

東京大学大学院新領域創成科学研究科  
国際協力学専攻

2020 年度

修 士 論 文

ランダムフォレストを用いたインドにおける  
政府からの支援を受けられる家庭の特徴推定

Estimating the characteristics of households  
that can receive government support in India using Random Forest

2021 年 1 月 20 日提出  
指導教員 鈴木 綾 教授

新里 智樹

## 目次

1. はじめに
    - 1.1. 研究背景
    - 1.2. 本論文の目的
    - 1.3. 本論文の構成
  2. 既往研究
    - 2.1. インド政府の支援
    - 2.2. 機械学習法
  3. 研究手法
    - 3.1. 使用するデータセット
    - 3.2. 研究手法
    - 3.3. 計算手順
  4. 結果・考察
    - 4.1. 結果
    - 4.2. 考察
  5. まとめ
- 謝辞
- データセット
- 参考文献
- 付録 A・B

# 1. はじめに

## 1.1. 研究背景

COVID-19 パンデミックによって、世界各国の政府は、コロナ感染者の拡大を防止するため都市封鎖などの政策をとっており、同時に経済的なダメージを緩和させるための政策を迅速に打ち出す必要に迫られている。今回、私は全土封鎖や直接現金給付金の支給などの政策を行っているインドに注目をした。

インドで COVID-19 の感染者がはじめて確認されたのは、2020 年 1 月 30 日である。その後、累計感染者数は、3 月 3 日にはわずか 5 人だったのが、24 日に 492 人と急増していった[1]。しかし、日本や欧米諸国に比べ、感染者数が少ないにもかかわらず、3 月 25 日からインド政府は、全土封鎖という他の国々と比べても非常に厳しい強硬手段を行った[2]。インド政府が都市から農村への人の移動を正式に許可したのは、全土封鎖が始まってから 1 ヶ月あまりが過ぎた 4 月末である。5 月 1 日からは、全土封鎖によって立ち往生する出稼ぎ労働者や学生などの地元への帰還を進めるために、インド国鉄が特別列車 (Shramik Special trains) の運行を各地で開始した。鉄道省の発表によると、行き先の大半を占めていたのは、人口規模の大きい貧困州であり、州外への労働移動が盛んな Andhra Pradesh 州と Bihar 州であった[3]。

また、財務相は 2020 年 3 月 26 日、緊急経済対策を発表し、対策の 1 つとして、国民 ID 「アダール」(日本のマイナンバーに相当) などのデジタル産業やデジタル公共インフラの強みを生かした直接現金給付を実施すると発表した。これはインド全土の貧しい農家を対象として、国民 ID に紐づいた銀行口座に現金給付をするものである[4]。直接現金給付のメリットは、汚職防止と執行の効率性にある。インドでは、仲介人の介在や人々が銀行口座を持たないことなどにより、肝心の貧困層に補助金が届かない問題や、大規模な不正受給が長年の課題だった。インドは人口の約 7 割が農村・地方部に住み、補助金受給のために役場に出向くことは大変な労力だった。政府にとっても、貧困層の多くが出生届や運転免許証等を持たないため、補助金給付は本人確認などで手間のかかる作業だった。しかし、直接現金給付が導入されたことにより、執行コストが縮小され、スピーディーに膨大な数の国民に現金給付することが可能となった。また、対面交付する必要があるため、給付を待つ行列が発生せず、感染拡大を防止できる利点もある。

しかし、それでも銀行口座、現金、小切手、または郵便局の口座のいずれかで政府から給付金を受け取れていない人がいる。そこで本研究では、インド政府の経済的支援対象家庭にどのような特徴があるのかを分析し、経済的支援家庭の基準と今回の計算結果を比較することで、インド政府が目指していたものと現実が異なっているかどうかを調べる。

## 1.2. 本論文の目的

インドの往生する出稼ぎ労働者や学生などの地元への帰還などが多い農村部である 6 つの州(Jharkhand, Rajasthan, Uttar Pradesh, Andhra Pradesh, Bihar, and Madhya Pradesh)のデータを使用して、世帯の誰かが 6 月に銀行口座のなどで政府からお金を受け取ったことがある家庭の特徴を分析し、経済的支援家庭の基準と今回の計算結果を比較する。そうすることで、インド政府が目指していた支援対象と現実の支援受給者の特徴に違いがあるかを調べ

る。違いがあれば、どのようなことがボトルネックになって支援が当初の目的通りに行き渡らなかったのかを考察する。

また、COVID-19 のような緊急事態の場合に行政が支援対象先を決めるためには、既存のデータ（直近のセンサスなど）を用いて決める必要があるが、その手法として機械学習が有効かどうかを検証する。もし有効ならば、今後の政策にも反映できると考える。

### 1.3. 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。

第2章では既往研究の分析として、インド政府の経済的支援の内容や対象者、機械学習の特徴を述べている。

第3章では研究手法を考えると、使用するデータセットの特徴から、本研究において Random Forest を使うことが有効な理由と、どのような計算を行ったかを述べている。

第4章では、Random Forest を使って計算し、インド政府が目指していた支援対象と現実の支援受給者の特徴に違いがあるかを調べ、考察している。また、行政が支援対象先を決めるために、既存のデータから Random Forest で予測できるかどうかを検証・考察している。

## 2. 既往研究

### 2.1. インド政府の支援

1.1.研究背景で触れたインド政府の財務相による直接現金給付をする緊急経済対策の主な内容は以下の通りである[4]。

- ・5キロの米または小麦の3カ月間無償支給
- ・貧困層の女性2億人に1人当たり1,500ルピー支給（500ルピーを3カ月間）
- ・全国農村雇用保証法対象者(MNREGA)の日給を182ルピーから202ルピーに引き上げ  
MNREGA とは、The Mahatma Gandhi National Rural Employment Guarantee Act の略称で、地方部の貧困層をインフラ整備事業で雇用して職と収入を提供する貧困削減策「マハトマ・ガンジー全国農村雇用保証計画」をインドが展開している。
- ・貧困層の年配者、未亡人、障害者向け補助金増額
- ・PM Kisan 政策対象の零細農家への所得補償を、2,000ルピー前倒しで支給
- ・建設関係労働者が福祉基金を利用できるよう各州政府に要請
- ・8,000万世帯の貧困家庭にガスシリンダーを無償で支給
- ・女性の自助組織（Self-help groups）への無担保融資上限額を100万ルピーから200万ルピーへ引き上げ
- ・公立病院および医療センターで COVID-19 と戦う医療従事者のための保険制度  
Safai karamcharis、病棟の少年、看護師、ASHA 労働者、救急医療員、技術者、医師、専門家、その他の医療従事者は、特別保険制度の対象となる。

Covid-19 患者の治療中に何らかの事故に遭遇した医療専門家は、この制度の下で50ルピーの金額で補償される。すべての政府の保健センター、ウェルネスセンター、セ

ンターの病院、および州は、このスキームの対象となり、約 22 万ルピーの医療従事者にこのパンデミックと戦うための保険が提供される。

本経済的支援は、貧困層（特に女性）の家庭や医療従事者などの重要な職業の方々を対象にしている傾向がみられる。

## 2.2. 機械学習法

機械学習理論を活用して不均一な治療効果を特定する一連の方法が様々な研究者によって開発されている。また、機械学習による衛星画から家計の消費と資産の正確な推定値に変換するなど、近年様々な研究が行われている[5]。機械学習法は、高次元のデータを効率的に処理することができ、従来の計量経済学のアプローチに代わる優れた方法と考えられている。よって、データサイズと比較して膨大な数の変数がある場合や、関数の引数にどの変数を入れるべきかわからない場合は、機械学習法を用いることが妥当である[6]。

注目されている代表的な機械学習手法として、Neural Network、Gradient Boosting Decision Tree、Random Forest、Support Vector Machine がある。それぞれに特徴があり、どの手法が最適なのかは、適用する分野やデータセットの特性に依存する[7][8]。

## 3. 研究手法

### 3.1. 使用するデータセット

世界銀行によるコンピュータ支援電話インタビュー(CATI)によってインド農村部の 6 つの州(Jharkhand, Rajasthan, Uttar Pradesh, Andhra Pradesh, Bihar, and Madhya Pradesh)で収集されたデータを使用する。これらのデータのサンプリングは、世界銀行、インド農村開発省、IDInsight が以前に実施した調査と影響評価から抽出された。移住、農村労働市場、消費パターン、救援および医療へのアクセスに関連する指標をカバーしている。データ収集日は、2020 年 7 月 19 日～7 月 23 日で、回答率は 46%である。全部で 5004 個のデータの中から Completeness of survey(アンケートを全て回答しているデータ)の項目を満たしているかつ、rel\_transfer\_rec\_r2 のアンケート項目に Yes か No で回答しているデータ、計 3867 個を使用する。変数名：rel\_transfer\_rec\_r2 は、「6 月にあなたまたはあなたの家族の誰かが、銀行口座、現金、小切手、または郵便局の口座のいずれかで政府からお金を受け取りましたか？」という設問である。[7]を参考に、学習に使用するトレーニングデータを 9 割の 3480 個、性能の評価に用いるテストデータを 1 割の 387 個に設定した。本研究で使用するデータの概要は、以下の通りである。説明変数として使用するデータの詳細は付録 A に示す。説明変数の数は、136 個である

- 1.基本データ：州、年齢、宗教、屋根材、世帯主の性別、教育レベル、世帯数など
- 2.収入と消費：賃金率、雇用期間、消費支出、必需品の価格、食料安全保障の状況などの変化
- 3.移住：移住率、移民の収入と雇用状況、帰国移民計画など
- 4.救済へのアクセス：現物での現金および労働救済へのアクセス、受け取った救済の量、および救済へのアクセスの制約。

5.健康：医療施設へのアクセスと過去の医療の割合、COVID-19 関連の症状と保護行動に関する知識。

### 3.2.研究手法

教師あり学習では、Deep learning または Neural Network の手法がクラス分類・回帰を実行する機械学習の代表的な手法である Random Forest よりも一様に優れていることを示す正式な結果はなく、そのような比較の一般的な結果がすぐに利用可能になるとは考えられない[9]。Random Forest は、学習用のデータをランダムにサンプリングして多数の決定木を作成し、作成した決定木をもとに多数決で結果を決める方法で、精度、汎用性が高く扱いやすい分析手法である[10]。特長は以下の通りである。

- ・精度が高い
- ・説明変数が数百、数千でも効率的に作動
- ・目的変数に対する説明変数の重要度を推定
- ・欠損値を持つデータでも有効に動作
- ・個体数がアンバランスでもエラーバランスが保たれる

今回使用するデータは、すべての家庭がすべての質問に対して答えることがほとんどなかった。つまり、欠損値が多い。また、多種多様な質問があるため、説明変数が多い。多数の説明変数から重要な変数、つまり、経済的支援を受け取ることができた人の特徴を知りたいので、以上の点から、Random Forest を使用することとする。実際に本研究のようなケースにおいて、Random Forest が特徴分析や予測する能力に優れた機械学習法であると研究されている[11]。

Random Forest を実行するための環境として、オープンソース・フリーソフトウェアの統計解析向けのプログラミング言語及びその開発実行環境 R を使用したパッケージ randomForest を使用する[12][13]。Random Forest を実行するパッケージには randomForest の他にも party, partykit, rondoForestSRC, ranger, Rborist, grf などがあるが、説明変数として、質的変数も量的変数も使うことができ、欠損値にも対応できるパッケージは、randomForest だけである。

### 3.3.計算手順

計算手順は、以下の通りである。

1. Random Forest のチューニングをする。その際に、構築する決定木を 500 個に指定する。そして、選択する説明変数の個数の初期値がいくつかの時に Out-of-Bag 誤差(OOB error)が最も少なくなるかを割り当てる。その際の乱数のシードは 123 とする。
2. 1 で求めた説明変数の数で Random Forest を実行する。
3. 重要度(importance)を測る。重要度とは「その特徴量の分割がターゲットの分類にどれくらい寄与しているかを測る指標」である。重要度は、ジニ不純度(Gini impurity)をもとに計算でき、以下で定義される[14][15]。

$$G(k) = \sum_{i=1}^n p(i) \times (1 - p(i))$$

G(k):あるノード  $k$  における不純度

$n$ :ターゲットラベルの数

$p(i)$ :あるノード $k$ におけるターゲットラベル $i$ の頻度

上の定義から、ノードにおいて完全にサンプルが分類されている場合は、ジニ不純度は0になる。

このジニ不純度をもとに重要度(importance)が計算される。重要度は「ある特徴量で分割することでどれくらいジニ不純度をさげられるのか」を意味している。

ある特徴量 $j$ における重要度は以下で定義されます。

$$I(j) = \sum_{i=1}^{n \in F(j)} (N_{parent}(i) \times G_{parent}(i)) - (N_{left\_child}(i) \times G_{left\_child}(i) + N_{right\_child}(i) \times G_{right\_child}(i))$$

$I(j)$ :ある特徴量 $j$ における重要度

$F(j)$ : ある特徴量 $j$ が分割対象となるノードの集合

$N_{parent}(i)$ :あるノード $i$ におけるサンプル数

$N_{left\_child}(i)$ :あるノード $i$ の子ノードのうち左側のノードのサンプル数

$N_{right\_child}(i)$ : あるノード $i$ の子ノードのうち右側のノードのサンプル数

$G_{parent}(i)$ :あるノード $i$ におけるジニ不純度

$G_{left\_child}(i)$ : あるノード $i$ の子ノードのうち左側のノードのサンプル数

$G_{right\_child}(i)$ : あるノード $i$ の子ノードのうち右側のノードのサンプル数

4. テストデータを使って、トレーニングデータで学習した Random Forest で予測し、実測値と比べる

## 4.結果・考察

### 4.1.結果

1. Random Forest のチューニングをした結果、図1の通り、説明変数が6個の時に Out-of-Bag 誤差(OOB error)が 38.02%と、最も少なくなった。つまり、正判別率は 61.98%である。説明変数が 11 個の時、OOB error は 38.56%、22 個の時、OOB error は 39.63% となった。ちなみに、構築する決定木を 500 から 1000 に増やしてみても、変別率は上がらなかった。

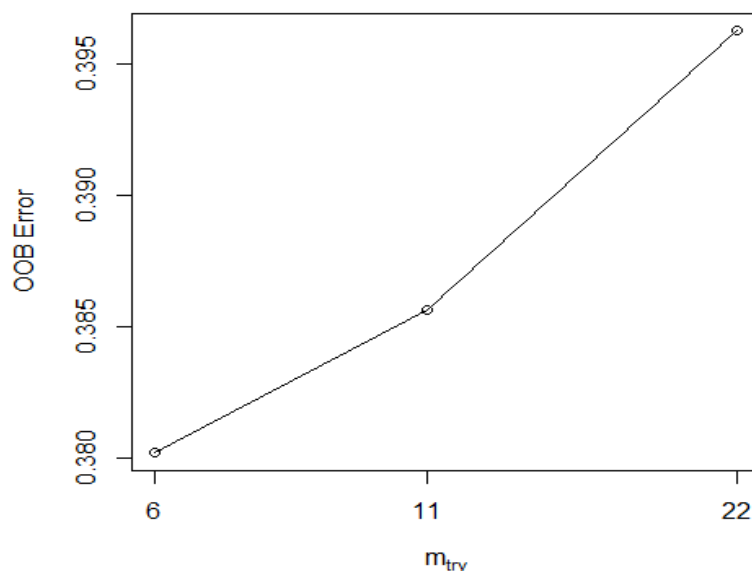


図 1 : Out-of-Bag 誤差(OOB error)と説明変数(mtry)の数の相関図

2.1 で求めた説明変数の数である 6 個で Random Forest を実行した。表 1 に出力結果のマトリックスを示す。縦軸が予測数、横軸が実際の数を表している。Random Forest が rel\_transfer\_rec\_r2 を Yes と予測している時、Yes と回答しているデータは 1504 個、No と回答しているデータは 966 個で、判別率は 60.9%だった。rel\_transfer\_rec\_r2 を No と予測している時は、No と回答しているデータは 625 個、Yes と回答しているデータは 385 個で、判別率は 61.9%だった。そして、全体の OOB error : 38.82%というのが今回作成した予測モデルから予測した値が答え合わせの結果、間違っていた割合を示している。逆に言えば、今回の予測モデルの精度は 61.18%ということになる。つまり、新規のデータが手に入った場合、経済的支援を受けられるかどうかを 61.18%の精度で予測できるということになる。

表 1 : Random Forest の出力結果

		予測数	
		No	Yes
実際の数	No	625	966
	Yes	385	1504

3. 重要度(importance)を測った結果を図 2、表 2 に示す(説明変数が多いため、表 2 は Mean Decrease Gini が高い上位 6 個の説明変数のみ示す。残りの説明変数の Mean Decrease Gini



は付録 B に示す)。Mean Decrease Gini(ジニ不純度)の値が大きいほど、影響度が大きいということを意味する。今回の例では **demo\_age** が 61.1793843 で最も影響が大きい要素であることが分かる。

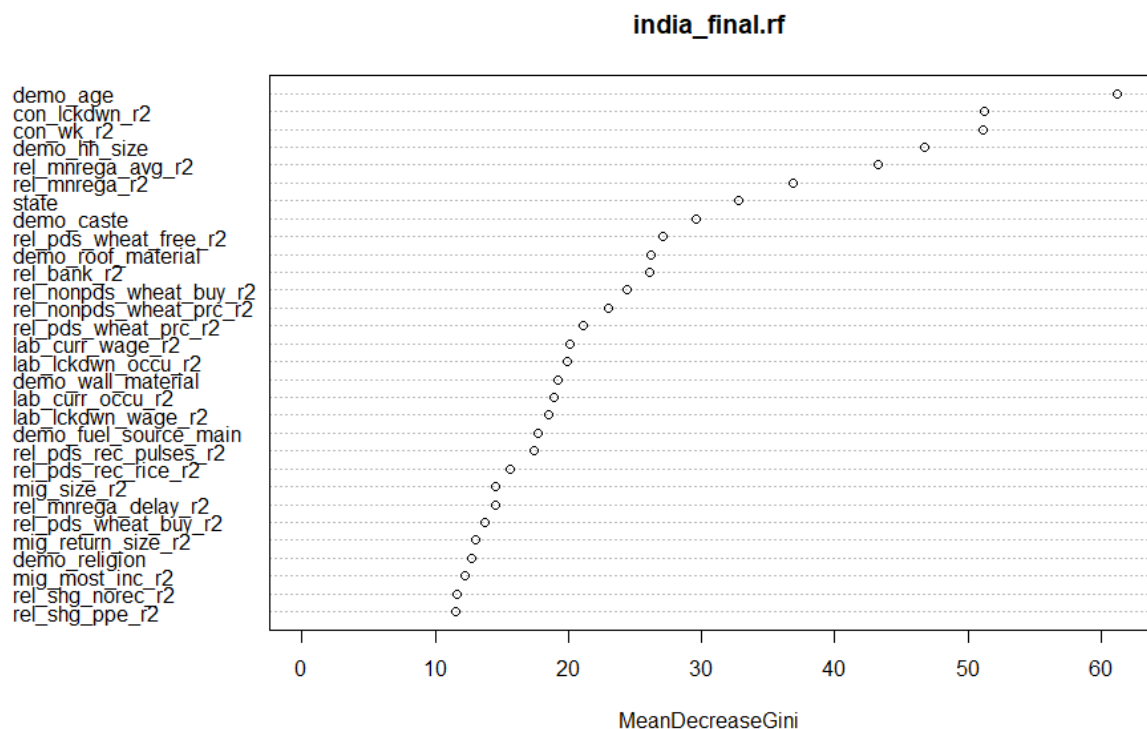


図 2：説明変数の重要度順のグラフ  
(縦軸：説明変数、横軸：Mean Decrease Gini (ジニ不純度))

表 2：各説明変数の Mean Decrease Gini (ジニ不純度)

	Mean Decrease Gini	説明変数名
1	61.1793843	demo_age(年齢)
2	51.2052215	con_lckdwn_r2 (封鎖中、あなたの世帯は特定の月にいくらのお金を使ったか)
3	51.1571911	con_wk_r2 (あなたの世帯は過去 7 日間にいくらのお金を使ったか)
4	46.7966976	demo_hh_size (世帯数)
5	43.2312791	rel_mnrega_avg_r2 (6 月のあなたの地域の MNREGA の 1 日の平均賃金はいくらだったか)
6	36.8515823	rel_mnrega_r2 (6 月に MNREGA の作業に関してあなたに当てはまるのはどれか)

4. テストデータを使って、トレーニングデータで学習した **Random Forest** で予測し、実測値と比べた結果を表 3 に示す。縦軸が予測数、横軸が実際の数を表している。**Random Forest** が **rel\_transfer\_rec\_r2** を Yes と予測している時、Yes と回答しているデータは 164 個、No と回答しているデータは 37 個だった。**rel\_transfer\_rec\_r2** を No と予測している時は、No と回答しているデータは 77 個、Yes と回答しているデータは 109 個だった。よって、**rel\_transfer\_rec\_r2** を Yes と予測した時の判別率は 81.6%と高水準なのに対し、No と予測した時の判別率は 41.4%と低水準だと分かった。

表 3：Random Forest で導き出した予測値と実測値の結果

		予測数	
		No	Yes
実際の数	No	77	37
	Yes	109	164

## 4.2.考察

表 2 の結果から、基本データの中では年齢(demo\_age)や世帯数(demo\_hh\_size)、州(state)が、政府の支援受給を予測する上で重要な説明変数であることが分かった。そして、1.1. 研究背景で示している通り、今回の経済的支援は、貧困層の年配者、未亡人、障害者向けに補助金が増額されているので、インドの高齢者の定義である 60 歳以上の年齢の方は受けとりやすいと考えられる。表 4 に、年齢を政府からの資金受給の有無で分けてみたところ、経済的支援を受け取っていない家庭の方が、高齢者の割合が 0.5%と僅かだが高いことが分かった。さらに、demo\_age の年齢は、アンケートに答えた方の年齢なので、60 歳未満の方が回答していても、60 歳以上の方が家庭にいる可能性がある。

また、「封鎖中、あなたの世帯は特定の月にいくらのお金を使いましたか？(con\_lckdwn\_r2)」、「あなたの世帯は過去 7 日間にいくらのお金を使いましたか？(con\_wk\_r2)」が影響の出る説明変数と判断されたことから、支出が多い・少ないが経済的支援を受けられることに影響していると考えられる。

さらに、「6 月のあなたの地域の MNREGA の 1 日あたりの平均賃金はいくらでしたか？(rel\_mnrega\_avg\_r2)」、「6 月に MNREGA の作業に関してあなたに当てはまるのは次のうちどれですか？(rel\_mnrega\_r2)」という説明変数も **Random Forest** を使用することで重要だと分かった。表 5 に、「6 月に、MNREGA の作業に関してあなたに当てはまるのは次のうちどれですか？(rel\_mnrega\_r2)」の問いに対する回答者の答えを、受給者と非受給者で分けた。この表から、経済的支援を受けている家庭は「試しましたが、どの日も仕事に就けませんでした」、経済的支援を受けてない家庭は「(MNREGA による事業に参加するために必要な) ジョブカードを持っていません」の回答率が最も高いことが分かった。ジョブカードを持っていない方の中には、サンプリング方法の性質上、MNREGA の仕事に就く必

要がない位、収入に余裕がある方もいると考えられる。しかし、MNREGA は希望者に年 100 日の仕事を提供するとしているが、インフラ整備事業の遅滞から仕事が足りず、100 日の仕事を稼ぐことができたのは参加世帯の 4 割にとどまっているので、収入に余裕がない方がジョブカードを持っていないケースが多いと考えられる。

そして、既存のデータで学習した Random Forest で経済的支援を受けられるかどうかをテストデータから予測し、実測値と比べた結果、「経済的支援を受けられる」と予測した時の判別率は 81.6%と高水準だったので、その時のインド政府の政策方針によるが、Random Forest で支援対象先をある程度決めることはできると判断する。

表 4：年齢(demo\_age)が 60 歳以上か未満かで分けた家庭数とその割合

rel_transfer_rec_r2	Yes		No	
	回答数	割合(%)	回答数	割合(%)
60 歳未満	1862	89.1	1574	88.6
60 歳以上	228	10.9	203	11.4
rel_transfer_rec_r2 の回答数	2090		1777	

表 5：「6 月に MNREGA の作業に関してあなたに当てはまるのは次のうちどれですか？  
(rel\_mnrega\_r2)」の各回答の家庭数とその割合

rel_transfer_rec_r2	Yes		No	
	回答数	割合(%)	回答数	割合(%)
Tried and got work for some of the days	308	14.73684	243	13.67473
None of the above	274	13.11005	303	17.05121
Tried but did not get work for any of the days	507	24.25837	366	20.59651
Does not have a job card	426	20.38278	429	24.14181
Does not know about MNREGA	194	9.282297	145	8.15982
Did not try but has a job card	228	10.90909	161	9.060214
Tried and got work for all of the days	143	6.842105	124	6.978053
Blank	10	0.478469	6	0.337648
rel_transfer_rec_r2 の回答数	2090		1777	

## 5.まとめ

本研究では、インドの往生する出稼ぎ労働者や学生などの地元への帰還などが多い農村部である 6 つの州(Jharkhand, Rajasthan, Uttar Pradesh, Andhra Pradesh, Bihar, and Madhya Pradesh)のデータを使用して、世帯の誰かが 6 月に銀行口座のなどで政府からお金を受け取ったことがある家庭の特徴を Random Forest を使って分析した。インド政府が示した経済的支援が受け取れる家庭の基準と今回の計算結果を比較した結果、今回の経済的支援は貧困層の年配者の補助金が増額されるにも関わらず、経済的支援を受け取っていない家庭の方が、高齢者の割合が 0.5%と僅かだが高いことが分かった。また、経済的支援を受け取っていない家庭は、MNREGA にも参加する資格がない可能性が高いことが分かった。また、既存のデータ（直近のセンサスなど）で学習した Random Forest で経済的支援を受けられるかどうかを予測し、実測値と比べた結果、「経済的支援を受けられる」と予測した時の判別率は 81.6%と高水準だったので、その時のインド政府の政策方針によるが、Random Forest で支援対象先をある程度決めることはできると判断する。

しかし、今回使用した Random Forest は特徴量のスケールや離散化をせずに使用できる点でかなり便利な手法ではあるが、はじき出される重要度を鵜呑みにするのは危険である。そもそも、重要度は「ターゲットの分類にその特徴量による分割がどれくらい寄与しているかを測る指標」なのであって、具体的にどの特徴量をどれくらいの値にすると結果がどうなるのかに関しては、判断が出せない。ある変数をどれくらいの値にすることでどれだけターゲットの値が変化するのが分かる重回帰分析を使うのも良いだろう。しかし、重回帰分析は特徴量を加工しなければならないのが欠点である。

## 謝辞

私の指導教員である鈴木綾先生に、私の研究に対する親切で継続的な支援に深く感謝しています。大きな問題に直面するたびに、彼女は私に大きな励ましと具体的な提案をしてくれました。また、私の論文についての洞察に富んだコメントと建設的なフィードバックについて、副査の本田利器教授と川田恵介准教授に感謝します。

## データセット

Development Economics Data Group, The World Bank. COVID-19-Related Shocks in Rural India 2020, Round 2. Dataset downloaded from [\[https://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/3773/study-description\]](https://microdata.worldbank.org/index.php/catalog/3773/study-description) on December 1, 2020.

## 参考文献

- [1] Johns Hopkins University Center for Systems Science and Engineering (CSSE), “COVID-19 Dashboard”, <https://gisanddata.maps.arcgis.com/apps/opsdashboard/index.html#/bda7594740fd40299423467b48e9ecf6> (参照 2021/1/15)
- [2] PIB Delhi, “Finance Minister announces several relief measures relating to Statutory and Regulatory compliance matters across Sectors in view of COVID-19 outbreak, Press Information Bureau Government of India, 2020/3/24
- [3] 湊 一樹(日本貿易振興機構アジア経済研究所), “「世界最大のロックダウン」はなぜ失敗したのか：コロナ禍と経済危機の二重苦に陥るインド”, IDE スクエア (2020/7) 1-18
- [4] PIB Delhi, “Finance Minister announces Rs 1.70 Lakh Crore relief package under Pradhan Mantri Garib Kalyan Yojana for the poor to help them fight the battle against Corona Virus”, Press Information Bureau Government of India, 2020/3/26
- [5] Neal Jean, Marshall Burke, Michael Xie<sup>1</sup>, W. Matthew Davis, David B. Lobell, Stefano Ermon,” Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty”, *Science*, 353, 6301 (2016) 790-794
- [6] Sendhil Mullainathan *et al.*, “Estimation and Inference of Heterogeneous Treatment Effects using Random Forests”, *Journal of Economic Perspectives*, 31, 2 (2017) 87-106
- [7] Taro Sawaki, Takuya Tanaka, and Ryosuke Kasahara, “Credit Scoring for SMEs Using Machine Learning Techniques”, 人工知能学会研究会資料, SIG-FIN-019
- [8] Susan Athey & Guido W. Imbens, “Design-based Analysis in Difference-In-Differences Settings with Staggered Adoption”, (2018) 249693, DOI 10.3386/w24963
- [9] Susan Athey and Guido W.Imbens, "Machine Learning Methods That Economists Should Know About", *Annual Review of Economics*, 11 (2019) 685-725
- [10] LEO BREIMAN 『Random Forests』 *Machine Learning*, 45(1), 2001, 5-32
- [11] Kazusa Yoshimura, Nobuo Yoshida, “ Machine Learning for monitoring the twin goals – Put falls and Solutions”, World Bank, 2019/6/19
- [12] Hothorn T, Hornik K, Zeileis A: party: A Laboratory for Recursive Part(y)itioning. 2006. [R package version 0.9–0]. [<http://CRAN.R-project.org/>] [R package version 0.9-0].
- [13] Parmeshwar Udmale, Praffulit Bisht, Koushik Chowdhury, Sylvia Szabo and Indrajit Pal, “Climatic factors influence the spread of COVID-19 in Russia”, *International Journal of Environmental Health Research*, <https://doi.org/10.1080/09603123.2020.1793921> (2020/7/16)
- [14] Breiman, L., Bagging Predictors, *Machine Learning*, 24 (1996) 123-140
- [15] Breiman, L., Random Forests, *Machine Learning*, 45 (2001) 5-23.

## 付録 A

### 1. 基本データ

変数名：state

→あなたの州を選んでください。

変数名：demo\_age

→あなたは何歳ですか？

変数名：demo\_caste

→あなたの世帯はどのカテゴリーに属していますか？

変数名：demo\_religion

→あなたの世帯はどの宗教に従いますか？

変数名：demo\_hoh\_gender

→世帯主の性別は？

変数名：demo\_land\_ownership

→あなたの現在の家が建てられている土地の所有権のステータスは何ですか？

変数名：demo\_roof\_material

→あなたの家にはどのような種類の主要な屋根材がありますか？

変数名：demo\_wall\_material

→壁にはどのような種類の主要な材料がありますか？

変数名：demo\_fuel\_source\_main

→食べ物を調理するために最もよく使う燃料は何ですか？

変数名：demo\_location

→都市部ですか、それとも農村部ですか？

変数名：demo\_fem\_hoh\_edu

→あなたが達成した教育の現在のレベルは何ですか？

変数名：demo\_fem\_edu

→あなたが達成した教育の現在のレベルは何ですか？

変数名：demo\_ag\_hh\_r2

→昨年、あなたの家族の主な仕事は土地の耕作でしたか？

変数名：demo\_hh\_size

→通常、あなたの世帯には何人の人が住んでいますか？

### 2. 収入と消費

変数名：mig\_size\_r2

→封鎖前、あなたが通常あなたの世帯に住んでいると言った X 人のうち、何人があなたの世帯から離れて住んでいましたか？

変数名：mig\_return\_size\_r2

→現在、何人が帰国していますか？

変数名：mig\_future\_mig\_r2

→帰国した人のうち、来月中に引っ越しを計画している人、または別の町や村に引っ

越して仕事をしている人は何人いますか？

変数名：mig\_most\_inc\_r2

→仕事のために他の場所に住んでいるすべての人々の中で、世帯にとって最も収入の多い名前は何ですか？

変数名：mig\_location\_r2

→現在どこに住んでいますか？

変数名：mig\_lckdwn\_work\_r2

→ロックダウン中の特定の週に平均して何日働いたのですか？

変数名：mig\_avg\_wage\_r2

→封鎖中の特定の週に稼いだ平均日給はいくらですか？

変数名：mig\_wage\_unit\_r2

→回答者が日給を知らなかった場合、どのくらいの頻度で言及しましたか？

変数名：mig\_curr\_work\_r2

→過去7日間で何日働きましたか？

変数名：mig\_daily\_wage\_r2

→過去7日間に獲得した平均日給はいくらですか？

変数名：mig\_wage\_unit\_curr\_r2

→回答者が日給を知らなかった場合、どのくらいの頻度で言及しましたか？

変数名：mig\_daily\_wage\_may\_r2

→5月の移民日給

変数名：mig\_daily\_wage\_curr\_r2

→現在の移民の日給

変数名：mig\_wage\_diff\_r2

→移民の日給の違い（現在の賃金と5月の賃金の差）

変数名 con\_lckdwn\_r2

→封鎖中、あなたの世帯は特定の月にいくらのお金を使いましたか？

変数名：con\_wk\_r2

→あなたの世帯は過去7日間にいくらのお金を使いましたか？

変数名：con\_limit\_lckdwn\_reduce\_r2

→封鎖中に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-ご家庭の限られた分量または食事の削減

変数名：con\_limit\_lckdwn\_out\_r2

→封鎖中に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-あなたの世帯は食糧を使い果たしましたか？

変数名：con\_limit\_lckdwn\_hungry\_r2

→封鎖中に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-あなたまたはあなたの家族の誰かが空腹でしたが食事をしませんでしたか？

変数名：con\_limit\_lckdwn\_noeat\_r2

→封鎖中に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期があり

ましたか？-誰かが食べなかった

変数名：con\_limit\_lckdwn\_none\_r2

→封鎖中に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-上記のいずれでもない

変数名：con\_limit\_lckdwn\_ref\_r2

→封鎖中に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-回答を拒否します

変数名：con\_limit\_wk\_reduce\_r2

→過去7日間に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-ご家庭の限られた分量または食事の削減

変数名：con\_limit\_wk\_out\_r2

→過去7日間に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-あなたの世帯は食糧を使い果たしましたか？

変数名：con\_limit\_wk\_hungry\_r2

→過去7日間に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-あなたまたはあなたの家族の誰かが空腹でしたが食事をしませんでしたか？

変数名：con\_limit\_wk\_noeat\_r2

→過去7日間に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-誰も食べに行かなかった

変数名：con\_limit\_wk\_none\_r2

→過去7日間に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-上記のいずれでもない

変数名：con\_limit\_wk\_ref\_r2

→過去7日間に、お金やその他のリソースが不足しているために、次のような時期がありましたか？-回答を拒否します

### 3.移住

変数名：lab\_lckdwn\_occu\_r2

→封鎖中の特定の週の主な仕事は何でしたか？

変数名：lab\_lckdwn\_wage\_r2

→平均して、あなたがその週に働いた日数の間、あなたの毎日の賃金/収入は何でしたか？

変数名：lab\_curr\_occu\_r2

→今週の主な仕事は何でしたか？

変数名：lab\_curr\_wage\_r2

→平均して、あなたが先週働いた日の間、あなたの毎日の賃金/収入は何でしたか？

変数名：lab\_nowork\_none\_r2

→なぜ今週、一日中働かなかったのですか？

-家の外で作業しないでください



変数名 : lab\_nowork\_cant\_find\_r2

→なぜ今週、一日中働けなかったのですか？

-作業が見つかりませんでした

変数名 : lab\_nowork\_wages\_r2

→なぜ今週、一日中働けなかったのですか？

-賃金が低すぎました

変数名 : lab\_nowork\_materials\_r2

→なぜ今週、一日中働けなかったのですか？

-必要な資料が見つかりませんでした

変数名 : lab\_nowork\_covid\_choice\_r2

→なぜ今週、一日中働けなかったのですか？

-職場は開いていましたが、コロナウイルスから保護するために家にいることを選択しました

変数名 : lab\_nowork\_fines\_r2

→なぜ今週、一日中働けなかったのですか？

-職場は開いていましたが、家を出ることが許可されなかったために行くことができなかったか、封鎖のために罰金が科せられました

変数名 : lab\_nowork\_sick\_r2

→なぜ今週、一日中働けなかったのですか？

-病気

変数名 : lab\_nowork\_oth\_r2

→なぜ今週、一日中働けなかったのですか？

-その他

変数名 : lab\_occ\_none\_r2

→あなたの現在の職業は何ですか？

-なし

変数名 : lab\_occ\_selfnonag\_r2

→あなたの現在の職業は何ですか？

-非耕作での自営業

変数名 : lab\_occ\_salarypvt\_r2

→あなたの現在の職業は何ですか？

-民間企業でのサラリーマン

変数名 : lab\_occ\_salarygovt\_r2

→あなたの現在の職業は何ですか？

-政府でのサラリーマン

変数名 : lab\_occ\_dailyag\_r2

→あなたの現在の職業は何ですか？

-農業における日雇い労働者

変数名 : lab\_occ\_dailynonag\_r2

→あなたの現在の職業は何ですか？

-非農業の日雇い労働者

変数名 : lab\_occ\_lckdwn\_none\_r2

→封鎖中のあなたの職業は何でしたか？

-なし

変数名 : lab\_occ\_lckdwn\_selfnonag\_r2

→封鎖中のあなたの職業は何でしたか？

-非耕作での自営業

変数名 : lab\_occ\_lckdwn\_salarypvt\_r2

→封鎖中のあなたの職業は何でしたか？

-民間企業でのサラリーマン

変数名 : lab\_occ\_lckdwn\_salarygovt\_r2

→封鎖中のあなたの職業は何でしたか？

-政府でのサラリーマン

変数名 : lab\_occ\_lckdwn\_dailyag\_r2

→封鎖中のあなたの職業は何でしたか？

-農業における日雇い労働者

変数名 : lab\_occ\_lckdwn\_dailynonag\_r2

→封鎖中のあなたの職業は何でしたか？

-非農業の日雇い労働者

#### 4.救済へのアクセス

変数名 : rel\_bank\_r2

→あなたまたは世帯の他の誰かが銀行口座を持っていますか？

変数名 : rel\_mnrega\_r2

→6月にMNREGAの作業に関してあなたに当てはまるのは次のうちどれですか。

変数名 : rel\_mnrega\_delay\_r2

→6月にMNREGAの賃金支払いのいずれかが15日以上遅れましたか？

変数名 : rel\_mnrega\_avg\_r2

→6月のあなたの地域のMNREGAの1日あたりの平均賃金はいくらでしたか。

変数名 : rel\_shg\_ppe\_r2

→6月に、あなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-保護フェイスマスク/手袋

変数名 : rel\_shg\_san\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-消毒剤/石鹼

変数名 : rel\_shg\_info\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-健康と衛生に関する情報

変数名 : rel\_shg\_food\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-食料品

変数名 : rel\_shg\_meds\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-医学

変数名 : rel\_shg\_econ\_loan\_r2

→6月に、あなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-経済活動のための SHG ローン

変数名 : rel\_shg\_con\_loan\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-消費活動のための SHG ローン

変数名 : rel\_shg\_grains\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-SHG ヘルプで調達された穀物

変数名 : rel\_shg\_norec\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-受け取っていない

変数名 : rel\_shg\_none\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-村に SHG はありません

変数名 : rel\_shg\_dk\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-SHG について知らない

変数名 : rel\_shg\_ref\_r2

→6月にあなたの村のセルフヘルプグループから次のいずれかを受け取りましたか？

-回答を拒否

変数名 : rel\_pds\_rec\_wheat\_r2

→PDS ショップからこれらの商品を無料で受け取りましたか？

-小麦

変数名 : rel\_pds\_rec\_rice\_r2

→6月に PDS ショップからこれらの商品を無料で受け取りましたか？

-ライス

変数名 : rel\_pds\_rec\_pulses\_r2

→6月に PDS ショップからこれらの商品を無料で受け取りましたか？

-パルス

変数名 : rel\_pds\_rec\_oth\_r2

→6月に PDS ショップからこれらの商品を無料で受け取りましたか？

-その他

変数名 : rel\_pds\_rec\_none\_r2

→6月に PDS ショップからこれらの商品を無料で受け取りましたか？

-何も受信しなかった

変数名 : rel\_pds\_rec\_ref\_r2

→6月にPDS ショップからこれらの商品を無料で受け取りましたか？

-回答を拒否

変数名 : rel\_pds\_wheat\_free\_r2

→6月にPDS ショップから何kgの小麦を無料で受け取りましたか？

変数名 : rel\_pds\_rice\_free\_r2

→6月にPDS ショップから何kgの米を無料で受け取りましたか？

変数名 : rel\_pds\_wheat\_buy\_r2

→非PDS ショップの米の1kgあたりの平均価格はいくらでしたか？

変数名 : rel\_pds\_rice\_buy\_r2

→6月にPDS ショップ以外のショップから何kgの米を無料で受け取りましたか？

変数名 : rel\_pds\_wheat\_prc\_r2

→PDS ショップでの小麦の1kgあたりの平均価格はいくらでしたか？

変数名 : rel\_pds\_rice\_prc\_r2

→PDS ショップでの米の1kgあたりの平均価格はいくらでしたか？

変数名 : rel\_nonpds\_wheat\_buy\_r2

→6月にPDS ショップ以外のショップから何kgの小麦を購入しましたか？

変数名 : rel\_nonpds\_rice\_buy\_r2

→6月にPDS ショップ以外のショップから何kgの米を購入しましたか？

変数名 : rel\_nonpds\_wheat\_prc\_r2

→非PDS ショップの小麦の1kgあたりの平均価格はいくらでしたか？

変数名 : rel\_nonpds\_rice\_prc\_r2

→非PDS ショップの米の1kgあたりの平均価格はいくらでしたか？

## 5.健康

変数名 : hea\_fac\_visit\_r2

→過去3か月間に、自分自身（または子供たち）のために医療施設またはキャンプを訪れましたか？

変数名 : hea\_fac\_type\_r2

→最近、あなた自身（またはあなたの子供）のためにどのタイプの医療施設を訪れましたか？

変数名 : hea\_service\_treat\_r2

→どのようなサービスを利用しましたか？

-自己または世帯員の治療

変数名 : hea\_service\_imm\_r2

→どのようなサービスを利用しましたか？

-予防接種

変数名 : hea\_service\_anc\_r2

→どのようなサービスを利用しましたか？

-出産前ケア

変数名 : hea\_service\_fp\_r2

→どのようなサービスを利用しましたか？

-家族計画

変数名 : hea\_service\_child\_grw\_r2

→どのようなサービスを利用しましたか？

-子供の成長モニタリング

変数名 : hea\_service\_checkup\_r2

→どのようなサービスを利用しましたか？

-健康診断

変数名 : hea\_service\_edu\_r2

→どのようなサービスを利用しましたか？

-健康教育

変数名 : hea\_service\_ref\_r2

→どのようなサービスを利用しましたか？

-回答を拒否しました

変数名 : hea\_symp\_fever\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-発熱

変数名 : hea\_symp\_cough\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-咳

変数名 : hea\_symp\_tired\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-倦怠感

変数名 : hea\_symp\_breath\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-呼吸困難

変数名 : hea\_symp\_pain\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-筋肉痛/体の痛み

変数名 : hea\_symp\_appetite\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-食欲不振

変数名 : hea\_symp\_throat\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-喉の痛み

変数名 : hea\_symp\_diarrhea\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-下痢

変数名 : hea\_symp\_nausea\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-吐き気

変数名：hea\_symp\_congest\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-鼻づまりと喉のうっ血

変数名：hea\_symp\_smell\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-嗅覚と味覚の喪失

変数名：hea\_symp\_ref\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-回答を拒否しました

変数名：hea\_symp\_oth\_r2

→コロナウイルス/ COVID-19 のどのような症状について聞いたことがありますか？

-その他

変数名：hea\_prev\_wash\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-頻繁に手を洗う

変数名：hea\_prev\_san\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-アルコールベースの手指消毒剤を使用してください

変数名：hea\_prev\_cover\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-咳やくしゃみをしながら、鼻と口をハンカチ/ティッシュ/肘で覆います

変数名：hea\_prev\_face\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-顔、目、鼻、または口に触れないでください

変数名：hea\_prev\_dist\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-全員から少なくとも 1 メートル離れている

変数名：hea\_prev\_crowd\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-混雑した場所を避けてください

変数名：hea\_prev\_sick\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-くしゃみや咳をする人に近づかないでください

変数名：hea\_prev\_contact\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-感染した個人との物理的接触を避けます

変数名：hea\_prev\_touch\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-一般的な表面に触れないでください

変数名 : hea\_prev\_clean\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-共通の表面を掃除し続けます

変数名 : hea\_prev\_mask\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-マスクを着用してください

変数名 : hea\_prev\_nospit\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-人前で唾を吐かないでください

変数名 : hea\_prev\_home\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-家にいる

変数名 : hea\_prev\_ref\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-回答を拒否しました

変数名 : hea\_prev\_oth\_r2

→あなたにおけるコロナウイルスに対する保護の方法は何ですか？

-その他

## 付録 B

各説明変数の Mean Decrease Gini(ジニ不純度)

	Mean Decrease Gini	説明変数名
1	61.1793843	demo_age
2	51.2052215	con_lckdwn_r2
3	51.1571911	con_wk_r2
4	46.7966976	demo_hh_size
5	43.2312791	rel_mnrega_avg_r2
6	36.8515823	rel_mnrega_r2
7	32.791356	State
8	29.6200423	demo_caste
9	27.0725521	rel_pds_wheat_free_r2
10	26.1837594	demo_roof_material
11	26.0605914	rel_bank_r2
12	24.3823222	rel_nonpds_wheat_buy_r2
13	23.0009774	rel_nonpds_wheat_prc_r2
14	21.0710273	rel_pds_wheat_prc_r2
15	20.0959979	lab_curr_wage_r2
16	19.940544	lab_lckdwn_occu_r2
17	19.2246154	demo_wall_material
18	18.9117086	lab_curr_occu_r2
19	18.5613878	lab_lckdwn_wage_r2
20	17.6742482	demo_fuel_source_main
21	17.3802367	rel_pds_rec_pulses_r2
22	15.6546919	rel_pds_rec_rice_r2
23	14.5787957	mig_size_r2
24	14.5773247	rel_mnrega_delay_r2
25	13.758495	rel_pds_wheat_buy_r2
26	12.9857599	mig_return_size_r2
27	12.7775231	demo_religion
28	12.2711537	mig_most_inc_r2
29	11.6095371	rel_shg_norec_r2



30	11.5501273	rel_shg_ppe_r2
31	11.3675567	mig_location_r2
32	10.808818	con_limit_lckdwn_reduce_r2
33	10.7661415	rel_shg_san_r2
34	10.5488902	demo_fem_edu
35	10.5005298	rel_pds_rec_wheat_r2
36	9.9557498	con_limit_lckdwn_none_r2
37	9.4259209	demo_hoh_gender
38	8.9486726	lab_nowork_cant_find_r2
39	8.8085393	mig_lckdwn_work_r2
40	8.7417827	con_limit_wk_none_r2
41	8.5368078	mig_daily_wage_r2
42	8.3139893	con_limit_wk_reduce_r2
43	8.2647365	rel_pds_rec_none_r2
44	8.2197944	hea_fac_visit_r2
45	8.1113367	hea_fac_type_r2
46	8.0015858	lab_occ_lckdwn_none_r2
47	7.7122875	rel_pds_rec_oth_r2
48	7.6425211	mig_daily_wage_curr_r2
49	7.6167243	demo_ag_hh_r2
50	7.5312696	mig_avg_wage_r2
51	7.5058006	lab_occ_none_r2
52	7.2408196	mig_curr_work_r2
53	7.0208797	hea_prev_wash_r2
54	6.980227	hea_prev_mask_r2
55	6.975026	mig_daily_wage_may_r2
56	6.9244089	mig_future_mig_r2
57	6.8674965	rel_nonpds_rice_prc_r2
58	6.8350414	hea_prev_dist_r2
59	6.72657	hea_symp_breath_r2
60	6.6504	hea_symp_fever_r2
61	6.4803326	hea_prev_san_r2
62	6.0984131	rel_pds_rice_free_r2
63	6.0968548	hea_prev_crowd_r2
64	6.0340369	lab_occ_lckdwn_dailynonag_r2

65	6.0228274	con_limit_lckdwn_hungry_r2
66	6.0213482	demo_land_ownership
67	5.9180297	hea_symp_oth_r2
68	5.9161487	lab_occ_dailynonag_r2
69	5.5161843	hea_symp_cough_r2
70	5.4730358	mig_wage_unit_curr_r2
71	5.4607114	hea_symp_throat_r2
72	5.4253091	lab_nowork_none_r2
73	5.3902293	con_limit_lckdwn_out_r2
74	5.2399345	rel_shg_info_r2
75	5.2046341	hea_prev_home_r2
76	5.0465078	lab_nowork_fines_r2
77	5.0273908	hea_symp_pain_r2
78	5.0108287	mig_wage_unit_r2
79	4.9294667	lab_nowork_oth_r2
80	4.8540851	lab_nowork_covid_choice_r2
81	4.655244	lab_occ_dailyag_r2
82	4.5681291	rel_nonpds_rice_buy_r2
83	4.4314986	hea_prev_oth_r2
84	4.2433004	demo_fem_hoh_edu
85	4.1982753	lab_occ_lckdwn_dailyag_r2
86	4.0993346	hea_service_treat_r2
87	4.0847173	con_limit_lckdwn_noeat_r2
88	4.0024306	rel_shg_none_r2
89	3.8891913	hea_prev_cover_r2
90	3.8175842	hea_symp_ref_r2
91	3.7082806	hea_symp_congest_r2
92	3.5934208	lab_occ_lckdwn_selfnonag_r2
93	3.4358355	lab_occ_selfnonag_r2
94	3.288202	demo_location
95	3.2833273	con_limit_wk_hungry_r2
96	3.2775018	hea_symp_tired_r2
97	3.2516149	con_limit_wk_out_r2
98	3.0162679	rel_shg_dk_r2
99	2.7117456	hea_prev_clean_r2

100	2.5758533	rel_shg_grains_r2
101	2.5460108	rel_shg_food_r2
102	2.4510247	hea_prev_sick_r2
103	2.4119547	lab_nowork_sick_r2
104	2.3637425	lab_nowork_wages_r2
105	2.3405152	hea_prev_face_r2
106	2.3231879	hea_service_checkup_r2
107	2.3158513	rel_shg_econ_loan_r2
108	2.2220548	mig_wage_diff_r2
109	2.2146041	hea_prev_contact_r2
110	2.0423922	rel_shg_meds_r2
111	2.0416363	hea_prev_ref_r2
112	1.9805541	con_limit_wk_noeat_r2
113	1.9683312	lab_occ_salarypvt_r2
114	1.8957868	lab_occ_lckdwn_salarypvt_r2
115	1.7656153	hea_symp_smell_r2
116	1.5534709	lab_occ_salarygovt_r2
117	1.4826821	hea_prev_touch_r2
118	1.3107314	rel_shg_ref_r2
119	1.2620929	hea_service_anc_r2
120	1.2026389	lab_occ_lckdwn_salarygovt_r2
121	1.15505	lab_nowork_materials_r2
122	1.1516966	hea_symp_appetite_r2
123	1.0933259	rel_shg_con_loan_r2
124	0.8854799	hea_service_child_grw_r2
125	0.8493979	hea_symp_nausea_r2
126	0.6796096	hea_prev_nospit_r2
127	0.5585783	hea_symp_diarrhea_r2
128	0.4393817	rel_pds_rec_ref_r2
129	0.41626	hea_service_imm_r2
130	0.2842163	rel_pds_rice_prc_r2
131	0.2546751	hea_service_edu_r2
132	0.2226403	rel_pds_rice_buy_r2
133	0.176909	con_limit_wk_ref_r2
134	0.1727762	hea_service_fp_r2

135	0	con_limit_lckdwn_ref_r2
136	0	hea_service_ref_r2