

#### 別添 4

令和3年度厚生労働科学研究費補助金  
(循環器疾患・糖尿病等生活習慣病対策総合研究事業)  
(分担)研究報告書

COVID-19 のロックダウンが犯罪被害者数に与える影響について  
—安倍政権下の非常事態を一事例として—

研究協力者 沈奕辰 早稲田大学 大学院経済学研究科  
ソーシャル&ヒューマン・キャピタル研究所  
研究分担者 富蓉 早稲田大学 商学学院  
研究代表者 野口晴子 早稲田大学 政治経済学院

#### 研究要旨

COVID-19の世界的感染拡大により、ウイルスの蔓延を抑制する目的で、数多くの政府がロックダウン政策をとった。その影響の1つが、犯罪被害者数の減少である。本研究では、都道府県ごとのロックダウンの導入時期の違いを「自然実験(外生ショック)」と見做し、2018-2020年における都道府県ごとに集計された犯罪統計をパネル化し、当該データに差の差推定(difference-in-differences: 以下, DID)を応用することで、2020年の安倍政権下でのロックダウン政策が、日本の犯罪被害者数に及ぼす影響を検証する。

推定の結果、当該ロックダウン政策は、人口10万人あたりの凶悪犯罪被害率、経済犯罪被害率をそれぞれ12.7%、20.9%減少させることがわかった。更に、侵入窃盗や性的暴行などの計画犯罪は、殺人などの非計画犯罪よりも減少することが確認された。また、年齢層別では、0-29歳では性的暴行の被害が有意に減少し、30-59歳では凶悪犯罪と経済犯罪の被害者数が有意に減少していることが確認された。最後に、当該時期における短期的な自殺率が改善したことから、ロックダウンと犯罪被害の関係を部分的に媒介するメカニズムがメンタルヘルスの改善である可能性が示唆された。

#### A. 研究目的

本研究目的は、安倍政権が実施した自主規制が日本の犯罪被害率に与える影響を評価することにある。政権の対応の遅さに対するメディアや国民の批判にもかかわらず、本研究では、凶悪犯罪と窃盗犯罪の被害率の両方において、実施後に有意な減少を見出した2018-2020年版犯罪統計のデータを用い、差分法(DID)により、日本における4月と5月

のロックダウンの実施後、凶悪犯罪と窃盗犯罪の被害率が有意に減少したことを明らかにし、これは他国における先行研究の結果と整合的であった。更に、当該政策が犯罪被害率に及ぼす影響が年齢層によって異質であるかどうかを検証する。その結果、0歳から29歳では性的暴行による被害が有意に減少し、30歳から59歳では全ての種類の凶悪犯罪と窃盗犯罪の被害が減少しているが、その効果の

大きさと有意性は犯罪被害の種類によって異なっていることがわかった。最後に、メンタルヘルスのメカニズムについて、自殺率との関連で検討した。その結果、ロックダウンは自殺率を有意に低下させることがわかった。具体的には、経済・生活環境による自殺率の低下が、今回の結果を牽引している。しかし、この結果は、安倍政権がロックダウン政策による犯罪減少効果を期待していたことを示唆するものではなく、むしろ本研究の結果は、ロックダウンが任意であれ強制であれ、その意図にかかわらず、犯罪被害率に負の波及効果をもたらすであろうことを示している。

## B. 研究方法

COVID-19 に対するロックダウン政策が、犯罪被害率に及ぼす影響を調べるため、Leslie と Wilson(2020)と同じ推定モデルを用い、次のような差分の差分法(difference-in-differences: 以下、DID)を用いた推定を行う。

$$Y_{amt} = \beta_0 + \beta_1 Post_m + \beta_2 2020_t + \beta_3 Post_m \times 2020_t + \lambda_a + \gamma_m + \omega_t + u_{amt}, \quad (1)$$

式(1)で、 $Y_{amt}$ は、 $m$ 月、 $t$ 年における年齢層  $a$  ごとの 10 万人当たりの凶悪犯罪・窃盗犯罪被害率の自然対数である。Leslie and Wilson (2020) と同様、本研究における処置変数は  $2020_t$  であり、これは観測年が 2020 年の場合に 1、それ以外は 0 となる 2 項変数である。処置期間変数である、 $Post_m$ は、観測月が 4 月から 6 月であれば 1、それ以外であれば 0 に等しい 2 項変数である。 $Post_m \times 2020_t$ は、 $Post_m$ と $2020_t$ の交差項であり、 $\beta_3$ は COVID-19 に対するロックダウン政策が犯罪被害者に及ぼす効果を示しており、本研究

で最も注目すべき係数となる。 $\lambda_a$ はそれぞれの年齢層に対応する年齢 2 項変数のベクトルである。 $\gamma_m$ と $\omega_t$ は、それぞれの月と年に対応する月と年の 2 項変数ベクトルである。

本研究が用いる DID は、共通トレンドの仮定に依存している。すなわち、政策やショックがない場合、処理群と対照群の間の系統的な差がないという仮定である。2020 年の 1-3 月コホートと 2018 年、2019 年の同コホート間の犯罪被害率は一定か平行でなければならない。DID 推定値がロックダウン導入前の犯罪被害率の低下傾向に左右されないことを示すため、以下のイベントスタディモデルを実施する。

$$Y_{amt} = \beta_0 + \sum_{m=1}^1 \delta_m Month_m \times 2020_t + \lambda_a + \gamma_m + \omega_t + u_{amt}, \quad (2)$$

式(2)では、交差項を除き、全ての従属変数と固定効果は式(1)と同じである。本研究では、交差項、 $Month_m \times 2020_t$ 、及び、関連パラメータ  $\delta_m$  に注目する。ベースラインは、ロックダウン開始の 1 ヶ月前の 3 月である。ベースラインと比較して、1 月と 2 月の推定値が統計学的に有意でない場合、共通トレンドの仮定は妥当であると結論付けることが出来る。

更に、ロックダウンは集団によって異なる影響を与える可能性がある。例えば、既に退職して通勤していない高齢者は、ロックダウンの影響をあまり受けないかもしれないが、通勤・通学している若年者は、より強い影響を受けるかもしれない。本研究で用いるデータには年齢層別の情報が含まれていることから、difference-in-difference-in-differences 法(以下、DDD)を用い、DID の交差項と年齢の 3 群に分け、そのカテゴリー変数との交差項を回帰分析に投入することで、年齢の異質性を

検証することが可能となる。具体的には、次のようなモデルを推定する。

$$\begin{aligned}
 Y_{amt} = & \alpha + \beta_1 Post_m \times 2020_t \times Age0 - 29_a \\
 & + \beta_2 Post_m \\
 & \times 2020_t \times Age30 - 59_a \\
 & + \lambda_a + \gamma_m + \omega_t + \gamma_m \lambda_a \\
 & + \omega_t \lambda_a + u_{amt}, \quad (3)
 \end{aligned}$$

式(3)で、 $Age0 - 29_a$ は、年齢層が0から29までの場合は1、それ以外は0となる2項変数である。 $Age30 - 59_a$ は、年齢層が30-59の場合に1となり、それ以外は0となる2項変数である。そして、除外変数は、60歳以上の個人の年齢区分である。これは、60歳以上は、定年退職や未亡人(あるいは離婚者)である可能性が高く、60歳未満の人ほどには、COVID-19による労働市場ショックや家計ショックを受けたいことが予想されるため、当該年齢群を除外変数として用いることとした。また、60歳未満を0-29と30-59に層別化したのは、30-59歳は働き盛りの年齢であることから、労働市場ショックや家計ショックに対してより脆弱であると考えられるためである。 $\gamma_m \lambda_a$ と $\omega_t \lambda_a$ は、時間固有の年齢トレンドを統制している。

ロックダウンと犯罪被害との関係を媒介する潜在的なメカニズムの1つは、精神的健康である。先行研究によれば、COVID-19はメンタルヘルスに直接的な影響を与えることが分かっている(Tanaka & Okamoto, 2020; Ueda et al.) 更に、COVID-19は、労働市場ショックや家計ショック等に起因する精神的ストレスを通じて、メンタルヘルスに間接的な影響を与える可能性もある。ロックダウンのメンタルヘルスへの影響を調べるために、自殺率をメンタル

ヘルスの代理変数として、以下のモデルを推定する。

$$\begin{aligned}
 S_{amt} = & \beta_0 + \beta_1 Post_m + \beta_2 2020_t + \beta_3 Post_m \\
 & \times 2020_t + \lambda_a + \gamma_m + \omega_t \\
 & + u_{amt} \quad (4)
 \end{aligned}$$

式(4)で、全ての独立変数は式(1)と同じである。 $S_{amt}$ は、t年m月の年齢層aの人口10万人当たりの自殺率の自然対数である。また、家族、健康、経済・生活の3つの理由による自殺率への影響も推定し、そのメカニズムを検討する。

標準誤差は年齢階層でクラスターリングしている。Cameronら(2008)やMacKinnon and Webb(2017)による最近の研究では、標本数が50未満のクラスター推論は帰無仮説の過剰棄却につながるとされている。本研究では年齢で層別化した場合、標本数が10しかないため、本研究でのクラスター推論には、小標本に起因するクラスターの問題が発生している可能性がある。したがって、本研究では、それに対する対処法の1つとして、ワイルドブートストラッピングを利用する。この方法は、合理的にうまく機能することが示されている(Cameron et al., 2008; Cameron et al., 2015)。ここでは、Webb比重を用いて、1000回のreplicationを行い、クラスター推論をワイルドブートストラップした。また、標準誤差の代わりにp値を報告する(Roodman et al., 2019)。

## C. 研究結果

### C-1. 記述統計量

Table1は、処置群及び処置期間別の従属変数の平均値と標準偏差を報告している。コラム(1)は全観察期間、コラム(2)・(3)は、2018年と2019年、コラム(4)・(5)は、2020年の記述

統計量を示している。まず、窃盗犯罪の被害率は、凶悪犯罪の被害率よりも全体的に高い。例えば、人口10万人当たりの窃盗犯被害率の対数は1.397であるのに対し、10万人当たりの凶悪犯被害率の対数は0.393である。次に、凶悪犯罪被害率と窃盗犯罪被害率の対数の平均値は、2018年と2019年には1-3月コホートと4-5月コホートの間で増加するが、2020年には両コホートの間で減少する。最後に、犯罪の種類間で有意な異質性がある。例えば、2つのコホート間の殺人被害率は、(2018年と2019年の1.6%に対して2020年の-15.9%)性的わいせつ被害率は(2018年と2019年の21.8%に対して2020年の-21.5%)よりも減少が少ない傾向にある。以上、要約すると、少なくとも記述統計量からは、ロックダウン政策が犯罪被害率にマイナスの影響を与えている可能性が示唆されるが、これを確認するためには、より精緻な分析が必要である。

## C-2. 回帰分析による結果

Table2は、式(1)により、ロックダウンの犯罪被害率への影響を推定した結果である。コラム(1)-(3)は凶悪犯罪、コラム(4)-(6)は窃盗犯罪の推計値を示している。各コラムは異なる被説明変数を表している。全体として、ロックダウンは凶悪犯罪と窃盗犯罪の被害率の低下と関連していることがわかる。ロックダウンは凶悪犯罪の被害率を12.7%、窃盗犯罪の被害率を20.9%減少させる。殺人には統計的に有意な効果は見られないが、性的わいせつの被害率は9%減少している。窃盗犯の種類別の分析では、住居侵入が16.4%、自動車盗が6.1%減少していることがわかる。

Figure2は、式(2)から、凶悪犯罪、窃盗犯罪の被害、及び、各犯罪の種類別にイベントスタディの結果を示したものである。ベースラ

インはロックダウンの1ヶ月前である3月である。パネルA-Cは、凶悪犯罪被害率とその類型別に、パネルD-Fは、窃盗犯の被害率とその類型別に、イベントスタディの推計値を示している。1月(Month 1)と2月(Month 2)の推定値は、凶悪犯罪と各類型については、統計学的に有意ではない。また、これらの推定値の大きさは、4月と5月の推定値に比べると小さく、凶悪犯罪被害率については、共通トレンドの仮定が妥当であることが示されている。窃盗犯については、1月(Month 1)と2月(Month 2)の推定値は正であるが統計学的に有意であることがわかる。3月以前の統計学的に有意な推定値は、共通トレンドの仮定に反することを示唆しているように見える。しかし、これはパンデミックの影響によるものであり、3月にはパンデミックへの不安や恐怖から家に閉じこもりがちになる可能性があった。このことは、窃盗を侵入窃盗と自動車窃盗の種類別に分解してみるとわかる。この傾向は、侵入窃盗のみ現れ、自動車盗には現れないことから、その効果は強くないものの、3月に何らかの自発的な自宅待機行動があった可能性が示唆される。全体として、イベントスタディでは、共通トレンドの仮定が成立する可能性が高いことがわかる。

Table3は、年齢層別の犯罪被害率に対するロックダウンの効果を推定した結果である。ベースラインは60歳以上の高齢者である。各列は、異なる被説明変数の推定結果を表している。分析の結果、年齢層が異なると、凶悪犯罪と窃盗犯罪でロックダウンの影響が異なることがわかる。コラム(1)-(3)を見ると、0-29歳、30-59歳では、それぞれ19.8%、9.5%と、凶悪犯罪の被害率を統計学的に有意に減少させることがわかる。殺人については年齢に関係なく効果は認められないが、性的なわい

せつ行為については統計学的に有意に影響している。窃盗犯罪の被害率では、ロックダウンは30歳から59歳までで11.9%の減少をもたらすことがわかった。また、侵入窃盗と自動車盗については、30歳から59歳では、侵入窃盗のみがより大きな影響を受ける傾向にある。以上のことから、COVID-19に対するロックダウン政策と犯罪被害率の間には、年齢層による異質性があることが見て取れる。特に、30歳から59歳の年齢層では、凶悪犯罪、窃盗犯罪の被害率ともに一貫してマイナスであった。

表4は、ロックダウンがメンタルヘルスに及ぼす影響を、自殺率を代理変数として推定した結果である。各コラムは異なる従属変数を表している。コラム(1)は自殺率全体に対する推定値、コラム(2)-(4)は、自殺の原因となる家族、健康、経済・生活環境別に、自殺率に対する効果の推定値を示している。結果、ロックダウンは人口10万人当たりの自殺率を2.8%統計学的に有意に減少させることが確認された。自殺の理由を層別化すると、健康、経済・生活環境による自殺は有意に減少し、家族による自殺には効果がないことがわかった。しかし、その効果の大きさは、身体的健康については0.6%程度であり、些細なものである。以上の結果から、ロックダウン期間中の犯罪被害率の減少は、自殺率に代表されるメンタルヘルスの短期的な改善によって、部分的に説明される可能性が示唆される。更に、経済・生活環境を原因とする自殺率の減少がその重要な媒介となる可能性がある。しかしながら、こうした結果は、経済・生活環境に起因する自殺率がロックダウンによって増加する(あるいは統計学的に有意ではない)という、一般的な予想と矛盾している。1つ考えられるのは、労働市場への効果はすぐに現れるものではな

く、むしろロックダウン期間の終了後に労働市場へのショックが遅れて現れるのではないかとということである。具体的には、ロックダウン期間中はリモートワークが可能となり、自宅環境にとどまることで、企業環境での仕事のストレスが減少するため、経済的、または、生活環境に起因する自殺率の統計学的に有意な減少につながっているのではないかと考えられる。

### C-3. 頑健性の確認

表5は、頑健性の確認の結果を示している。イベントスタディでは、共通トレンドの仮定がほぼ満たされていることが示されたが、年齢別の線形、及び、2次トレンドを投入することで、モデル内のグループ固有のトレンドを吸収し、結果の信頼性をさらに向上させることが出来る。パネルAとBは、これらのトレンドが投入された推定値を示している。全体として、これらの推定値と前節で述べた結果との間には、効果の大きさ、符号、統計学的有意性において大きな違いは認められなかった。また、ポアソン推定を行うことで、代替的なモデルに対する結果の頑健性を検証する。従属変数として、対数変換されていない値を用いる。パネルCがその結果であり、前節で述べた結果と整合的であった。更に、ポアソン推定に加え、逆ハイパーボリックサイン変換の頑健性も検証した。この変換は、元の率が0であるときに、0でない率を生成するという利点がある。パネルDでは、この変換を用いた推定値を示している。これらの推定値とも統計学的に有意な差は観察されなかった。最後に、Solonら(2015)による最近の研究では、加重回帰では何を重み付けしているのかが明確でないと批判されている。理想的には、重み付けなしの回帰に対する推定値の頑健性を検証する必要がある。パネルDでは、重み付けなしの推

定値を報告するが、重み付けした推定値と同様、統計学的に有意な差は見られなかった。

#### D. 考察/E. 結論

本研究では、2018-2020年犯罪統計に DID 法を応用し、COVID-19 に対するロックダウン政策が犯罪被害率に及ぼす影響を推定した。具体的には、日本における凶悪犯罪、窃盗犯罪、及び、各犯罪の類型別の犯罪被害率に対するロックダウンの効果について検証を行った。分析の結果、COVID-19 に対するロックダウンは、人口 10 万人当たりの凶悪犯罪被害率を 12.7%、窃盗犯罪被害率を 20.9% 減少させるという統計学的に有意な関係があることがわかった。また、イベントスタディを行い、DID 推定の前提となっている、共通トレンドの仮定が妥当であることが確認された。更に、DDD 法を用いて、ロックダウンの年齢別の効果が犯罪被害者数に及ぼす影響を調査した。結果、30 歳から 59 歳の年齢層がロックダウンの影響を最も受けていることがわかった。最後に、メンタルヘルスの代理変数として自殺率を用いた分析を行い、上記の関係を媒介するメンタルヘルスマカニズムを検証したところ、ロックダウン期間中だけをみると、自殺率が 2.8% 減少しており、更に、その効果は経済・生活環境に起因する自殺率の減少によってもたらされている。以上の事から、全体として、ロックダウン政策は日本における犯罪被害率に一貫した負の効果をもたらすことがわかった。

本研究が得た知見は、いくつかの示唆を与える。第 1 に、ロックダウンは、凶悪犯罪と窃盗犯罪の被害率を低下させることがわかった。言い換えれば、ロックダウン期間中、犯罪が減少している可能性がある。このことは、パンデミック時に医療部門に加わるストレスを軽

減するために、警察や刑事司法などの公共部門から医療部門に資源を再配分することが可能であることを示唆している。第 2 に、ロックダウンは、異なる種類の犯罪に一律に影響を与えるわけではない。つまり、ある犯罪は他の犯罪よりも影響を受けるが、影響を殆ど受けない犯罪については、ロックダウンの期間中、警察はこれらの犯罪の取り締まりにより多くのリソースを割いた方が良いかもしれない。第 3 に、働き盛りの年代の人々は、一貫してロックダウンの影響を受けている。これらの人々は、ピーク時に移動する可能性が高く、また、異なる地域に移動する可能性が高い。これは、犯罪者と被害者の頻繁な接触がロックダウンと犯罪の関係を媒介する重要なメカニズムであることを示唆するものである。最後に、メンタルヘルスのメカニズムとして、ロックダウンは、少なくとも短期的には、自殺率を統計学的に有意に低下させ、それは経済・生活環境に起因する自殺率の減少が大きく寄与していることが示された。このことは、被害者の減少を望む政策立案者は、犯罪者と被害者の接触を減らすだけでなく、住民全体の精神衛生状態を改善することに焦点を当てるべきであることを示唆している。

無論、本研究には限界がある。第 1 に、本研究が用いたデータは集計情報であり、個票レベルのデータではない。このため、各個人を追跡することは出来ない。個票レベルのデータがあれば、ロックダウンが長期的に犯罪行動にどのような影響を与えるかについて検証を行うことが出来、更に、異質性に関する精緻な分析が可能となるだろう。第 2 に、本研究で使用した犯罪被害率は過少に報告されている可能性が高い。もしそうであれば、真の犯罪被害率はもっと高いかもしれず、本研究における推定値は上方に偏っている可能性があ

る。最後に、本研究では、データが限定的であり、ロックダウンと犯罪の関係の背後にあるメカニズムの解明には至っておらず、この関係を媒介する潜在的なチャンネルを完全に説明することは出来ない。

F. 健康危険情報  
特に無し。

G. 研究発表

1. 論文発表

Shen, Y., Fu, R., Noguchi, H. (2021) “Covid-19’s lockdown and crime victimization: The state of emergency under the Abe administration”. *Asian Economic Policy Review*, 16(2): 327-348.

2. 学会発表

October/2020: Asian Economic Policy Review 16th Conference. “Pandemic and crimes: The effect of covid-19 on criminal behavior in Japan”. Online

H. 知的窃盗権の出願・登録状況(予定を含む)

1. 特許取得  
特に無し。

2. 実用新案登録  
特に無し。

3. その他  
特に無し。

参考文献

Alon, T. M., Doepke, M., Olmstead-Rumsey, J., & Tertilt, M. (2020). *The impact of COVID-19 on gender equality* (No.

w26947). National Bureau of Economic Research.

Angelucci, M., Angrisani, M., Bennett, D. M., Kapteyn, A., & Schaner, S. G. (2020). *Remote work and the heterogeneous impact of covid-19 on employment and health* (No. w27749). National Bureau of Economic Research.

Bargain, O., & Ulugbek, A. (2020). Poverty and Covid-19 in Developing Countries. *Bordeaux University*.

Becker, G. S. (1968). Crime and punishment: An economic approach. In *The Economic Dimensions of Crime* (pp. 13-68). Palgrave Macmillan, London.

Blundell, R., Costa Dias, M., Joyce, R., & Xu, X. (2020). COVID-19 and Inequalities. *Fiscal Studies*, 41(2), 291-319.

Brynjolfsson, E., Horton, J. J., Ozimek, A., Rock, D., Sharma, G., & TuYe, H. Y. (2020). *COVID-19 and remote work: an early look at US data* (No. w27344). National Bureau of Economic Research.

Burbidge, J. B., Magee, L., & Robb, A. L. (1988). Alternative transformations to handle extreme values of the dependent variable. *Journal of the American Statistical Association*, 83(401), 123-127.  
Cameron, A. C., & Miller, D. L. (2015). A practitioner’s guide to cluster-robust inference. *Journal of Human Resources*, 50(2), 317-372.

- Cameron, A. C., Gelbach, J. B., & Miller, D. L. (2008). Bootstrap-based improvements for inference with clustered errors. *The Review of Economics and Statistics*, 90(3), 414-427.
- Campello, M., Kankanhalli, G., & Muthukrishnan, P. (2020). *Corporate hiring under covid-19: Labor market concentration, downskilling, and income inequality* (No. w27208). National Bureau of Economic Research.
- Coibion, O., Gorodnichenko, Y., & Weber, M. (2020). *Labor markets during the covid-19 crisis: A preliminary view* (No. w27017). National Bureau of Economic Research.
- Ehrlich, I. (1996). Crime, punishment, and the market for offenses. *Journal of Economic Perspectives*, 10(1), 43-67.
- Griffith, A. K. (2020). Parental burnout and child maltreatment during the COVID-19 pandemic. *Journal of Family Violence*, 1-7.
- Han, J., Meyer, B., & Sullivan, J. X. (2020). Income and Poverty in the COVID-19 Pandemic. *NBER working paper*, (w27729).
- Hodgkinson, T., & Andresen, M. A. (2020). Show me a man or a woman alone and I'll show you a saint: Changes in the frequency of criminal incidents during the COVID-19 pandemic. *Journal of Criminal Justice*, 69, 101706.
- Lemieux, T., Milligan, K., Schirle, T., & Skuterud, M. (2020). Initial impacts of the COVID-19 pandemic on the Canadian labour market. *Canadian Public Policy*, 46(S1), S55-S65.
- Leslie, E., & Wilson, R. (2020). Sheltering in place and domestic violence: Evidence from calls for service during COVID-19. Available at SSRN 3600646.
- MacKinnon, J. G., & Webb, M. D. (2017). Wild bootstrap inference for wildly different cluster sizes. *Journal of Applied Econometrics*, 32(2), 233-254.
- Mohler, G., Bertozzi, A. L., Carter, J., Short, M. B., Sledge, D., Tita, G. E., ... & Brantingham, P. J. (2020). Impact of social distancing during COVID-19 pandemic on crime in Los Angeles and Indianapolis. *Journal of Criminal Justice*, 101692.
- Piquero, A. R., Riddell, J. R., Bishopp, S. A., Narvey, C., Reid, J. A., & Piquero, N. L. (2020). Staying Home, Staying Safe? A Short-Term Analysis of COVID-19 on Dallas Domestic Violence. *American Journal of Criminal Justice*, 1-35.
- Prime Minister's Office of Japan. (2020). News. <https://www.kantei.go.jp/jp/news/index.html>
- Roodman, D., Nielsen, M. Ø., MacKinnon, J. G., & Webb, M. D. (2019). Fast and wild: Bootstrap inference in Stata using boottest. *The Stata Journal*, 19(1), 4-60.
- Solon, G., Haider, S. J., & Wooldridge, J. M. (2015). What are we weighting



for? *Journal of Human  
Resources*, 50(2), 301-316.

Tanaka, T., & Okamoto, S. (2020). Suicide during the COVID-19 pandemic in Japan. *medRxiv*.

Ueda, M., Nordström, R., & Matsubayashi, T. (2020). Suicide and mental health during the COVID-19 pandemic in Japan. *medRxiv*.

**Table 1. Summary statistics**

	All (N=150)	2018–2019 (N=100)		2020 (N=50)	
	All (1)	Jan–Mar (2)	April–May (3)	Jan–Mar (4)	April–May (5)
<b>Ln(Violent Crime Victimization Rates)</b>	0.393 (0.240)	0.384 (0.229)	0.436 (0.267)	0.400 (0.242)	0.326 (0.209)
<b>Ln(Homicide Victimization Rates)</b>	0.061 (0.027)	0.061 (0.025)	0.062 (0.028)	0.063 (0.031)	0.053 (0.024)
<b>Ln(Sexual Obscenity Victimization Rates)</b>	0.195 (0.225)	0.187 (0.211)	0.239 (0.278)	0.185 (0.205)	0.147 (0.165)
<b>Ln(Property Crime Victimization Rates)</b>	1.397 (0.608)	1.432 (0.617)	1.492 (0.634)	1.340 (0.583)	1.191 (0.550)
<b>Ln(Break-and-Enter Victimization Rates)</b>	1.240 (0.562)	1.267 (0.572)	1.315 (0.593)	1.194 (0.536)	1.078 (0.506)
<b>Ln(Motor Vehicle Theft Victimization Rates)</b>	0.340 (0.234)	0.359 (0.245)	0.372 (0.245)	0.311 (0.219)	0.263 (0.188)

Note: Columns (1)–(5) report the means and standard deviations of all, 2018–2019, and 2020 samples. The standard deviations are reported in round brackets. The variables are log-transformed victimization rates per 100,000 people. All statistics are weighted by populations.

**Table 2. The effect of COVID-19's lockdown on crime victimization**

	Violent Crime			Property Crime		
	(1) Overall	(2) Homicide	(3) Sexual Obscenity	(4) Overall	(5) Break-and- Enter	(6) Motor Vehicle Theft
<b>Post × Year 2020</b>	-0.127*** [0.000]	-0.010 [0.131]	-0.090** [0.015]	-0.209*** [0.001]	-0.164*** [0.002]	-0.061*** [0.006]
<b>Age FE</b>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<b>Month FE</b>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<b>Year FE</b>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<b>N</b>	150	150	150	150	150	150

Note: Columns (1)–(6) report the effect of Covid-19's lockdown on crime victimization rates. Each column reports an estimate for a different dependent variable. All regression estimations control for age, month, and year fixed effects and weighted by population. We cluster at the age levels and wild bootstrap the standard errors over 1000 replications with Webb's weights. The p-values are reported in the square brackets.

\*  $p < 0.10$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$

**Table 3. Heterogeneity by age group**

	Violent Crime			Property Crime		
	(1) Overall	(2) Homicide	(3) Sexual Obscenity	(4) Overall	(5) Break-and- Enter	(6) Motor Vehicle Theft
<b>Post × Year 2020 × Age 0–29</b>	-0.198*** [0.003]	0.004 [0.838]	-0.250*** [0.002]	-0.037 [0.706]	0.037 [0.584]	0.033 [0.294]
<b>Post × Year 2020 × Age 30–59</b>	-0.095** [0.017]	-0.020 [0.155]	-0.065** [0.022]	-0.119** [0.021]	-0.116** [0.041]	-0.029 [0.384]
<b>Post × Year 2020 × Age ≥ 60</b>	Baseline	Baseline	Baseline	Baseline	Baseline	Baseline
<b>Age FE</b>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<b>Month FE</b>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<b>Year FE</b>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<b>N</b>	150	150	150	150	150	150

Note: Columns (1)–(6) report the effect of Covid-19’s lockdown on crime victimization rates. Each column reports an estimate for a different dependent variable. All regression estimations control for age, month, and year fixed effects and weighted by population. We cluster by the age levels and wild bootstrap the standard errors over 1000 replications with Webb’s weights. The p values are reported in the square brackets.

\*  $p < 0.10$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$

**Table 4. The effect of COVID-19's lockdown on suicides**

	Reason(s)			
	(1) Total Suicide	(2) Family	(3) Physical Health	(4) Economic/ Living Conditions
<b>Post × Year 2020</b>	-0.028*** [0.002]	-0.012 [0.108]	-0.006** [0.044]	-0.012** [0.015]
<b>Age FE</b>	Yes	Yes	Yes	Yes
<b>Month FE</b>	Yes	Yes	Yes	Yes
<b>Year FE</b>	Yes	Yes	Yes	Yes
<b>N</b>	120	120	120	120

Note: Columns (1)–(4) report the effect of Covid-19's lockdown on suicide rates and its causes. Each column reports an estimate for a different dependent variable. All regression estimations control for age, month, and year fixed effects and weighted by population. We cluster by the age levels and wild bootstrap the standard errors over 1000 replications with Webb's weights. The p values are reported in the square brackets.

\*  $p < 0.10$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$

.01

**Table 5. Robustness check**

	Violent Crime			Property Crime		
	(2) Overall	(3) Homicide	(4) Sexual Obscenity	(5) Overall	(6) Break-and- Enter	(7) Motor Vehicle Theft
<b>Panel A: Age-specific linear trends</b>						
<b>Post × Year 2020</b>	-0.127*** [0.000]	-0.010 [0.131]	-0.090** [0.015]	-0.209*** [0.001]	-0.164*** [0.002]	-0.061*** [0.006]
<b>Panel B: Age-specific quadratic trends</b>						
<b>Post × Year 2020</b>	-0.127*** [0.000]	-0.010 [0.135]	-0.090** [0.013]	-0.209*** [0.000]	-0.164*** [0.002]	-0.061*** [0.006]
<b>Panel C: Poisson</b>						
<b>Post × Year 2020</b>	-0.438*** [0.002]	-0.101 [0.403]	-0.614** [0.021]	-0.294*** [0.002]	-0.244*** [0.000]	-0.241*** [0.006]
<b>Panel D: Inverse hyperbolic sine transformed</b>						
<b>Post × Year 2020</b>	-0.170*** [0.001]	-0.011 [0.138]	-0.118** [0.014]	-0.258*** [0.001]	-0.206*** [0.001]	-0.080*** [0.002]
<b>Panel E: Unweighted</b>						
<b>Post × Year 2020</b>	-0.126*** [0.001]	-0.005 [0.432]	-0.095*** [0.008]	-0.204*** [0.002]	-0.154*** [0.002]	-0.052*** [0.002]
<i>N</i>	150	150	150	150	150	150

Note: Columns (1)–(6) report the effect of Covid-19’s lockdown on crime victimization rates. Each column reports an estimate for a different dependent variable. All regression estimations control for age, month, and year fixed effects and weighted by population. We cluster by the age levels and wild bootstrap the standard errors over 1000 replications with Webb’s weights. The p values are reported in the square brackets.

\*  $p < 0.10$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$

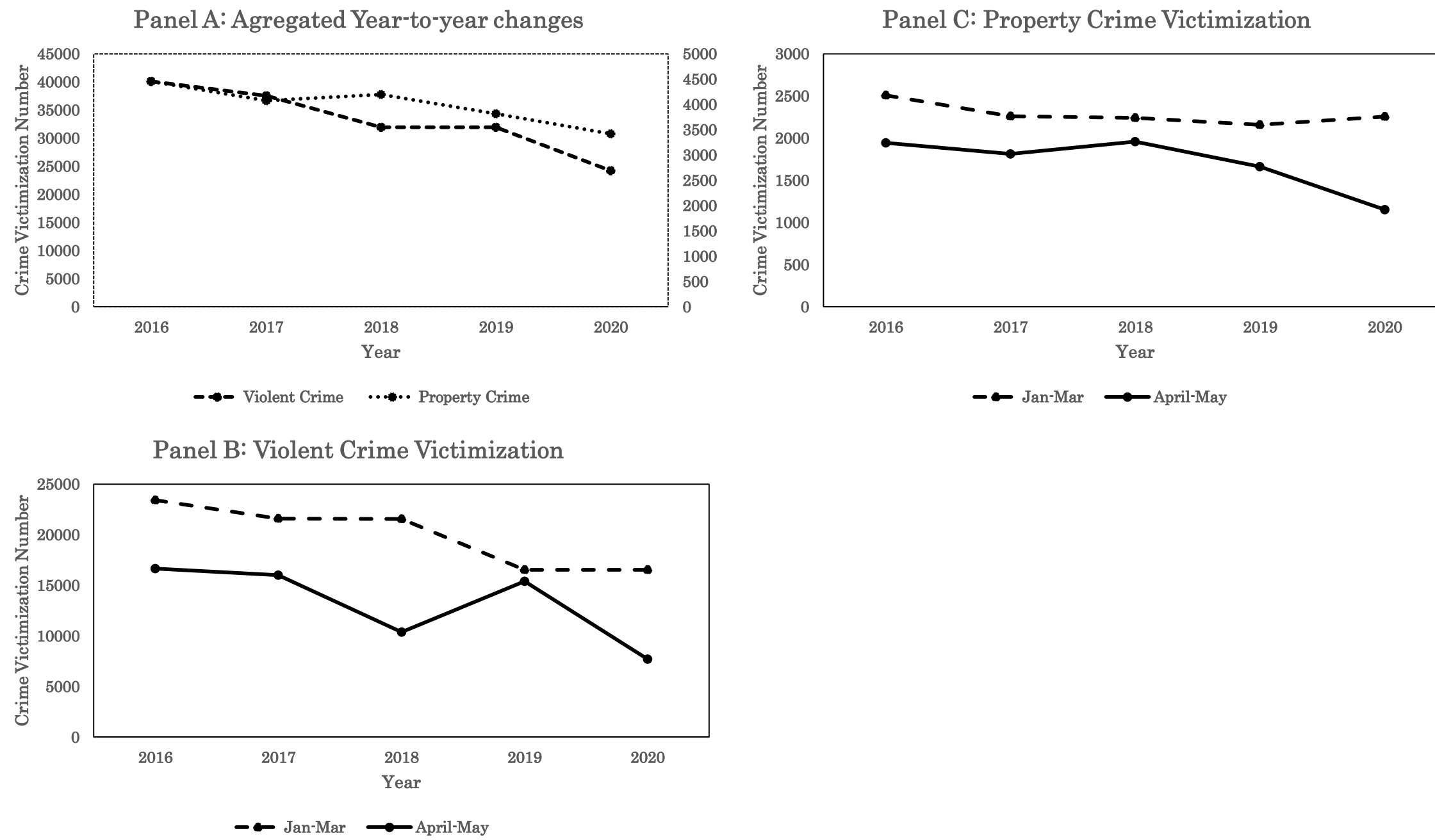


Figure 1. Crime Victimization from 2016 to 2020. Source: 2016–2020 Crime Statistics.

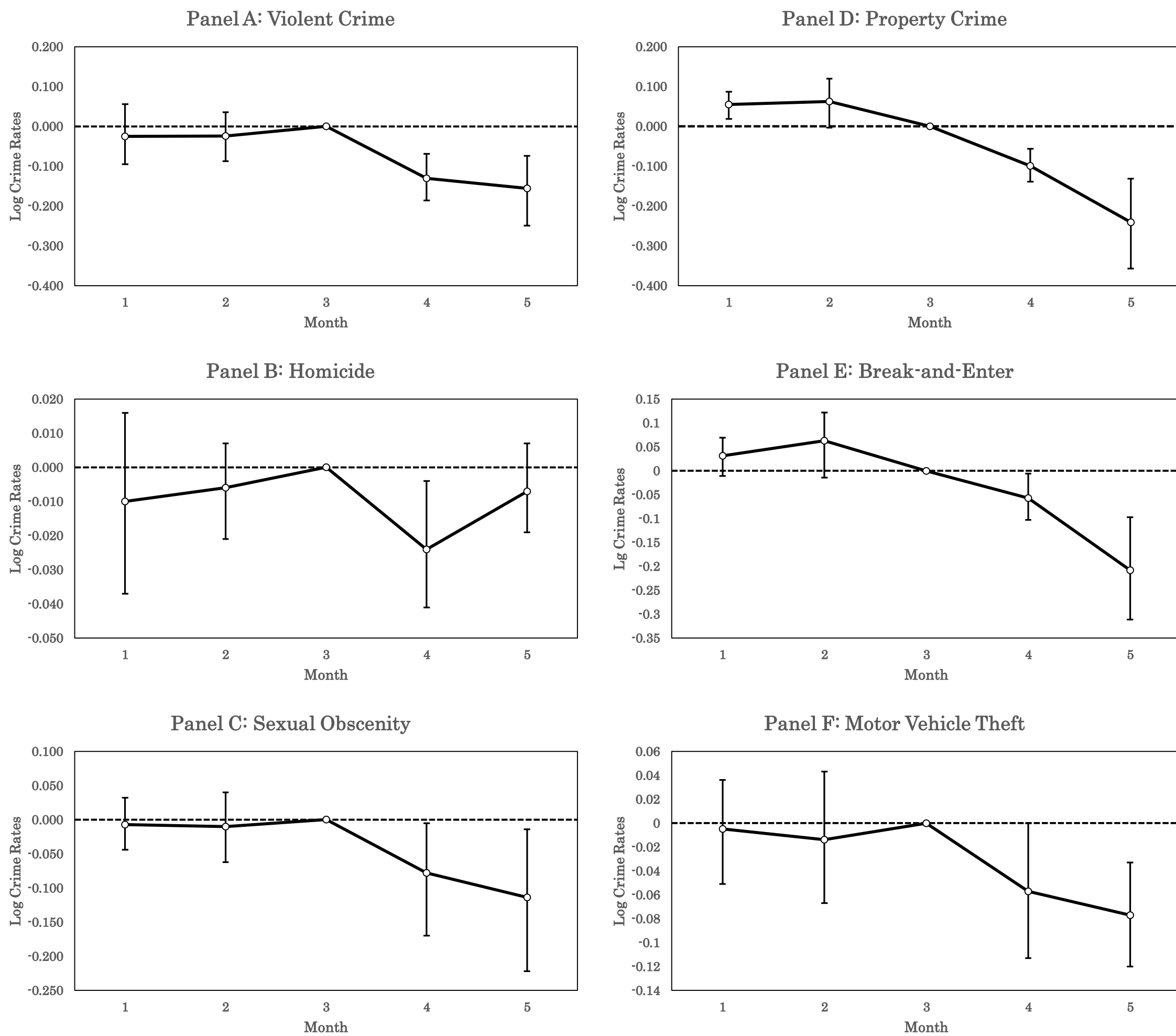


Figure 2. Event study model. Note: Each panel represents a separate regression results. Each regression controls for time-and age-fixed effects. All regressions are regressed using OLS and weighted using population by age levels. Source: 2018–2020 Crime Statistics.