job turnover*) dari sektor formal ke sektor informal.

Berdasarkan pengetahuan penulis, data mengenai *job turnover* pada masa pandemi COVID-19 di Indonesia masih terbatas. Atas hal tersebut, studi ini bertujuan untuk mengeksplorasi sinyal *job turnover* ke sektor informal di masa pandemi COVID-19 dengan menggunakan pendekatan yang unik, yakni menggunakan data Google Trends. Bagian selanjutnya dari artikel ini disusun sebagai berikut. Bagian kedua menjelaskan tentang data dan sampel untuk analisis. Bagian ketiga menguraikan tentang metode analisis data. Hasil dan pembahasan disajikan pada bagian keempat. Terakhir, bagian kelima adalah kesimpulan dan saran.

DATA DAN SAMPEL

Data Google Trends

Google Trends merupakan salah satu sumber big data yang telah banyak dimanfaatkan dalam penelitian sosial (Jun et al., 2018; Mangono et al., 2021; Prasojo, Kusumaningrum, et al., 2020) dan juga dalam studi ketenagakerjaan (Naccarato et al., 2018; Nagao et al., 2019; Simionescu et al., 2020). Pemanfaatan sumber data ini merupakan adaptasi dari perkembangan teknologi digital. Kelebihan data ini adalah tidak memakan waktu dan biaya dan lebih *up to date*. Selain itu mendukung penerapan protokol kesehatan selama pandemi karena tidak perlu berinteraksi dengan subyek penelitian.

Google Trends menyediakan data agregat dari volume penelusuran istilah atau kata kunci tertentu yang dicari melalui mesin pencarian Google. Volumepenelusuran yang disajikan berupa volume relatif atau dapat disebut sebagai *Google Relative Search Rate* (GRSR) (Ding et al., 2020). Ukuran ini merupakan indeks yang menggambarkan aktivitas penelusuran relatif untuk suatu istilah atau kata kunci dalam periode waktu dan wilayah geografis tertentu. Unit geografis yang disediakan untuk agregasi volume penelusuran meliputi global, negara, provinsi, metro, dan kota (Rogers, 2016; Stephens-

Davidowitz & Varian, 2014). Namun data deret waktu yang disediakan Google Trends untuk Indonesia adalah tingkat nasional (negara) dan provinsi.

Google Trends menyajikan data harian untuk penelusuran dalam waktu maksimum 3 bulan, data bulanan untuk periode waktu 3 tahun atau selebihnya, dan data mingguan untuk periode waktu lainnya (Stephens-Davidowitz & Varian, 2014). Dalam studi ini, data Google Trends yang dianalisis adalah dalam deret mingguan (lihat penjelasan di bagian tentang sampel). Pandang bahwa s_{tuc} indeks penelusuran relatif kata kunci atau istilah di suatu minggu t tahun u untuk wilayah geografis c . s_{tuc} tidak disediakan oleh Google Trends, dihitung sebagai rasio antara volume kata kunci atau istilah terhadap volume total penelusuran untuk waktu dan geografis yang sama. s_c^{\max} adalah nilai maksimum indeks penelusuran relatif dalam periode yang ditentukan. Google Trends menyajikan indeks penelusuran relatif yang telah dinormalisasi ke dalam rentang nilai 0-100 (GRSR), dihitung sebagai $y_{tuc} = s_{tuc} / s_c^{\max} \times 100$ (Berger et al., 2021).

Sampel

Respons terhadap peristiwa (seperti pandemi) dapat ditangkap melalui perilaku penelusuran di internet seperti data Google Trends (Beytía & Infante, 2020). Perilaku atas respons tersebut dapat dicerminkan oleh pola antar waktu dari tren suatu kata kunci penelusuran. Pada studi ini, beberapa kata kunci ditetapkan menurut kategori seperti yang disajikan pada Tabel 2. Kata kunci yang berkaitan dengan PHK digunakan untuk memproksi tren PHK. Kategori kedua berkaitan dengan pencarian pekerjaan atau penyiapan usaha. Kategori situs loker untuk memproksi aktivitas pencarian lowongan kerja melalui situs lowongan pekerjaan. Kurir, driver online, dan berjualan adalah kategori yang digunakan untuk memproksi aktivitas pencarian kesempatan kerja atau usaha yang bersifat informal. Kategori pekerjaan

tersebut dipilih karena bersinggungan dengan sektor digital yang mana sekitar 8 juta dari 70 juta (11,43%) pekerja informal di Indonesia berada di sektor tersebut dan bergantung pada aplikasi seluler untuk pekerjaannya (Rodriguez, 2020). Selain itu, Kategori tersebut diduga menjadi jenis

pekerjaan dengan permintaan (*demand*) yang lebih baik karena bersamaan dengan tumbuhnya perdagangan secara elektronik (*e-commerce*) (Larasati et al., 2021) dan meningkatnya perilaku berbelanja *online* selama pandemi COVID-19 (Firmandani et al., 2021; Statista, 2021).

Tabel 2. Daftar Kata Kunci Penelusuran untuk Data Google Trends

Kategori	Kata kunci	Keterangan
PHK	"phk buruh"+"phk karyawan"+"phk corona"	Kata kunci yang berkaitan dengan PHK.
Mencari pekerjaan/menyiapkan usaha Situs loker	"jobstreet"	Kata kunci yang berkaitan dengan pencarian lowongan pekerjaan melalui situs penyedia lowongan pekerjaan. Jobstreet dipilih karena menjadi situs penyedia lowongan pekerjaan yang populer atau paling sering dikunjungi di Indonesia (Statista, 2019).
Kurir	"lowongan kurir"+"loker kurir"	Kata kunci yang berkaitan dengan pencarian lowongan pekerjaan sebagai kurir.
Driver online	"daftar gojek"+"daftar grab"	Kata kunci yang berkaitan dengan tata cara mendaftar sebagai mitra <i>platform</i> transportasi <i>online</i> .
Berjualan	"modal jualan"+"cara jualan online"	Kata kunci yang berkaitan dengan mempersiapkan usaha berjualan/secara online.

Catatan: tanda petik (“”) diberikan pada kata kunci penelusuran agar memperoleh hasil kueri penelusuran yang persis dengan frasa tersebut, tanda (+) bermakna “OR” (atau) yang berarti hasilnya berupa kueri penelusuran yang memuat salah satu frasa yang dipisahkan oleh tanda tersebut (Stephens-Davidowitz & Varian, 2014)

Data diambil pada tingkat nasional dalam kurun waktu 1 Januari 2019 sampai dengan 31 Oktober 2020. Periode ini dipilih karena mencakup mulai diterapkannya pembatasan fisik dengan dihimbau untuk bekerja dari rumah (WFH) atau belajar dari rumah pada tanggal 15 Maret 2020 (Kemkominfo, 2020; The Jakarta Post, 2020) dan penerapan “new normal” atau normal baru pada tanggal 5 Juni 2020 (Sutrisno, 2020). Pembatasan mobilitas dilakukan secara bertahap dan ketatsejak periode pembatasan fisik, sedangkan mobilitas mulai dilonggarkan pada normal baru dan aktivitas ekonomi perlahan mulai dijalankan kembali. Fokus terhadap dua periode ini diharapkan dapat menggambarkan tren yang lebih jelas. Meskipun data Google Trends dikumpulkan secara *online*, namun tidak

sensitif terhadap masalah kecukupan sampel karena mencakup pengguna internet, terutama pengguna mesin pencarian google yang cukup besar. *Share* pengguna mesin pencarian google di Indonesia adalah sebesar 98,23% (Statista, 2020). Karena itu, data Google Trends dinilai representatif. Namun, data ini tidak dapat menggambarkan karakteristik yang lebih rinci misalnya karakteristik demografi hanya memberikan informasi secara agregat.

Proses pengambilan data dilakukan masing-masing untuk periode 1 Januari – 31 Oktober baik pada tahun 2019 dan 2020. Periode pada tahun 2019 digunakan sebagai pembandingan kondisi tanpa pandemi. Data yang diperoleh tersebut dalam deret mingguan sebab Google Trends menyediakan data mingguan untuk periode penelusuran antara 9 bulan dan 5

tahun. Karena data tren berasal dari dua tahun atau deret yang berbeda (2019 dan 2020), sehingga faktor skala yang digunakan untuk menghitung GRSR tidak sama. Karena itu, penskalaan ulang diperlukan agar kedua tahun dapat dibandingkan.

Penskalaan

Proses penskalaan mengadopsi studi oleh Brodeur et al. (2021), yakni dengan pembobotan dan normalisasi. Pandang $y_{t,2019}$, $y_{t,2020}$ berturut-turut adalah GRSR kata kunci pada minggu ke- t dari hasil penelusuran antara 1 Januari – 31 Oktober 2019 dan 2020 dengan rata-rata di masing-masing tahun adalah $\overline{y_{.,2019}}$ dan $\overline{y_{.,2020}}$. GRSR kata kunci dari hasil penelusuran antara 1 Januari 2019 – 31 Oktober 2020 adalah $y_{t,2019-2020}$ dan rata-rata GRSR dalam rentang tersebut adalah $\overline{y_{.,2019-2020}}$. Berdasarkan informasi ini, deretterbobot untuk 2019 dan 2020 diperoleh dengan penghitungan:

$$y_{t,2019}^w = y_{t,2019} \times \frac{\overline{y_{.,2019-2020}}}{\overline{y_{.,2019}}} \text{ dan}$$

$$y_{t,2020}^w = y_{t,2020} \times \frac{\overline{y_{.,2019-2020}}}{\overline{y_{.,2020}}}.$$

Selanjutnya, normalisasi untuk mendapatkan GRSR yang telah diskala ulang adalah:

$$y_{t,2019}^{norm} = \frac{y_{t,2019}^w}{\max(y_{.,2019}^w, y_{.,2020}^w)} \text{ dan}$$

$$y_{t,2020}^{norm} = \frac{y_{t,2020}^w}{\max(y_{.,2019}^w, y_{.,2020}^w)},$$

dimana $\max(y_{.,2019}^w, y_{.,2020}^w)$ adalah nilai maksimum di antara kedua deret yang telah dibobot.

METODE ANALISIS

Pemulusan Trend dengan Regresi Lokal (LOESS)

Analisis data Google Trends dilakukan secara deskriptif. Tren hasil penelusuran kata-kata kunci diperhalus dengan metode regresi lokal atau *locally estimated*

scatterplot smoothing (LOESS). Pemulusan ini bertujuan untuk memperjelas pola tren data (Cleveland, 1979). LOESS adalah metode pencocokan kurva yang dikembangkan dari metode regresi klasik baik linier maupun non-linier. Metode ini merupakan teknik non-parametrik yang dapat diterapkan untuk kasus hubungan fungsional antara variabel bebas dan variabel terikat yang belum diketahui secara pasti.

Perbedaan mendasar antara regresi klasik dan LOESS adalah pada pendekatan estimasi. Ide dasar pada LOESS adalah mengestimasi regresi polinomial pada setiap himpunan bagian data sehingga menghasilkan kurva yang mulus (Cleveland & Devlin, 1988). Jika $y_t (t = 1, 2, \dots, n)$ adalah GRSR kata kunci pada minggu ke- t (hasil penskalaan ulang), maka spesifikasi model LOESS adalah

$$y_t = g(t) + e_t \tag{1}$$

di mana g adalah fungsi mulus dan e_t adalah residual yang memiliki rata-rata 0 dan varians yang konstan (σ^2). \hat{y}_t adalah penduga dari $g(t)$ yang diperoleh dengan prosedur sebagai berikut (Jacoby, 2000):

Tahap 1 – menentukan parameter pemulusan $\alpha (0 < \alpha < 1)$ dan derajat polinomial $\lambda (\lambda \in 1, 2)$. Parameter α adalah proporsi ukuran pengamatan yang digunakan untuk estimasi regresi lokal. Banyaknya observasi untuk setiap regresi lokal adalah $q = \alpha n$ (diambil nilai integer). Derajat polinomial 1 atau 2 berturut-turut menunjukkan model linier atau kuadratik yang dispesifikasikan. Selanjutnya, mendefinisikan m titik lokasi $s (s = 1, 2, \dots, m)$ dalam rentang nilai t . Titik lokasi s adalah sama dengan t , dan $m = n$. Titik-titik tersebut digunakan sebagai titik estimasi dalam proses pencocokan regresi lokal.

Tahap 2 – untuk setiap titik estimasi s , dihitung bobot titik terdekat. Pandang $d_{(t)}(s) = |t - s|$ adalah jarak antara titik

estimasi dengan titik observasi t yang telah diurutkan dari nilai terkecil. Selanjutnya, jarak dinormalisasi dengan membagi masing-masing jarak dengan jarak ke- q , $d_{(t)}^*(s) = d_{(t)}(s)/d_{(q)}(s)$. Bobot titik terdekat untuk observasi t dihitung dengan

$$w_t(s) = \begin{cases} \left(1 - |d_{(t)}^*(s)|\right)^3, & \text{untuk } d_{(t)}^*(s) < 1 \\ 0, & \text{selainnya} \end{cases}$$

(2)

Tahap 3 – untuk setiap titik estimasi s , dihitung nilai estimasi y atau $g(s)$. Pertama, dilakukan estimasi koefisien model regresi ($\hat{\beta}_{ks}$) yang meminimumkan fungsi

$$\sum_{t=1}^n w_t(s) \left(y_t - \sum_{k=0}^{\lambda} \beta_{ks} t^k \right)^2$$

(3)

Berikutnya, nilai estimasi y diperoleh dari nilai prediksi model untuk s , yakni

$$g(s) = \sum_{k=0}^{\lambda} \hat{\beta}_{ks} s^k$$

(4)

Tahap 4 (opsional) – Memperbarui nilai estimasi berdasarkan penduga yang bersifat kekar (*robust*). Pembaruan nilai estimasi dilakukan dengan mengulangi tahap 3 dan mengganti bobot $w_t(s)$ menjadi $w_t^*(s) = r_t(s)w_t(s)$. $r_t(s)$ dihitung dari nilai residual yang dibobot dengan fungsi pembobot bisquare, yakni

$$r_t(s) = \begin{cases} \left(1 - e_t^*(s)\right)^2, & \text{untuk } |e_t^*(s)| < 1 \\ 0, & \text{untuk } |e_t^*(s)| \geq 1 \end{cases}$$

(5)

. Di mana $e_t^*(s) = e_t(s)/6\text{median}(|e_t(s)|)$

dan $e_t(s) = y_t - \sum_{k=0}^{\lambda} \hat{\beta}_{ks} t^k$.

Tahap 5 – mengulangi tahap 2, 3, dan 4 (opsional) untuk seluruh nilai s sehingga diperoleh nilai \hat{y}_t untuk $t = 1, 2, \dots, n$. Melakukan tahap 4 pada proses estimasi akan diperoleh nilai estimasi yang bersifat *robust*.

Difference-in-Differences (DD)

Metode DD diimplementasikan untuk memperkuat hasil eksplorasi deskriptif dengan LOESS. Meskipun DD termasuk metode kuasi-eksperimen untuk inferensi kausal (Cunningham, 2021), namun saya hanya menggunakannya untuk estimasi hubungan yang bersifat korelasional antara kebijakan WFH, normal baru dengan GRSR. Unsur utama dalam model DD adalah perlakuan (*treatment*) dan kelompok perlakuan (*treatment group*). Pada studi ini, Kebijakan WFH, normal baru menjadi *treatment* yang diminati. Tahun 2020 diperlakukan sebagai *treatment group* karena terjadi pandemi COVID-19 dan terpapar kebijakan tersebut, sedangkan tahun 2019 diperlakukan sebagai *control group* karena bukan tahun pandemi dan tidak terpapar kebijakan tersebut. Karena itu, spesifikasi yang digunakan adalah DD sederhana, yakni

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 \text{Tahun}_t + \beta_2 \text{Kebijakan}_t + \beta_3 \text{Tahun}_t \times \text{Kebijakan}_t + \varepsilon_t$$

(6)

Di mana y_t adalah GRSR pada minggu ke- t (hasil penskalaan ulang), Tahun_t adalah dummy tahun, bernilai 1 jika tahun 2020 dan 0 jika tahun 2019, dan Kebijakan_t adalah dummy status diterapkannya kebijakan, bernilai 1 dan 0 untuk periode sesudah dan sebelum diterapkannya kebijakan. Hasil estimasi koefisien β_3 merepresentasikan pengaruh atau hubungan kebijakan terhadap GRSR yang terkait dengan pencarian pekerjaan. Makna hasil estimasi tersebut adalah perbedaan rata-rata GRSR sebelum dan sesudah diterapkannya kebijakan pada tahun 2020 terhadap rata-rata GRSR pada periode yang sama untuk tahun 2019. Uraian tentang perbedaan (*difference*) rata-rata tersebut dijelaskan oleh tabel berikut

Tabel 3. Uraian model DD berdasarkan persamaan 6

Tahun	Kebijakan		Differ ence
	Sebelum	Sesudah	

	(Kebijakan _t = 0) (1)	(Kebijakan _t = 1) (2)	(Kebijakan _t = 2) (3)
2019 (Tahun _t = 0) (a)	β_0	$\beta_0 + \beta_2$	β_2
2020 (Tahun _t = 1) (b)	$\beta_0 + \beta_1$	$\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$	$\beta_2 + \beta_3$
Differe nce (b)-(a)	β_1	$\beta_1 + \beta_3$	β_3

Periode untuk estimasi DD kebijakan WFH adalah hingga sebelum diterapkannya normal baru, sedangkan periode normal baru dimulai setelah diterapkannya WFH. Model pada persamaan (6) diestimasi dengan menggunakan metode kuadrat terkecil (OLS).

Word Clouds

Word clouds diaplikasikan untuk memvisualisasi kueripenelusuran yang berhubungan dengan kata kunci yang ditetapkan. Word clouds memudahkan dalam memberikan pemahaman terhadap kueri yang relevan tersebut dengan cara menyajikan teks dalam bentuk awan yang ukuran dan warnanya didasarkan pada frekuensi teks (Cirillo, 2016). Google Trends mempunyai fitur untuk memunculkan kueri penelusuran yang berhubungan dengan kata kunci yang dicari. Peringkat kueri yang berkaitan disusun berdasarkan skor relatif. Skor 100 bermakna bahwa kueri terkait paling banyak dicari, sedangkan skor 50 bermakna bahwa kueri terkait yang dicari sebanyak setengah kali dari kueri terpopuler, dan demikian seterusnya (Google, 2022). Dengan menggunakan informasi teks dan skor untuk kueri terkait tersebut, visualisasi word clouds disusun untuk memberikan gambaran tentang kueri penelusuran yang memiliki kemiripan makna terhadap kata kunci penelusuran yang ditetapkan. Skor tersebut digunakan sebagai ukuran dan warna huruf pada word clouds.

Implementasi

Seluruh tahapan pengolahan dan analisis data diimplementasikan dengan menggunakan perangkat lunak R v4.1.0 (R Core Team, 2020). Proses pengambilan data Google Trends dilakukan dengan menggunakan library “gtrends” (Massicotte & Eddelbuettel, 2020). Library “ggplot2” (Wickham, 2016) dan “ggwordcloud” (Le Penne & Slowikowski, 2019) berturut-turut digunakan untuk eksplorasi tren dengan LOESS dan visualisasi word clouds untuk kueriterkait. Estimasi DD diperoleh melalui fungsi “lm” pada library “stats” dan library “sandwich” (Zeileis et al., 2020) untuk estimasi *robust standard error*. Syntax R tersedia dalam suplemen yang disimpan pada repositori <https://github.com/aripurwantosp/job-turnover-gtrends>.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Tren

Analisis diawali dengan membandingkan tren penelusuran kata kunci sebelum dan sesudah penerapan WFH/pembatasan fisik, normal baru di tahun 2020 dan pada periode yang sama untuk tahun 2019. Gambar 4a menyajikan tren penelusuran kata kunci terkait PHK. Tren mengalami kenaikan sejak awal periode pengamatan hingga penerapan WFH/pembatasan fisik dan mulai menurun menjelang hingga penerapan normal baru. Sebagaimana yang diharapkan, tren penelusuran terkait dengan PHK mendukung studi terdahulu yang mengemukakan bahwa pandemi COVID-19 telah berdampak negatif terhadap keberlangsungan pekerjaan bagi para pekerja (Ngadi et al., 2020).

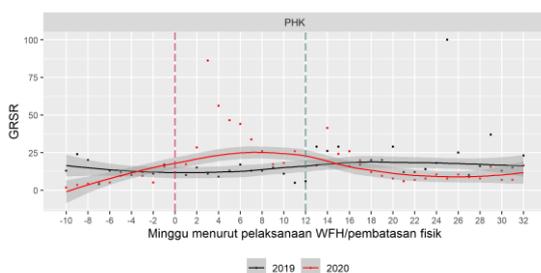
Intensitas penelusuran kata kunci terkait PHK yang mulai meningkat sebelum diterapkannya WFH/pembatasan fisik memberikan indikasi bahwa isu mengenai PHK mulai muncul sejak sebelum pembatasan fisik diumumkan. Wacana pemberlakuan pembatasan fisik telah muncul sebelum pengumuman resmi. Dengan demikian wacana tersebut dimungkinkan menimbulkan beberapa spekulasi atau kekhawatiran mengenai keberlangsungan sektor usaha

atau pekerjaan karena akan diterapkannya pembatasan fisik maupun mobilitas.

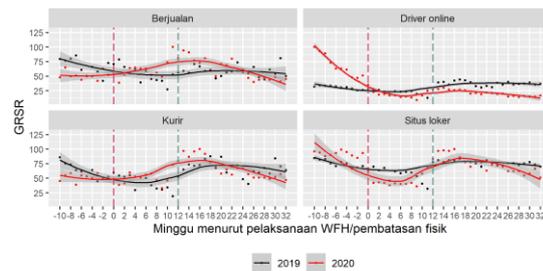
Intensitas penelusuran mengenai PHK menurun saat diterapkannya normal baru. Pada periode ini, aktivitas ekonomi mulai diusahakan untuk dipulihkan kembali. Pekerja yang terdampak PHK mungkin berusaha untuk kembali ke pasar kerja. Dugaan ini didukung dengan intensitas pencarian kerja yang digambarkan oleh tren penelusuran terkait situs loker yang meningkat menjelang dan setelah diterapkannya normal baru (Gambar 4b).

Meskipun intensitas penelusuran kerja secara umum mengalami kenaikan hingga penerapan normal baru, namun pencarian kesempatan kerja terkait pekerjaan yang bersifat informal juga mengalami kenaikan. Sebagaimana yang disajikan pada Gambar 4b, tren penelusuran terkait berjualan dan kurir memiliki pola yang serupa. Tren keduanya meningkat setelah diterapkannya WFH/pembatasan fisik dan mencapai volume penelusuran tertinggi saat normal baru.

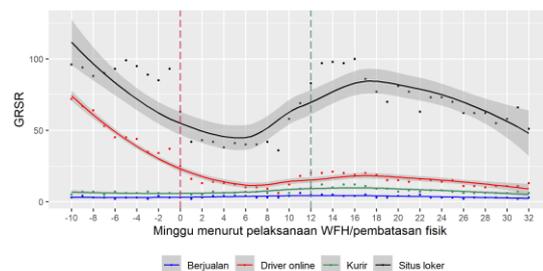
Tidak seperti penelusuran kesempatan kerja terkait berjualan, kurir, dan situs loker, penelusuran kesempatan kerja terkait driver online cenderung mengalami penurunan hampir di setiap periode (Gambar 4b). Tren mengalami penurunan sejak awal periode pengamatan hingga pertengahan periode WFH/pembatasan fisik. Kenaikan tren terjadi saat normal baru, meskipun volumenya lebih rendah dibandingkan dengan tren di tahun 2019. Namun, penelusuran terkait driver online relatif lebih tinggi jika dibandingkan dengan penelusuran terkait berjualan dan kurir (Gambar 4c).



(a)



(b)



(c)

Gambar 4. (a) Tren Penelusuran Kata Kunci yang Berkaitan dengan PHK; (b) Tren Penelusuran Kata Kunci yang Berkaitan dengan Pencarian Kerja/Mempersiapkan Usaha; (c) Perbandingan Relatif Penelusuran Kata Kunci yang Berkaitan dengan Pencarian Kerja/Mempersiapkan Usaha, tahun 2020.

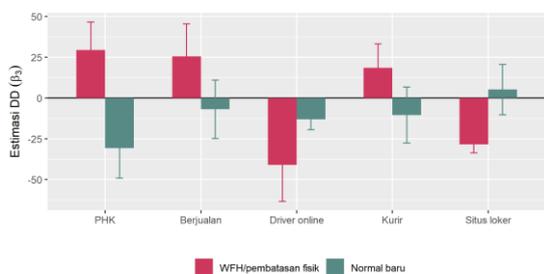
Sumber: Google Trends (diolah penulis).

Keterangan: Kurva mulus mewakili estimasi tren dan 95 persen selang kepercayaan GRSR mingguan. Minggu ke-12 setelah penerapan WFH adalah penerapan normal baru (garis vertikal hijau putus-putus).

Hasil Estimasi DD

Untuk mengukur asosiasi antara kebijakan WFH/pembatasan fisik, normal baru dengan intensitas penelusuran yang berkaitan dengan PHK dan pencarian pekerjaan atau usaha, Gambar 5 menyajikan hasil estimasi Difference-in-Differences (DD). Memperkuat hasil analisis tren, penerapan WFH/pembatasan fisik signifikan meningkatkan intensitas penelusuran terkait PHK dan sebaliknya penerapan normal baru signifikan menurunkan intensitas penelusuran tersebut. Meskipun tidak signifikan, penelusuran terkait situs loker lebih tinggi

saat penerapan normal baru dibandingkan dengan saat WFH/pembatasan fisik. Hal yang sebaliknya terjadi untuk intensitas penelusuran kesem-



Gambar 5. Hasil estimasi pengaruh WFH/pembatasan fisik dan normal baru terhadap penelusuran kata kunci yang berkaitan dengan PHK dan pencarian pekerjaan.

Sumber: Google Trends (diolah penulis).

Keterangan: Bar dan error bar berturut-turut merepresentasikan hasil estimasi DD dan interval kepercayaan 95%.

patan kerja terkait kurir. Intensitas penelusuran mengenai berjualan meningkat dan signifikan saat WFH/pembatasan fisik dan menurun saat normal baru. Pola yang berbeda ditemukan untuk intensitas penelusuran terkait driver online. Penerapan WFH/pembatasan fisik maupun normal baru sama-sama signifikan menurunkan intensi penelusuran tersebut, namun asosiasi yang lebih rendah ditunjukkan saat normal baru.

Kueri Penelusuran Terkait

Untuk mendeskripsikan kueri penelusuran yang terkait dengan kata kunci penelusuran kesempatan kerja dalam studi, Gambar 6 menyajikan daftar kueri terkait dalam bentuk word clouds. "cara jualan online laris" menjadi kueri penelusuran tertinggi yang berkaitan dengan penelusuran terkait berjualan, selanjutnya disusul dengan cara berjualan di *platform marketplace* dan sosial media seperti shopee, lazada, tokopedia, facebook, dan instagram. Munculnya nama kota seperti "jakarta" dan "bandung" pada kueri yang terkait dengan penelusuran kesempatan kerja kurir

menyiratkan bahwa intensitas penelusuran kesempatan kerja ini lebih banyak di kota-kota besar. Hal yang sama ditemukan untuk kueri penelusuran terkait pencarian lowongan pekerjaan melalui situs penyedia lowongan pekerjaan (situs loker).



Gambar 6. Kueri penelusuran yang berkaitan dengan kata kunci dalam studi.

Sumber: Google Trends (diolah penulis).

Diskusi

Keterkaitan antara penelusuran terkait PHK dan pekerjaan informal: sinyal turnover ke perkerjaan informal

Meningkatnya intensitas penelusuran terkait PHK setelah penerapan WFH/pembatasan fisik menyiratkan bahwa gelombang PHK paling besar terjadi saat periode tersebut. Dalam implementasinya, kebijakan WFH/pembatasan fisik merupakan tahap awal menuju pembatasan yang lebih ketat. Kebijakan pembatasan sosial berskala besar (PSBB) yang dikeluarkan melalui Peraturan Pemerintah Nomor 21 Tahun 2020 merupakan salah satu respons signifikan pada periode awal pandemi (Djalante et al., 2020). Kebijakan ini membatasi mobilitas secara lebih ketat, sehingga memengaruhi aktivitas sosial-ekonomi masyarakat. Dampak yang ditimbulkan akibat pembatasan ini adalah menurunnya pendapatan hingga hilangnya pekerjaan karena bekurangnya kegiatan maupun penutupan tempat kerja (Hidayati et al., 2020).

Pada periode yang sama, meningkatnya intensitas penelusuran terkait kesempatan pekerjaan seperti berjualan dan kurir menyiratkan adanya peningkatan intensi terhadap pekerjaan informal pada masa pandemi. Meningkatnya intensi pekerjaan informal dimungkinkan juga karena efek

ikutan setelah terjadinya PHK. Intensi terhadap jenis pekerjaan ini disinyalir dimiliki oleh para pekerja yang terdampak PHK. Karena itu, pola ini dapat menjadi sinyal adanya pergeseran pekerjaan (*job turnover*) menjadi pekerja informal.

Penutupan akses keluar masuk kota besar misalnya Jakarta, termasuk larangan mudik saat diberlakukannya PSBB juga menjadi salah satu hal yang dapat menjelaskan meningkatnya intensitas penelusuran mengenai pekerjaan informal. Studi sebelumnya menemukan bahwa penduduk yang berstatus bekerja baik formal maupun informal adalah kelompok yang paling banyak merencanakan mudik (Prasojo, Aini, et al., 2020). Adapun salah satu motivasinya adalah karena ketidakpastian usaha atau hilangnya pekerjaan karena pandemi (Muhtaruddin & Hartanto, 2020). Ketika akses keluar kota ditutup dan tidak dapat kembali ke kampung halaman, ada potensi bagi kelompok tersebut untuk mencari pekerjaan alternatif sebagai strategi bertahan di kota tempat tinggal.

Teori ekonomi menjelaskan bahwa keputusan bekerja dipengaruhi oleh beberapa faktor. Faktor-faktor tersebut misalnya *reservation wage* dan permintaan dari sektor pekerjaan (Borjas, 2016). *Reservation wage* adalah besaran minimum upah yang dikehendaki oleh pekerja untuk bersedia melakukan pekerjaan tertentu. *Reservation wage* dipengaruhi oleh pendidikan dan upah bukan dari pekerjaan (*non labor income*). Jika individu tidak atau memiliki *non labor income* yang rendah maka *reservation wage* yang dimilikinya cenderung rendah. Demikian halnya untuk individu yang berpendidikan atau berketerampilan rendah yang umumnya memiliki *reservation wage* yang lebih rendah. Selain *reservation wage*, kompensasi terhadap risiko pekerjaan juga menjadi hal yang menentukan seseorang dalam memutuskan untuk bekerja (Borjas, 2016).

Kondisi pandemi beserta kebijakan pembatasan fisik yang menyebabkan turunnya permintaan tenaga kerja serta kondisi kesulitan yang dihadapi pekerja terdampak PHK memberikan implikasi

bekerja karena keterpaksaan. Sebagian besar pekerja dimungkinkan kurang lagi mempertimbangkan *reservation wage* dan kompensasi atas risiko pekerjaan. Pekerjaan dicari dengan pertimbangan untuk penghidupan sementara. Mereka yang terdampak PHK memilih untuk mencoba kembali ke pasar kerja dengan menasar pekerjaan yang relatif mudah dilakukan atau yang mudah menyerap tenaga kerja. Hal inilah yang dapat menjadi salah satu penjelasan meningkatnya intensitas penelusuran yang berkaitan dengan pekerjaan informal tersebut.

Sektor informal disinyalir menjadi tumpuan di masa pandemi, perlu perhatian khusus

Menurunnya intensitas penelusuran terkait driver online karena pembatasan fisik merupakan temuan yang logis. Pembatasan fisik yang disertai dengan pembatasan mobilitas berdampak pada turunnya permintaan jasa transportasi *online*. Meskipun demikian, driver online masih diminati dan dapat menjadi pekerjaan alternatif bagi sebagian yang terdampak PHK. Driver online masih diminati seiring dengan peluang meningkatnya permintaan layanan pembelian makanan secara *online* saat pandemi (Pramisti, 2020) terutama di kota-kota besar. Intensi yang positif untuk penelusuran terkait berjualan dan kurir saat pembatasan fisik menjadi temuan yang relevan. Secara umum, pandemi COVID-19 telah menggeser perilaku belanja dari yang bersifat *offline* menjadi *online*. Hal ini dilakukan untuk mengurangi mobilitas dan intensitas interaksi secara fisik untuk mencegah penularan COVID-19. Karena itu, kesempatan pekerjaan sebagai kurir mungkin meningkat seiring dengan pertumbuhan positif terhadap permintaan layanan jual beli *online* (Safitri, 2020).

Terlepas dari kesempatan yang diberikan pasca PHK maupun saat pandemi oleh alternatif pekerjaan atau usaha tersebut, pekerjaan informal dapat membantu dalam jangka pendek. Pekerjaan tersebut tidak disarankan untuk jangka panjang karena minimnya perlindungan ketenagakerjaan. Sebagai contoh kemitraan antara perusahaan transportasi online (contoh:

gojek, grab vs “driver ojol”) yang seringkali menuai kontroversi. Kemitraan antara keduanya juga seringkali dipandang sebagai kemitraan yang semu, bahkan Frey (2020) menyebut dengan istilah informalisasi yang diformalkan. Perusahaan transportasi *online* seringkali dinilai menerapkan aturan yang menguntungkan perusahaan.

Aturan yang belum sepenuhnya berpihak kepada pekerja (mitra *driver*) dapat menjadikan pekerja semakin rentan di tengah kondisi pandemi. Sulit untuk memastikan kapan pandemi akan berakhir. Jika pandemi tidak berakhir dalam waktu dekat, sektor informal seperti yang telah diulas perlu diberikan perhatian secara khusus untuk mengurangi kerentanan dan meningkatkan kesejahteraan pekerjanya. Hal ini karena sektor-sektor tersebut telah menjadi tumpuan bertahan hidup bagi sebagian besar pekerja yang terdampak PHK, terutama di kota-kota besar.

KESIMPULAN DAN SARAN

Pandemi COVID-19 yang sedang berlangsung memberikan dampak terhadap aspek sosial-ekonomi kehidupan masyarakat termasuk keberlangsungan pekerjaan bagi para pekerja. Analisis terhadap data Google Trends dalam studi ini menemukan sinyal atau indikasi adanya *turnover* pekerjaan ke sektor informal. Adanya PHK membuat pekerja harus beradaptasi dalam menghadapi kesulitan selama masa pandemi. Sinyal adanya *turnover* ke sektor informal ditunjukkan oleh pola intensi penelusuran dengan kata kunci yang terkait dengan beberapa jenis pekerjaan informal pada periode diterapkannya pembatasan fisik. Sinyal ini menyiratkan bahwa sektor informal menjadi salah satu tumpuan bagi pekerja terdampak PHK untuk bertahan selama pandemi. Karena itu, sektor ini perlu lebih diperhatikan untuk mengurangi kerentanan bagi para pekerjanya.

Hasil studi ini perlu diinterpretasikan dengan memperhatikan beberapa keterbatasan. Pertama, intensi masyarakat yang digambarkan oleh pola penelusuran data Google Trends hanya mampu

memberikan gambaran secara agregat. Perlu studi lanjutan untuk melihat pola yang lebih spesifik misalnya menurut karakteristik demografi. Di samping itu, perilaku penelusuran yang digambarkan cenderung merujuk pada masyarakat yang menggunakan internet khususnya mesin pencarian Google. Penduduk umur 19-24 dan 25-49 tahun mendominasi kelompok yang mengakses internet, yakni sekitar 17,13% dan 48,24% (BPS, 2021). Dengan demikian hasil studi ini mungkin bias terhadap kelompok umur tersebut, namun umur tersebut masih mewakili kelompok umur produktif. Kedua, kata kunci yang ditetapkan lebih berkaitan dengan jenis pekerjaan informal yang berhubungan dengan sektor digital dan sebagian besar ditemukan di kota-kota besar. Terakhir, hasil studi ini mewakili penelusuran rata-rata di tingkat nasional dan mungkin menutupi variasi di level geografis yang lebih kecil. Meskipun demikian, studi ini memberikan kontribusi dalam bentuk pengetahuan atau referensi pada studi ketenagakerjaan, terutama yang berkaitan dengan kondisi selama COVID-19 di Indonesia, serta melengkapi data dan informasi yang dikumpulkan melalui survei.

DAFTAR PUSTAKA

- Berger, L. M., Ferrari, G., Leturcq, M., Panico, L., & Solaz, A. (2021). COVID-19 lockdowns and demographically-relevant Google Trends: A cross-national analysis. *PLoS ONE*, 16(3 March), 1–28. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0248072>
- Beytía, P., & Infante, C. C. (2020). *Digital Pathways, Pandemic Trajectories. Using Google Trends to Track Social Responses to COVID-19* (N° 2020-01; HIIG Discussion Paper Series). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3571360>
- Borjas, G. J. (2016). *Labor Economics* (7th ed.). Mc Graw Hill.
- BPS. (2020a). *Analisis Hasil Survei Dampak COVID-19 terhadap Pelaku Usaha*. Badan Pusat Statistik.

- BPS. (2020b). *Kajian Big Data sebagai Pelengkap Data dan Informasi Statistik Sosial*. Badan Pusat Statistik.
- BPS. (2021). *Statistik Telekomunikasi Indonesia 2020*. Badan Pusat Statistik.
- Brodeur, A., Clark, A. E., Fleche, S., & Powdthavee, N. (2021). COVID-19, lockdowns and well-being: Evidence from Google Trends. *Journal of Public Economics*, *193*, 104346. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2020.104346>
- Cirillo, A. (2016). *RStudio for R Statistical Computing Cookbook*. Packt Publishing.
- Cleveland, W. S. (1979). Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots. *Journal of the American Statistical Association*, *74*(368), 829–836.
- Cleveland, W. S., & Devlin, S. J. (1988). Locally Weighted Regression: An Approach to Regression Analysis by Local Fitting. *Journal of the American Statistical Association*, *83*(403), 596–610.
- Cunningham, S. (2021). *Causal Inference: The Mixtape*. Yale University Press.
- Ding, D., del Pozo Cruz, B., Green, M. A., & Bauman, A. E. (2020). Is the COVID-19 lockdown nudging people to be more active: a big data analysis. *British Journal of Sports Medicine*, *54*(20), 1183 LP – 1184. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2020-102575>
- Djalante, R., Lassa, J., Setiamarga, D., Sudjatma, A., Indrawan, M., Haryanto, B., Mahfud, C., Sinapoy, M. S., Djalante, S., Rafliana, I., Gunawan, L. A., Surtiari, G. A. K., & Warsilah, H. (2020). Review and analysis of current responses to COVID-19 in Indonesia: Period of January to March 2020. *Progress in Disaster Science*, *6*, 100091. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.pdisas.2020.100091>
- Firmandani, W., Sya'bania, A. F., Abdani, F., & Madani, E. (2021). Analysis of Indonesian Consumer Online Shopping Behavior During the Covid-19 Pandemic: A Shopee Case Study. *The International Journal of Business Review (The Jobs Review)*, *4*(2), 191–202.
- Frey, B. (2020). Platform Labor and In/Formality: Organization among Motorcycle Taxi Drivers in Bandung, Indonesia. *Anthropology of Work Review*, *41*(1), 36–49. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/awr.12187>
- Google. (2022). *Menemukan penelusuran terkait*. <https://support.google.com/trends/answer/4355000>
- Greyling, T., Rossouw, S., & Adhikari, T. (2021). The good, the bad and the ugly of lockdowns during Covid-19. *PLOS ONE*, *16*(1), e0245546. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0245546>
- Hidayati, D., Prasajo, A. P. S., Kusumaningrum, D., Surtiari, G. A. K., & Aini, Y. N. (2020). *Riset dampak PSBB: meski menerima bantuan pemerintah, warga hanya mampu bertahan seminggu*. The Conversation. <https://theconversation.com/riset-dampak-psbb-meski-menerima-bantuan-pemerintah-warga-hanya-mampu-bertahan-seminggu-140180>
- Jacoby, W. G. (2000). Loess:: a nonparametric, graphical tool for depicting relationships between variables. *Electoral Studies*, *19*(4), 577–613. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0261-3794\(99\)00028-1](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0261-3794(99)00028-1)
- Jun, S.-P., Yoo, H. S., & Choi, S. (2018). Ten years of research change using Google Trends: From the perspective of big data utilizations and applications. *Technological Forecasting and Social Change*, *130*, 69–87. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.11.009>
- Kemenkominfo. (2020). *Kominfo Next: Lawan COVID-19. Edisi 15 Maret 2020*. https://eppid.kominfo.go.id/storage/uploads/3_28_3._KNEXT_-_MAR_-

- _2020_-_DRAFT_-_6.pdf
- Larasati, D. N., Bustaman, U., & Pramana, S. (2021). Online Marketplace Data to Figure COVID-19 Impact on Micro and Small Retailers in Indonesia. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 5(2), 333–342. <https://doi.org/10.29244/ijsa.v5i2p333-342>
- Le Pennec, E., & Slowikowski, K. (2019). *ggwordcloud: A Word Cloud Geom for "ggplot2."* <https://cran.r-project.org/package=ggwordcloud>
- Mahato, S., Pal, S., & Ghosh, K. G. (2020). Effect of lockdown amid COVID-19 pandemic on air quality of the megacity Delhi, India. *Science of The Total Environment*, 730, 139086. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139086>
- Mangono, T., Smittenaar, P., Caplan, Y., Huang, V. S., Sutermaister, S., Kemp, H., & Sgaier, S. K. (2021). Information-Seeking Patterns During the COVID-19 Pandemic Across the United States: Longitudinal Analysis of Google Trends Data. *J Med Internet Res*, 23(5), e22933. <https://doi.org/10.2196/22933>
- Massicotte, P., & Eddelbuettel, D. (2020). *gtrendsR: Perform and Display Google Trends Queries.* <https://cran.r-project.org/package=gtrendsR>
- Muhtaruddin, & Hartanto, B. D. (2020). Pengaruh Pandemi Covid-19 Terhadap Persepsi Masyarakat Jabodetabek Untuk Melakukan Perjalanan Mudik. *Jurnal Penelitian Transportasi Darat*, 22(2), 107–114. <https://doi.org/10.25104/jptd.v22i2.1657>
- Naccarato, A., Falorsi, S., Loriga, S., & Pierini, A. (2018). Combining official and Google Trends data to forecast the Italian youth unemployment rate. *Technological Forecasting and Social Change*, 130, 114–122. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.11.022>
- Nagao, S., Takeda, F., & Tanaka, R. (2019). Nowcasting of the U.S. unemployment rate using Google Trends. *Finance Research Letters*, 30, 103–109. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.04.005>
- Ngadi, Meillianna, R., & Purba, Y. A. (2020). Dampak Pandemi COVID-19 terhadap PHK dan Pendapatan Pekerja di Indonesia. *Jurnal Kependudukan Indonesia, Edisi Khusus*, 43–48.
- Pramisti, N. Q. (2020). *Mitra GoFood Meningkat 40% Selama Pandemi.* Tirto.Id. <https://tirto.id/mitra-gofood-meningkat-40-selama-pandemi-fWhj>
- Prasojo, A. P. S., Aini, Y. N., & Kusumaningrum, D. (2020). Potensi Pola Aliran Mudik pada Masa Pandemi COVID-19. *Jurnal Kependudukan Indonesia, Edisi Spes*, 21–26.
- Prasojo, A. P. S., Kusumaningrum, D., & Dalimunthe, S. A. (2020). Trajektori Pencarian Informasi Warga DKI Jakarta pada Sebelum dan Empat Periode PSBB Menggunakan Google Trends. In *Lesson Learned: Riset Sosial Budaya dalam Pengendalian COVID-19* (pp. 141–174). Yayasan Pustaka Obor Indonesia.
- R Core Team. (2020). *R: A Language and Environment for Statistical Computing.* R Foundation for Statistical Computing. <https://www.r-project.org/>
- Rodriguez, D. (2020). *COVID-19 Transforms Informal Work in Indonesia's Thriving Digital Economy.* Asia Pacific Foundation of Canada. <https://www.asiapacific.ca/publication/covid-19-transforms-informal-work-indonesias-thriving>
- Rogers, S. (2016). *What is Google Trends data — and what does it mean?* Google News Lab. <https://medium.com/google-news-lab/what-is-google-trends-data-and-what-does-it-mean-b48f07342ee8>
- Safitri, K. (2020). *Belanja Online Meningkat, Sektor Logistik Panen Untung.* Kompas.Com. <https://money.kompas.com/read/2020/09/28/112458126/belanja-online-meningkat-sektor-logistik-panen->

- untung
- Simionescu, M., Streimikiene, D., & Strielkowski, W. (2020). What Does Google Trends Tell Us about the Impact of Brexit on the Unemployment Rate in the UK? In *Sustainability* (Vol. 12, Issue 3). <https://doi.org/10.3390/su12031011>
- Statista. (2019). *Most visited job websites across Indonesia as of April 2018*. <https://www.statista.com/statistics/921819/indonesia-most-visited-job-websites/>
- Statista. (2020). *Market share of leading search engines across Indonesia as of August 2020*. <https://www.statista.com/statistics/954420/indonesia-market-share-of-search-engines/>
- Statista. (2021). *Impacts of COVID-19 pandemic on the online purchase behavior among consumers in Indonesia as of May 2020*. <https://www.statista.com/statistics/1127876/indonesia-impact-on-online-purchase-behavior-covid-19/>
- Stephens-Davidowitz, S., & Varian, H. (2014). A hands-on guide to google data. *Further Details on the Construction Can Be Found on the Google Trends Page*.
- Sutrisno, B. (2020). 'Transitional PSBB': A deciding chapter for Jakarta's new normal. *The Jakarta Post*. <https://www.thejakartapost.com/news/2020/06/09/transitional-psbb-a-deciding-chapter-for-jakartas-new-normal.html>
- The Jakarta Post. (2020). *Jokowi calls for 'social distancing' to stem virus spread*. *The Jakarta Post*. <https://www.thejakartapost.com/news/2020/03/15/jokowi-calls-for-social-distancing-to-stem-virus-spread.html>
- Vyas, M. (2020). Impact of Lockdown on Labour in India. *The Indian Journal of Labour Economics*, 63(1), 73–77. <https://doi.org/10.1007/s41027-020-00259-w>
- Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis* (1st ed.). Springer-Verlag New York. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-98141-3>
- Zeileis, A., Köll, S., & Graham, N. (2020). Various Versatile Variances: An Object-Oriented Implementation of Clustered Covariances in R. *Journal of Statistical Software*, 95(1 SE-Articles), 1–36. <https://doi.org/10.18637/jss.v095.i01>