Nowcasting Peruvian GDP with Machine Learning Methods

Flores, J., Gonzaga B., Ruelas-Huanca, W., and Tang, J.

Central Reserve Bank of Peru
The views expressed in this document are those of the authors and do not reflect necessarily the position of the Central Reserve Bank of Peru

December 10, 2024

1 Motivation

2 Objective and Summary of Results

3 Methodology

4 Results

Motivation

- Nowcasting involves estimating the current economic state in real-time, which is crucial for decision-making and policy formulation.
- The increasing relevance of machine learning (ML) in macroeconomic prediction has shown potential in capturing non-linear relationships that traditional models may miss.
- Previous studies have focused on developed economies, with limited research on using machine learning to nowcast GDP in developing countries like Peru.

Literature Review

- Studies like Soybilgen and Yazgan (2021) and Hopp (2024) have applied ML models, such as decision trees, LSTMs, and XGBoost, for nowcasting in the U.S.

- Kant et al. (2022) applied various ML techniques for nowcasting the Dutch economy, demonstrating the versatility of these methods.

- ML techniques have also been employed in emerging economies, such as Indonesia, Brazil, and Sub-Saharan Africa.

Literature Review

- For Peru, Tenorio and Perez (2023) applied ML techniques to nowcast monthly GDP, using both structured and unstructured data.

- This growing body of literature emphasizes the relevance of machine learning models for improving GDP nowcasting accuracy across different economic contexts.

1 Motivation

2 Objective and Summary of Results

3 Methodology

4 Results

What We Do...

- This research aims to apply ML methods to nowcast Peruvian total and non-primary GDP, comparing various models' performance.

- We explore the usefulness of i) applying rotations to original feature matrix, ii) applying dimensionality reduction techniques and iii) using a bottom-up approach for nowcasting our objective variables.

What We Found...

- LARs was the preferred dimensionality reduction technique for virtually all models and target variables.
- Adding rotations such as moving averages and variables in levels can improve models' performance.
- A bottom-up approach delivers more precise nowcasts' than the usual direct approach, with gains up to 45 and 22 percent for each target variable, respectively.

What We Found...

- ML models consistently delivered strong predictions, with RMSE values around 0.6 for total GDP and around 0.7 for non-primary GDP.

- XGBoost and Elastic Net were the best models for nowcasting our objective variables, similar to what was found by Tenorio and Perez (2023).

1 Motivation

2 Objective and Summary of Results

3 Methodology
- ML Models
- Data
- Preprocessing
- Hyperparameter Optimization

4 Results

1 Motivation

2 Objective and Summary of Results

3 Methodology
- ML Models
- Data
- Preprocessing
- Hyperparameter Optimization

4 Results

ML Models

- We employ a battery of 12 ML models for nowcasting Peruvian GDP:

Machine Learning Models		
Shrinkage	Non-Linear	Ensemble
LASSO	Decision Tree	Random Forest
Ridge	Support Vector Machine	GBoost
Elastic Net	K-Nearest Neighbors	XGBoost
	MLP	AdaBoost
		Bagging

- We use a Dynamic Factor Model (DFM) as a benchmark.

1 Motivation

2 Objective and Summary of Results

3 Methodology
- ML Models
- Data
- Preprocessing
- Hyperparameter Optimization

4 Results

Data

- **Variables**: Around 170 predictors sampled mostly at monthly frequency, including:
  - Structured data: Macroeconomic indicators (e.g., economic activity, prices, trade, survey data, financial and climate variables)
  - Unstructured data: Google Trends search terms
- **Time span**: Data covers period from April 2015 to August 2024 with from April 2015 to February 2020 as the initial out-of-sample exercise. New observations are added in an expanding window fashion.

1 Motivation

2 Objective and Summary of Results

3 Methodology
- ML Models
- Data
- Preprocessing
- Hyperparameter Optimization

4 Results

Preprocessing

- If seasonality is present, we seasonally adjust variables using the RJDemetra package in RStudio.
- Time series are individually evaluated and transformed: retained in level form, month over month percentage changes or first differences.
- Include 8 lags for both GDP growth and predictors to capture temporal dependencies.

Preprocessing

- Apply Z-transformation to prevent predictors with larger magnitudes from dominating ML algorithms.

- Adding feature matrix rotations, recommended in Coulombe et al. 2021, is treated as an hyperparameter to be optimized in each vintage. In particular, we consider three possible rotations:

    - MARX: Adding moving averages of original features.
    - X: Adding features in levels.
    - MAF: Adding factors that summarize the information contained in every tuple of feature,lags.

1 Motivation

2 Objective and Summary of Results

3 Methodology
- ML Models
- Data
- Preprocessing
- Hyperparameter Optimization

4 Results

Cross Validation Strategy

ML models rely on a set of hyperparameters, whose optimum values usually depend on the problem at hand.

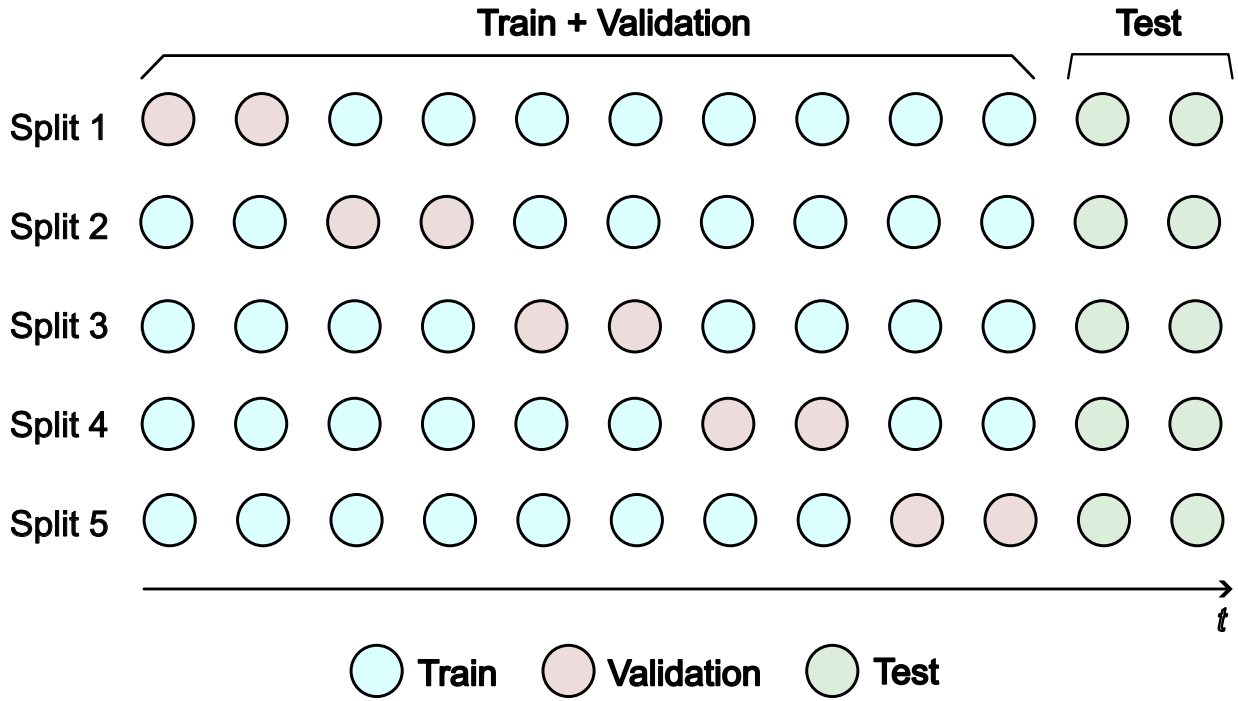
- Suppose a hyperparameter space $\boldsymbol{\mathcal{X}} = \boldsymbol{\mathcal{X}}_1, \boldsymbol{\mathcal{X}}_2, \ldots, \boldsymbol{\mathcal{X}}_d \in \mathbb{R}^d$ and $\mathbf{x} \in \boldsymbol{\mathcal{X}}$ a hyperparameter configuration.
- An objective function $y = f(\mathbf{x})$

The goal is to find a hyperparameter configuration $\mathbf{x}^*$ that minimizes the objective function (usually a measure of error in the validation set):

$$\mathbf{x}^* = \underset{\mathbf{x} \in \boldsymbol{\mathcal{X}}}{\operatorname{argmin}} f(\mathbf{x})$$

Cross Validation Strategy

Our objective function $f(\mathbf{x})$ is the RMSE in the validation set of a 5-Fold cross validation strategy, as in Goulet Coulombe et al. 2022.



Cross Validation Strategy

But finding $\mathbf{x}^*$ can be computationally expensive. If d is large, the unbounded search complexity scales to $\mathcal{O}(n^d)$, -where n is the average range size of each hyperparameter. The Tree-structured

Parzen Estimator (Bergstra et al. 2011) avoids this drawback by searching $\mathbf{x}^*$ in an "intelligent" way, unlike grid or random search.

Tree-structured Parzen Estimator

Tree-structured Parzen estimator (TPE) is a Bayesian Optimization method that reduces the amount of evaluations needed to find the best set of hyperparameters, by proposing new promising candidates each time the objective function is evaluated.

1. Given a number of initial evaluations to the objective function (say N^{init}), we define $\mathcal{D} := \{(\mathbf{x}_n, y_n)\}_{n=1}^{N^{init}}$ as the pairs of hyperparameter configuration, objective function.
2. TPE splits $\mathcal{D}$ in a better and worse group of evaluations $\mathcal{D}^l, \mathcal{D}^g$, by ranking the objective function with a quantile $y^\gamma, \gamma \in [0, 1)$.
3. Probabilty density functions (PDFs) $p(\mathbf{x}|\mathcal{D}^l), p(\mathbf{x}|\mathcal{D}^g)$ are construded by using a prior distribution for the hypeparameters, $p_0(\mathbf{x})$, and kernel density estimators (Parzen estimators).

4. With the PDF from the best group of evaluations, it samples $\boldsymbol{\mathcal{S}} := \{\mathbf{x}_s\}_{s=1}^{N_s} \in p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mathcal{D}}^l)$.
5. Optimize a so-called *surrogate function*, to get an optimal candidate:

$$\mathbf{x}^*_{\mathbf{N+1}} = \underset{\mathbf{x}\in\boldsymbol{\mathcal{S}}}{\operatorname{argmax}}\, r(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mathcal{D}})$$

$$r(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mathcal{D}}) = p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mathcal{D}}^l)/p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mathcal{D}}^g)$$

6. Evaluate the objective function with the optimal candidate: $y_{N+1} = f(\mathbf{x}^*_{N+1})$
7. Update the set of observations $\boldsymbol{\mathcal{D}} \leftarrow \boldsymbol{\mathcal{D}} \cup \{(\mathbf{x}_{N+1}, y_{N+1})\}$.
8. Go through 1-7 until maximum number of evaluations to the objective function $f(x)$ is reached.

Hyperparameter Search Space

Hyperparameter calibration

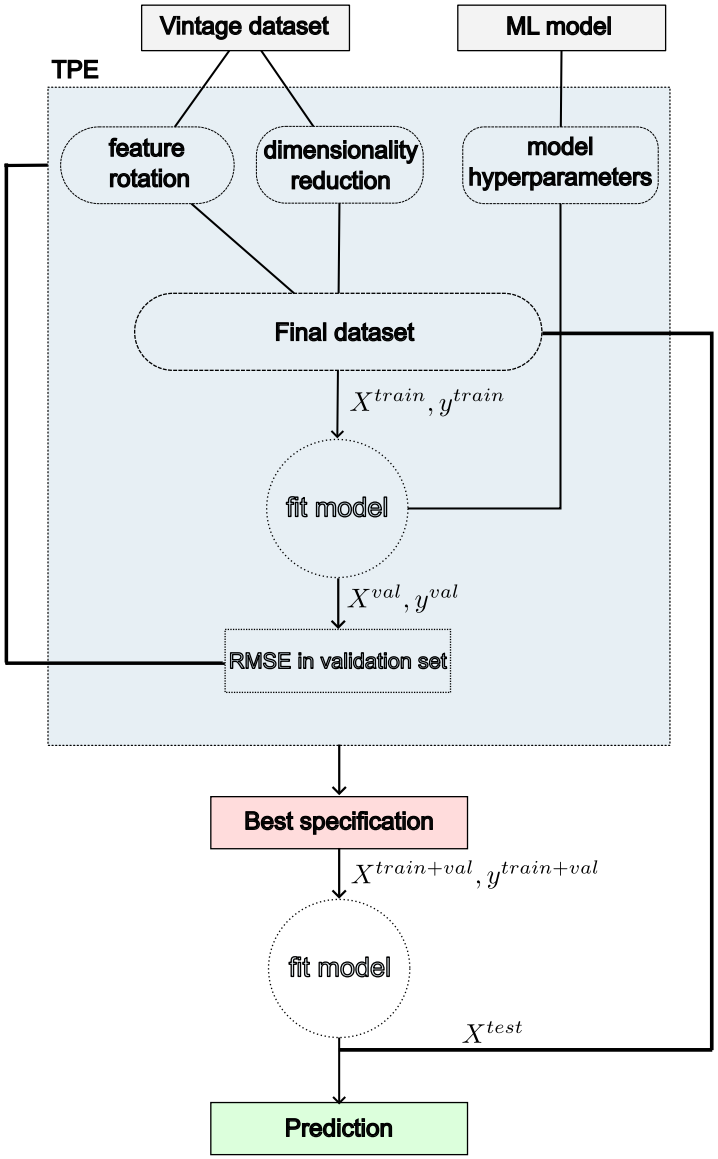
Model	Hyperparameter	Search space
Lasso	Alpha	Uniform$(10^{-3}, 3 * 10^{-1})$
Ridge	Alpha	Uniform$(10^{-1}, 10^{2})$
Elastic Net	Alpha	Uniform$(10^{-3}, 3 * 10^{-1})$
	Ratio L1	Uniform$(10^{-4}, 1)$
SVR	Gamma	Uniform$(10^{-7}, 0.5)$
	C	Uniform$(1,10^{5})$
Decision Tree	Max. Depth	DiscreteUniform(3,100)
	Min. samples for leaf	DiscreteUniform(4,10)
	Min. samples for split	DiscreteUniform(4,10)
	Max. leaf nodes	DiscreteUniform(5,20)
KNN	N Neighbors	DiscreteUniform(2,30)
	Weights	{uniform,distance}
Random Forest	Max. Depth	DiscreteUniform(3,100)
	Min. samples for leaf	DiscreteUniform(4,10)
	Min. samples for split	DiscreteUniform(4,10)
	N. Estimators	DiscreteUniform(30,200)
AdaBoost	Learning Rate	Uniform$(10^{-4}, 1)$
	Loss	{linear,squared,exponential}
	N. Estimators	DiscreteUniform(30,200)
GBoost	Learning Rate	Uniform$(10^{-4}, 1)$
	Max Depth	DiscreteUniform(3,100)
	Min. samples for leaf	DiscreteUniform(4,10)
	Min. samples for split	DiscreteUniform(4,10)
	N. Estimators	DiscreteUniform(30,200)

Hyperparameter Search Space

Hyperparameter calibration

Model	Hyperparameter	Search space
XGBoost	Columns per tree	Uniform(10^{-2}, 0.99)
	Gamma	Uniform(10^{-2}, 0.99)
	Learning Rate	Uniform(10^{-4}, 1)
	Subsample	Uniform(0.5,0.99)
	Maximum Depth	Discrete uniform(3,100)
	N. Estimators	Discrete uniform(30,200)
Bagging	Nř Estimators	DiscreteUniform(5,20)
	Max. Samples	Uniform(10^{-2}, 1)
	Max. Features	Uniform(3*10^{-2}, 1)
	Bootstrap	{True,False}
	Bootstrap Features	{True,False}
MLP	N. Layers	DiscreteUniform(1,7)
	Neurons per Layer	DiscreteUniform(1,15)
	Activation	{Identity,Logistic,Tanh,ReLU}
	Alpha	Uniform(10^{-8}, 0.99)
	Beta 1	Uniform(10^{-2}, 1)
	Beta 2	Uniform(10^{-2}, 1)

Overview


Vintage dataset
ML model
TPE
feature rotation
dimensionality reduction
model hyperparameters
Final dataset
X^{train}, y^{train}
fit model
X^{val}, y^{val}
RMSE in validation set
Best specification
$X^{train+val}, y^{train+val}$
fit model
X^{test}
Prediction

Model Evaluation

Model performance is assessed using Root Mean Squared Error (RMSE). For a given model m, the RMSE is computed by taking the square root of the mean of the squared differences between the actual values y_t and the predicted values $\hat{y}_t$. RMSE measures the average magnitude of projection errors, penalizing larger errors more heavily. The RMSE for each model is calculated as follows:

$$RMSE^m = \sqrt{\frac{1}{32} \sum_{t=T-32}^{T} (y_t - \hat{y}_t^m)^2}$$

Results are benchmarked against the traditional Dynamic Factor Model (DFM).

1 Motivation

2 Objective and Summary of Results

3 Methodology

4 Results

GDP

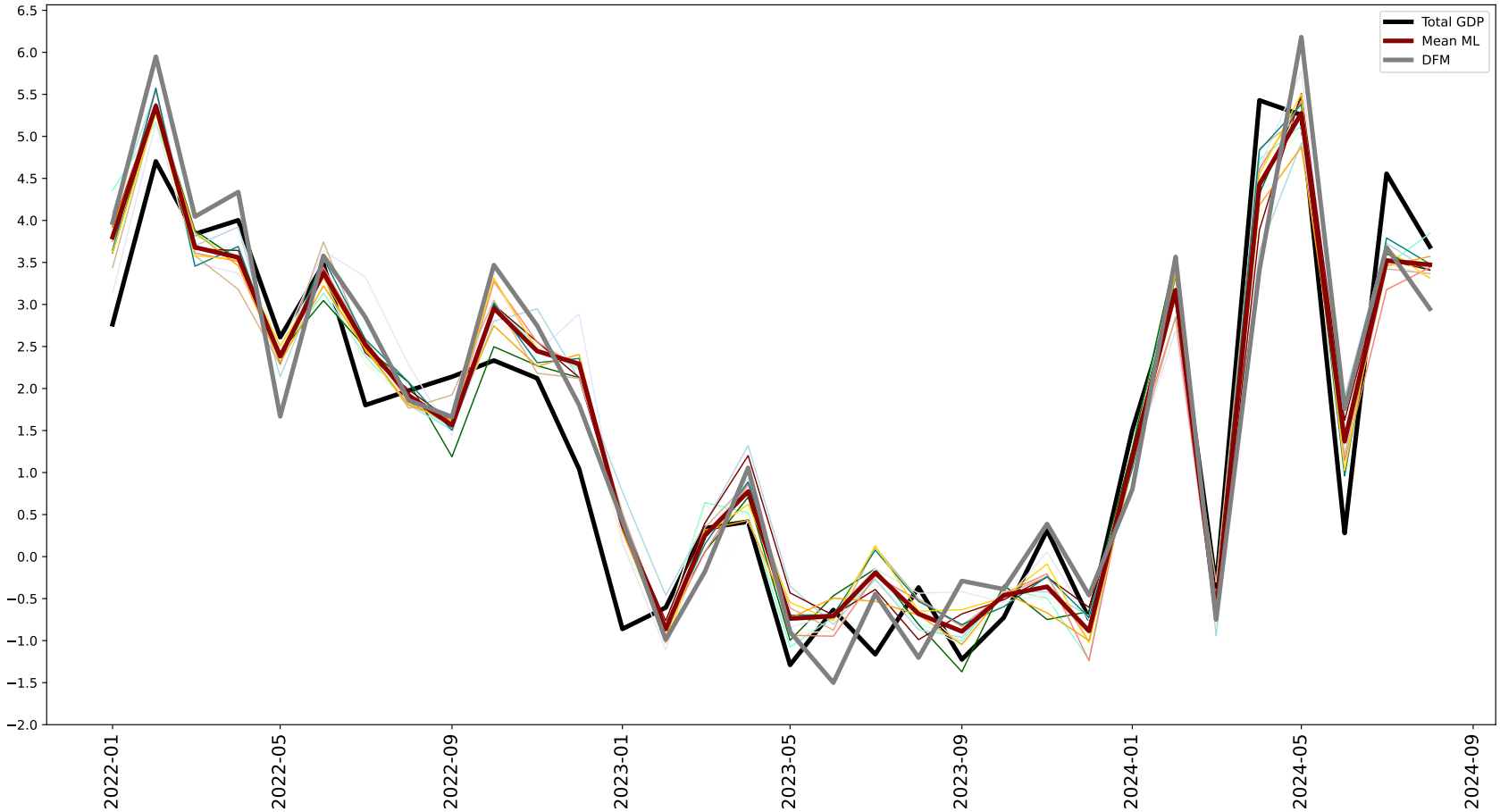

Total GDP
Mean ML
DFM
6.5
6.0
5.5
5.0
4.5
4.0
3.5
3.0
2.5
2.0
1.5
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
−1.5
−2.0
2022-01
2022-05
2022-09
2023-01
2023-05
2023-09
2024-01
2024-05
2024-09

Table 1: Nowcast of YoY GDP (bottom-up)

	GDP	Lasso	Ridge	Elastic Net	SVR	DT	KNN	RF	AdaBoost	GBoost	XGBoost	Bagging	MLP	Mean ML	DFM
Jan-22	2,8	4,4	4,0	4,1	3,6	3,1	4,1	3,9	3,8	3,4	3,6	3,6	3,9	3,8	4,0
Feb-22	4,7	5,2	5,4	5,3	5,4	5,2	5,5	5,4	5,6	5,3	5,6	5,3	5,3	5,4	5,9
Mar-22	3,8	3,8	3,8	3,7	3,9	3,5	3,7	3,7	3,6	3,6	3,5	3,6	3,9	3,7	4,0
Apr-22	4,0	3,6	3,6	3,7	3,5	3,4	3,9	3,6	3,5	3,2	3,7	3,5	3,5	3,6	4,3
May-22	2,6	2,4	2,5	2,5	2,4	2,5	2,1	2,4	2,4	2,3	2,3	2,5	2,3	2,4	1,7
Jun-22	3,5	3,1	3,2	3,3	3,0	3,6	3,4	3,5	3,4	3,7	3,5	3,3	3,2	3,4	3,6
Jul-22	1,8	2,4	2,3	2,3	2,5	3,3	2,5	2,4	2,6	2,5	2,6	2,5	2,5	2,5	2,8
Aug-22	2,0	1,8	1,9	1,8	2,1	2,3	1,8	2,0	1,8	1,8	2,1	1,8	1,8	1,9	1,9
Sep-22	2,1	1,5	1,7	1,6	1,2	1,4	1,5	1,6	1,6	1,9	1,5	1,6	1,6	1,6	1,7
Oct-22	2,3	3,0	2,7	2,8	2,5	3,3	2,8	3,0	3,3	3,1	3,0	3,3	2,7	3,0	3,5
Nov-22	2,1	2,5	2,4	2,5	2,3	2,4	2,9	2,6	2,6	2,2	2,3	2,5	2,3	2,4	2,7
Dec-22	1,0	2,2	2,3	2,3	2,1	2,9	2,1	2,1	2,3	2,1	2,4	2,3	2,4	2,3	1,8
Jan-23	-0,9	0,3	0,3	0,1	0,5	0,2	0,8	0,4	0,5	0,5	0,4	0,4	0,3	0,4	0,4
Feb-23	-0,6	-0,8	-0,9	-0,8	-0,8	-1,1	-0,5	-0,8	-0,9	-1,0	-0,9	-1,0	-1,0	-0,9	-1,0
Mar-23	0,3	0,6	-0,4	0,6	0,1	0,2	0,4	0,4	0,1	0,3	0,1	0,3	0,3	0,3	-0,2
Apr-23	0,4	0,5	0,4	0,5	0,7	0,9	1,3	1,2	0,9	0,9	0,9	0,6	0,4	0,8	1,1
May-23	-1,3	-1,1	-0,7	-0,9	-1,0	-0,8	-0,4	-0,4	-0,9	-0,6	-0,7	-0,5	-0,7	-0,7	-0,9
Jun-23	-0,6	-0,7	-0,5	-0,9	-0,5	-0,7	-0,8	-0,7	-0,9	-0,9	-0,7	-0,8	-0,5	-0,7	-1,5
Jul-23	-1,2	-0,3	-0,3	-0,3	-0,1	-0,1	-0,3	-0,4	-0,2	0,1	0,1	0,1	-0,5	-0,2	-0,4
Aug-23	-0,4	-0,8	-0,8	-0,6	-0,8	-0,4	-0,9	-1,0	-0,5	-0,5	-0,5	-0,6	-0,7	-0,7	-1,2
Sep-23	-1,2	-1,0	-1,1	-1,1	-1,4	-0,4	-1,0	-0,7	-0,8	-0,8	-0,8	-0,6	-1,0	-0,9	-0,3
Oct-23	-0,7	-0,4	-0,4	-0,5	-0,3	-0,5	-0,4	-0,5	-0,4	-0,5	-0,6	-0,5	-0,4	-0,5	-0,4
Nov-23	0,3	-0,5	-0,6	-0,5	-0,7	0,1	-0,4	-0,2	-0,2	-0,2	-0,2	-0,1	-0,7	-0,4	0,4
Dec-23	-0,7	-1,2	-0,8	-0,9	-0,7	-0,8	-0,7	-0,6	-1,2	-1,0	-0,7	-1,0	-1,0	-0,9	-0,5
Jan-24	1,5	1,3	1,3	1,3	1,3	1,1	1,1	1,1	1,2	1,1	1,0	1,1	1,2	1,2	0,8
Feb-24	3,2	3,4	3,2	3,2	3,6	2,7	3,4	3,2	2,8	2,9	3,3	3,1	3,4	3,2	3,6
Mar-24	-0,4	-0,7	-0,5	-0,8	-0,6	-0,7	-0,9	-0,8	-0,8	-0,3	-0,6	-0,7	-0,8	-0,7	-0,7
Apr-24	5,4	4,7	4,4	4,5	4,3	4,6	3,6	3,9	4,6	4,9	4,8	4,5	4,2	4,4	3,4
May-24	5,3	5,1	5,0	5,1	5,5	5,8	4,9	5,5	5,4	5,2	5,4	5,5	4,9	5,3	6,2
Jun-24	0,3	1,5	1,4	1,5	1,4	1,3	1,9	1,6	1,1	1,2	1,0	1,0	1,4	1,4	1,8
Jul-24	4,6	3,5	3,5	3,4	3,6	3,5	3,7	3,5	3,2	3,4	3,8	3,7	3,5	3,5	3,7
Aug-24	3,7	3,8	3,6	3,5	3,4	3,3	3,4	3,4	3,4	3,4	3,5	3,3	3,6	3,5	2,9
RMSE		0,636	0,621	0,597	0,630	0,696	0,773	0,683	0,647	0,610	0,590	0,613	0,634	0,612	0,840

Non-Primary GDP

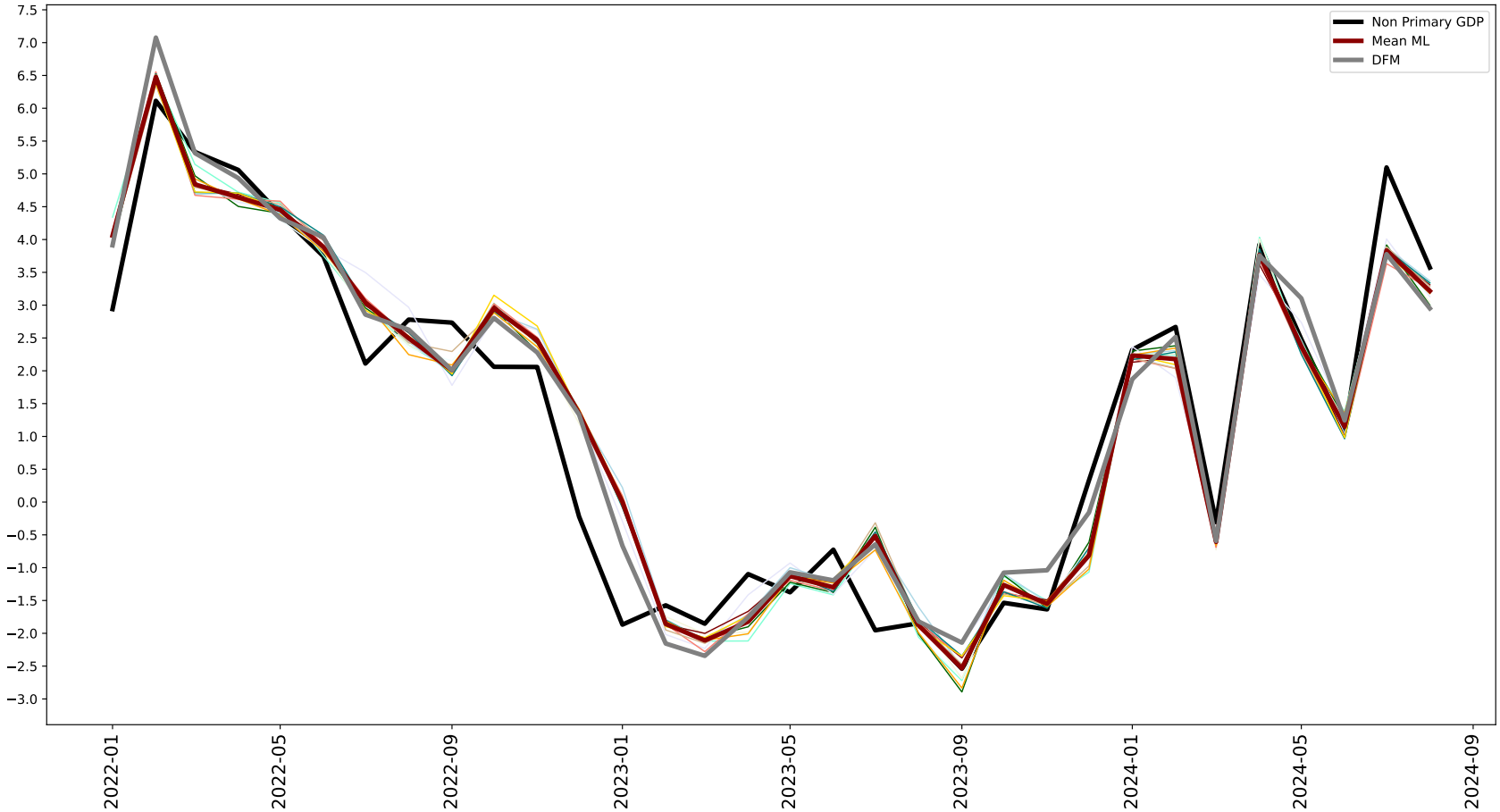


Table 2: Nowcast of YoY Non-Primary GDP (bottom-up)

	GDP	Lasso	Ridge	Elastic Net	SVR	DT	KNN	RF	AdaBoost	GBoost	XGBoost	Bagging	MLP	Mean ML	DFM
Jan-22	2,9	4,3	4,0	4,0	3,9	4,0	4,0	4,1	4,1	4,0	4,0	4,1	4,1	4,1	3,9
Feb-22	6,1	6,5	6,5	6,5	6,5	6,5	6,5	6,4	6,6	6,3	6,5	6,4	6,5	6,5	7,1
Mar-22	5,3	5,1	4,9	4,8	5,0	4,9	4,7	4,8	4,7	4,8	4,7	4,7	4,9	4,8	5,3
Apr-22	5,1	4,7	4,6	4,6	4,5	4,6	4,7	4,7	4,6	4,7	4,7	4,7	4,6	4,6	4,9
May-22	4,4	4,6	4,3	4,4	4,4	4,5	4,4	4,4	4,6	4,5	4,5	4,5	4,4	4,5	4,3
Jun-22	3,7	3,8	3,8	3,8	3,9	3,9	3,8	4,0	3,9	4,0	4,1	3,9	3,8	3,9	4,0
Jul-22	2,1	3,0	3,0	2,9	3,0	3,5	3,1	3,0	3,1	3,0	3,0	2,9	3,1	3,0	2,9
Aug-22	2,8	2,4	2,3	2,4	2,5	3,0	2,4	2,6	2,5	2,4	2,6	2,5	2,2	2,5	2,6
Sep-22	2,7	2,0	2,2	2,0	2,0	1,8	2,0	1,9	2,0	2,3	1,9	2,0	2,1	2,0	2,0
Oct-22	2,1	3,0	2,9	3,0	2,9	2,8	2,9	3,0	3,0	2,9	2,9	3,2	2,9	3,0	2,8
Nov-22	2,1	2,4	2,3	2,4	2,3	2,6	2,6	2,4	2,5	2,5	2,5	2,7	2,4	2,5	2,3
Dec-22	-0,2	1,4	1,4	1,2	1,3	1,3	1,4	1,4	1,3	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,3
Jan-23	-1,9	-0,1	0,0	0,0	0,0	-0,3	0,2	0,0	0,1	0,1	-0,1	-0,1	0,1	0,0	-0,7
Feb-23	-1,6	-1,8	-1,9	-1,7	-1,9	-2,0	-1,8	-1,9	-1,9	-1,9	-1,8	-1,9	-1,8	-1,9	-2,2
Mar-23	-1,9	-2,1	-2,1	-2,0	-2,1	-2,2	-2,1	-2,0	-2,3	-2,2	-2,1	-2,1	-2,1	-2,1	-2,3
Apr-23	-1,1	-2,1	-2,0	-2,0	-1,9	-1,4	-1,7	-1,7	-1,7	-1,8	-1,8	-1,7	-2,0	-1,8	-1,8
May-23	-1,4	-1,2	-1,1	-1,2	-1,2	-0,9	-1,0	-1,1	-1,2	-1,1	-1,1	-1,2	-1,1	-1,1	-1,1
Jun-23	-0,7	-1,4	-1,2	-1,3	-1,4	-1,4	-1,2	-1,2	-1,4	-1,3	-1,4	-1,2	-1,2	-1,3	-1,2
Jul-23	-2,0	-0,5	-0,5	-0,5	-0,4	-0,7	-0,6	-0,5	-0,5	-0,3	-0,5	-0,5	-0,7	-0,5	-0,6
Aug-23	-1,8	-2,1	-2,0	-1,8	-2,0	-1,8	-1,6	-1,8	-1,9	-1,8	-1,8	-1,9	-2,0	-1,9	-1,8
Sep-23	-2,5	-2,7	-2,7	-2,7	-2,9	-2,2	-2,5	-2,4	-2,4	-2,5	-2,3	-2,3	-2,8	-2,5	-2,1
Oct-23	-1,5	-1,1	-1,2	-1,2	-1,1	-1,3	-1,1	-1,4	-1,4	-1,4	-1,4	-1,4	-1,2	-1,3	-1,1
Nov-23	-1,6	-1,5	-1,6	-1,6	-1,6	-1,5	-1,5	-1,5	-1,5	-1,6	-1,6	-1,5	-1,6	-1,6	-1,0
Dec-23	0,3	-1,1	-0,8	-0,7	-0,6	-0,7	-0,8	-0,8	-0,8	-1,0	-0,7	-0,8	-1,0	-0,8	-0,2
Jan-24	2,3	2,3	2,2	2,3	2,3	2,4	2,2	2,1	2,2	2,2	2,2	2,2	2,2	2,2	1,9
Feb-24	2,7	2,2	2,1	2,3	2,4	1,9	2,3	2,2	2,0	2,0	2,3	2,1	2,3	2,2	2,5
Mar-24	-0,3	-0,7	-0,7	-0,7	-0,6	-0,5	-0,6	-0,6	-0,7	-0,5	-0,5	-0,5	-0,7	-0,6	-0,6
Apr-24	3,9	4,0	3,8	4,0	3,8	3,5	3,7	3,6	3,7	3,8	3,9	3,7	3,8	3,8	3,8
May-24	2,5	2,3	2,2	2,3	2,5	2,7	2,5	2,4	2,3	2,3	2,3	2,3	2,3	2,4	3,1
Jun-24	1,1	1,4	1,3	1,3	1,3	1,3	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,4	1,1	1,2
Jul-24	5,1	3,8	3,8	3,8	3,9	4,0	3,9	3,8	3,6	3,9	3,9	3,8	3,8	3,8	3,8
Aug-24	3,6	3,3	3,1	3,0	3,0	3,1	3,4	3,3	3,2	3,3	3,3	3,2	3,2	3,2	3,0
RMSE		0,763	0,737	0,720	0,718	0,719	0,742	0,722	0,768	0,742	0,721	0,731	0,743	0,726	0,672

Thanks!!

Table 3: Nowcast of YoY Primary Industry

	GDP	Lasso	Ridge	Elastic Net	SVR	DT	KNN	RF	AdaBoost	GBoost	XGBoost	Bagging	MLP	Mean ML	DFM
Jan-22	-6,6	4,9	4,2	4,1	-5,7	-17,5	4,1	-1,7	-7,1	-11,4	-7,9	-11,2	0,8	-3,7	2,2
Feb-22	-7,1	-1,4	4,1	0,4	-0,4	-2,1	6,0	3,0	4,4	4,5	5,0	0,8	1,4	2,1	-0,1
Mar-22	-14,9	-1,1	-1,4	-2,6	1,3	-11,5	-1,5	-7,3	-4,6	-9,6	-10,1	-7,0	1,2	-4,5	-12,7
Apr-22	-9,7	-1,0	3,4	1,6	2,3	-8,4	4,2	-1,9	-5,6	-15,4	-2,2	-6,9	-2,3	-2,7	6,2
May-22	-11,4	-12,9	-8,4	-8,7	-8,9	-14,5	-17,9	-13,6	-14,3	-15,6	-13,7	-11,8	-12,1	-12,7	-25,6
Jun-22	5,2	-1,1	-3,2	-1,5	-3,2	4,8	0,9	-0,2	0,4	2,9	1,5	-1,1	-3,7	-0,3	0,4
Jul-22	12,7	14,9	11,9	12,6	20,2	21,1	16,0	17,9	19,0	17,6	20,7	21,9	14,8	17,4	32,8
Aug-22	-2,1	10,8	14,3	11,3	14,9	4,8	5,2	6,6	4,1	4,1	10,6	5,6	14,0	8,9	0,7
Sep-22	-1,1	4,3	7,1	4,9	-3,9	4,2	-2,6	6,9	3,5	8,2	3,9	7,0	4,9	4,0	3,3
Oct-22	2,3	-2,8	-12,0	-7,7	-18,2	15,4	-4,8	-0,7	8,5	6,3	2,9	5,4	-7,8	-1,3	17,1
Nov-22	-1,7	-4,7	-6,9	-4,5	-13,1	-16,6	0,1	-4,6	-8,3	-17,7	-14,8	-14,6	-10,5	-9,7	1,9
Dec-22	4,8	3,4	3,8	5,6	0,5	18,9	-2,8	-2,2	2,6	-1,5	3,5	2,6	4,0	3,2	-9,1
Jan-23	12,7	6,0	2,9	-1,2	10,6	7,9	12,7	7,5	9,4	9,9	9,4	7,0	1,3	7,0	25,3
Feb-23	23,0	14,3	12,5	13,1	16,4	12,1	26,2	16,6	12,8	10,9	14,6	7,6	9,7	13,9	17,5
Mar-23	29,3	46,7	9,2	48,1	22,5	32,9	39,1	35,4	32,2	35,6	28,1	31,1	31,7	32,7	23,1
Apr-23	12,4	17,5	12,0	11,3	15,2	12,3	31,0	28,1	17,3	21,4	18,6	8,5	9,5	16,9	28,5
May-23	-28,1	-15,5	-11,7	-15,1	-17,3	-19,2	-5,4	-4,7	-15,9	-7,8	-11,8	-8,5	-12,5	-12,1	-2,2
Jun-23	-29,9	-23,9	-22,0	-22,5	-24,1	-21,9	-24,4	-22,3	-25,1	-24,5	-23,9	-25,4	-23,9	-23,7	-41,1
Jul-23	-18,1	-21,0	-20,7	-22,0	-20,6	-8,2	-17,9	-23,7	-18,4	-18,0	-17,4	-9,6	-22,5	-18,3	-23,9
Aug-23	16,4	7,9	8,3	7,0	7,5	5,2	-9,2	-10,3	9,5	16,7	6,3	5,9	11,2	5,5	-21,6
Sep-23	8,9	8,0	8,2	8,3	3,2	7,6	11,1	13,0	6,8	4,5	6,5	7,6	11,0	8,0	18,6
Oct-23	9,6	15,8	15,0	13,0	12,3	3,2	7,8	12,5	13,6	13,3	8,2	15,3	13,1	11,9	4,0
Nov-23	10,9	-5,2	-5,8	-5,1	-7,1	3,8	-4,0	-1,4	2,3	0,7	-0,1	4,9	-7,8	-2,0	6,8
Dec-23	-28,1	-18,5	-12,4	-16,8	-12,1	-9,2	-5,9	-6,6	-22,7	-14,4	-10,9	-16,8	-12,2	-13,2	-11,8
Jan-24	-16,0	-24,9	-23,8	-22,9	-25,0	-31,2	-29,5	-27,2	-24,4	-28,1	-27,0	-26,8	-26,4	-26,4	-30,0
Feb-24	-22,7	-10,4	-11,3	-13,7	-10,5	-20,5	-12,8	-13,6	-18,6	-16,7	-12,6	-13,7	-11,4	-13,8	-12,1
Mar-24	-13,6	-15,6	-9,8	-18,4	-11,1	-17,0	-21,2	-19,0	-15,9	-11,6	-15,9	-15,8	-16,9	-15,7	-17,6
Apr-24	30,7	26,3	25,6	20,8	21,8	41,8	1,1	12,2	34,9	40,4	41,1	31,3	18,2	26,3	-6,0
May-24	68,5	64,6	64,5	65,1	74,5	64,7	44,5	67,0	67,6	70,0	67,8	66,2	56,4	64,4	75,9
Jun-24	12,0	38,0	34,7	35,7	34,6	33,2	59,9	48,7	33,2	33,9	25,2	25,3	33,4	36,3	47,4
Jul-24	12,6	5,6	7,9	5,4	7,7	1,2	13,1	10,4	0,0	5,7	10,9	3,1	6,9	6,5	13,1
Aug-24	-1,0	2,1	2,2	-1,1	-0,9	-5,4	-8,8	-5,3	-3,3	-5,3	-3,2	-6,1	1,9	-2,8	-11,0
RMSE		9,410	10,627	9,800	10,142	9,469	15,232	12,256	7,272	8,971	8,189	8,233	10,185	8,574	15,526

Table 4: Nowcast of YoY Agriculture

	GDP	Lasso	Ridge	Elastic Net	SVR	DT	KNN	RF	AdaBoost	GBoost	XGBoost	Bagging	MLP	Mean ML	DFM
Jan-22	6,2	7,6	6,3	7,7	7,2	5,5	7,9	7,7	7,4	6,8	7,5	7,9	6,0	7,1	8,5
Feb-22	3,1	3,1	4,3	3,8	5,0	2,6	6,0	5,3	5,6	4,2	6,1	5,2	3,7	4,6	7,9
Mar-22	4,7	-0,7	3,0	2,4	1,4	3,2	3,8	4,1	4,2	4,7	3,9	4,2	1,8	3,0	7,4
Apr-22	7,5	1,5	1,7	3,2	1,9	3,6	4,3	3,2	3,8	2,8	3,8	3,6	1,6	2,9	6,8
May-22	8,2	4,9	5,3	5,0	4,2	7,4	5,8	5,8	5,3	4,9	4,4	6,3	4,7	5,3	5,0
Jun-22	-0,7	-2,0	-0,4	-0,3	-3,0	0,2	-0,5	-0,6	-0,5	1,4	-1,1	-1,1	-0,2	-0,7	0,1
Jul-22	4,8	2,1	2,0	2,3	1,5	7,6	1,8	1,1	1,7	2,2	2,0	0,6	2,5	2,3	2,5
Aug-22	7,4	3,9	5,0	4,0	4,6	6,9	5,6	6,2	5,7	5,6	5,8	4,0	4,1	5,1	6,2
Sep-22	4,3	1,4	0,7	1,0	-0,8	3,0	4,9	2,4	2,6	2,4	2,1	2,3	1,4	1,9	4,1
Oct-22	6,0	6,7	5,9	6,2	5,8	6,0	5,8	5,7	6,2	4,7	5,9	6,4	6,3	6,0	8,8
Nov-22	3,1	7,0	7,2	7,4	9,7	9,9	9,2	7,9	8,7	8,1	8,4	8,2	6,8	8,2	9,6
Dec-22	0,3	-0,2	1,9	1,6	0,2	2,4	2,1	2,1	1,5	0,8	1,6	1,7	2,0	1,5	1,0
Jan-23	3,5	3,5	2,8	2,5	3,0	2,5	3,2	2,4	2,4	2,8	2,3	3,0	3,8	2,8	2,1
Feb-23	0,3	4,6	4,8	4,7	4,1	3,4	4,7	5,3	5,0	5,8	3,4	5,4	4,5	4,6	4,9
Mar-23	0,4	1,6	-1,2	-1,4	1,6	2,2	0,3	0,7	0,1	1,8	1,2	1,2	2,5	0,9	1,0
Apr-23	-11,0	-0,5	-0,8	-0,1	0,5	-0,6	1,1	0,0	-0,2	-0,4	0,7	0,0	0,0	0,0	-1,1
May-23	-4,3	-9,1	-7,6	-7,8	-7,4	-7,4	-7,4	-7,5	-7,6	-8,0	-7,7	-6,8	-7,3	-7,7	-15,0
Jun-23	-2,1	0,5	0,9	-3,6	3,5	-0,1	-2,5	-2,1	-2,5	-2,3	0,3	-1,7	1,6	-0,7	-2,7
Jul-23	-0,2	-2,8	-3,6	-3,5	-2,5	-4,6	-3,6	-2,8	-3,4	-0,6	0,2	-2,2	-3,2	-2,7	-2,2
Aug-23	-2,5	-3,2	-4,0	-3,3	-4,0	1,4	-3,4	-1,6	-2,0	-5,3	-1,7	-1,7	-4,0	-2,7	-0,5
Sep-23	-7,5	-0,4	-1,8	-1,9	-2,3	2,2	-3,9	-1,9	-2,0	0,9	-1,6	1,1	-0,8	-1,0	-0,6
Oct-23	-5,3	-7,8	-6,3	-8,3	-5,6	-2,8	-5,0	-4,8	-4,4	-4,2	-4,7	-5,2	-6,5	-5,5	-3,2
Nov-23	3,2	-4,6	-4,3	-3,2	-6,5	0,8	-3,6	-2,3	-2,9	-2,2	-1,1	-2,8	-5,0	-3,1	-2,0
Dec-23	0,7	5,4	4,7	4,8	4,9	2,1	2,9	4,5	4,7	5,1	4,0	3,7	4,5	4,3	1,5
Jan-24	-2,4	1,4	1,4	-0,5	-0,2	-0,1	0,2	-0,4	0,2	-0,4	-1,3	-1,4	0,3	-0,1	0,5
Feb-24	-0,2	2,3	1,6	0,7	4,1	1,0	2,4	1,3	0,5	-0,5	2,2	1,3	0,9	1,5	2,8
Mar-24	1,2	1,5	1,1	1,9	0,2	-0,1	-0,2	0,8	0,7	4,3	1,9	0,6	1,1	1,1	0,7
Apr-24	24,0	14,0	13,0	13,0	12,9	12,3	12,6	12,5	12,3	12,4	11,0	12,6	12,5	12,6	11,9
May-24	4,8	6,0	5,6	5,7	5,5	10,4	9,6	9,2	9,1	6,3	9,0	10,3	5,9	7,7	7,9
Jun-24	-0,8	2,6	3,6	4,5	3,4	2,8	2,6	3,7	3,4	4,0	4,2	4,9	2,9	3,5	3,5
Jul-24	-3,4	-2,0	-1,8	-1,8	-1,8	-1,8	-1,7	-2,8	-1,7	-3,3	0,6	2,0	-1,8	-1,5	-1,2
Aug-24	-1,8	2,9	1,8	2,0	1,3	0,5	0,2	-0,8	-0,4	-1,2	-1,0	-0,2	-0,4	0,4	-0,9
RMSE		4,277	4,084	4,043	4,567	4,158	4,026	3,937	3,977	4,104	4,146	4,298	4,180	3,978	4,414

Table 5: Nowcast of YoY Retail Trade

	GDP	Lasso	Ridge	Elastic Net	SVR	DT	KNN	RF	AdaBoost	GBoost	XGBoost	Bagging	MLP	Mean ML	DFM
Jan-22	2,3	3,2	3,1	3,2	3,2	3,0	3,0	2,9	3,0	2,9	2,8	3,0	3,2	3,0	3,4
Feb-22	7,5	8,5	8,5	8,2	8,3	8,2	8,4	8,3	8,3	8,2	8,3	8,3	8,5	8,3	9,0
Mar-22	8,1	5,0	5,2	5,2	5,1	5,1	4,9	4,8	4,8	4,9	4,6	4,7	5,3	5,0	6,0
Apr-22	2,6	3,8	3,7	3,7	3,8	3,8	3,9	3,9	3,9	3,9	3,9	3,9	3,8	3,8	3,9
May-22	2,8	2,8	3,0	2,9	3,2	3,2	2,9	3,0	3,1	3,0	3,0	3,1	2,8	3,0	3,6
Jun-22	2,5	2,1	2,0	2,0	1,9	1,8	2,1	2,0	2,1	2,1	2,1	2,1	2,0	2,0	2,8
Jul-22	2,8	1,6	1,7	1,6	1,6	1,8	1,6	1,7	1,7	1,7	1,7	1,7	1,7	1,7	2,3
Aug-22	2,3	2,2	2,1	2,2	2,2	1,9	2,3	2,2	2,2	2,2	2,1	2,1	2,3	2,2	2,2
Sep-22	2,1	2,2	2,3	2,4	1,9	2,2	2,1	2,1	2,1	2,1	2,1	2,1	2,2	2,1	2,4
Oct-22	2,8	2,0	2,0	2,0	2,1	2,0	2,0	2,0	2,1	2,1	2,0	1,9	2,0	2,0	2,5
Nov-22	3,0	2,3	2,3	2,4	2,3	2,5	2,2	2,3	2,3	2,2	2,4	2,3	2,4	2,3	2,4
Dec-22	1,8	1,9	2,2	2,2	2,1	2,2	2,0	2,3	2,1	2,2	2,1	2,3	2,3	2,2	2,3
Jan-23	1,2	2,7	2,9	2,9	2,8	2,9	2,6	2,6	2,6	2,8	2,6	2,7	2,9	2,8	2,6
Feb-23	2,4	1,5	1,6	1,6	1,6	1,7	1,6	1,7	1,7	1,7	1,6	1,6	1,6	1,6	2,0
Mar-23	3,0	1,7	1,7	2,0	2,0	2,1	2,3	2,3	2,1	2,1	2,2	2,2	2,0	2,0	2,3
Apr-23	3,2	2,3	2,2	2,2	2,2	2,4	2,3	2,2	2,3	2,4	2,2	2,2	2,3	2,3	2,4
May-23	3,2	2,9	2,8	2,7	2,5	2,8	2,7	2,6	2,6	2,6	2,8	2,6	2,5	2,7	2,6
Jun-23	3,1	3,0	3,0	3,0	3,0	3,2	3,0	2,9	2,9	3,0	3,1	2,9	3,0	3,0	2,8
Jul-23	3,0	3,1	3,1	3,0	3,1	3,0	3,1	3,0	3,0	2,9	2,9	3,0	3,1	3,0	2,7
Aug-23	2,8	2,8	2,8	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,8	2,8	2,9	2,9	2,3
Sep-23	1,9	2,7	2,9	2,9	2,7	2,8	2,9	2,8	2,8	2,7	2,8	2,8	2,9	2,8	2,5
Oct-23	1,4	2,4	2,4	2,4	2,3	2,2	2,4	2,4	2,4	2,4	2,3	2,4	2,5	2,4	2,2
Nov-23	1,3	2,0	1,9	2,0	2,0	1,9	2,0	2,0	2,0	1,9	2,0	2,0	1,9	2,0	2,3
Dec-23	2,0	1,2	1,3	1,3	1,4	1,1	1,2	1,3	1,4	1,3	1,4	1,3	1,3	1,3	1,7
Jan-24	2,4	1,9	2,0	2,0	2,0	2,0	2,1	2,0	2,0	2,0	1,8	2,0	2,1	2,0	2,2
Feb-24	3,0	2,3	2,3	2,4	2,3	2,2	2,4	2,3	2,4	2,3	2,3	2,3	2,4	2,3	2,6
Mar-24	1,8	1,9	1,7	1,7	1,8	1,9	2,0	1,9	2,0	2,0	1,8	1,9	1,8	1,9	2,0
Apr-24	3,1	3,6	3,7	3,7	3,6	3,9	3,6	3,7	3,7	3,6	3,7	3,6	3,8	3,7	3,7
May-24	2,1	2,4	2,2	2,4	2,3	2,3	2,3	2,2	2,2	2,3	2,3	2,2	2,4	2,3	2,5
Jun-24	2,3	1,9	1,9	1,9	1,9	2,1	2,0	2,0	2,0	2,0	2,0	2,0	1,9	2,0	2,2
Jul-24	3,4	2,1	2,1	2,2	2,2	2,3	2,1	2,2	2,1	2,3	2,3	2,2	2,1	2,2	2,5
Aug-24	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,6	2,9	2,8	2,8	2,9	2,9	2,8	2,9	2,8	2,6
RMSE		0,911	0,893	0,880	0,883	0,871	0,893	0,901	0,894	0,878	0,909	0,912	0,895	0,888	0,768

Table 6: Nowcast of YoY Services

	GDP	Lasso	Ridge	Elastic Net	SVR	DT	KNN	RF	AdaBoost	GBoost	XGBoost	Bagging	MLP	Mean ML	DFM
Jan-22	4,0	4,5	4,4	4,4	4,5	4,5	4,6	4,6	4,6	4,5	4,5	4,4	4,5	4,5	4,2
Feb-22	7,0	8,3	8,3	8,4	8,3	7,9	8,3	8,2	8,3	8,1	8,1	8,2	8,3	8,2	8,6
Mar-22	4,5	5,5	5,5	5,4	5,5	5,0	5,2	5,3	5,1	5,2	5,2	5,2	5,5	5,3	5,9
Apr-22	5,2	4,2	4,1	4,1	4,1	3,8	4,1	4,1	4,0	4,0	4,3	4,0	4,1	4,1	4,8
May-22	4,6	4,7	4,5	4,6	4,7	4,6	4,6	4,6	4,7	4,6	4,6	4,7	4,6	4,6	4,5
Jun-22	3,6	3,8	3,7	3,7	3,8	3,8	3,9	3,9	3,9	4,0	3,9	3,8	3,7	3,8	3,9
Jul-22	2,4	3,3	3,3	3,3	3,3	3,2	3,1	3,1	3,2	3,1	3,1	3,0	3,3	3,2	2,8
Aug-22	2,9	2,4	2,3	2,4	2,5	3,0	2,4	2,6	2,7	2,6	2,6	2,5	2,2	2,5	2,6
Sep-22	3,0	2,3	2,4	2,3	2,3	2,1	2,4	2,3	2,4	2,6	2,2	2,2	2,4	2,3	2,3
Oct-22	2,1	3,0	2,8	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,8	2,8	2,8	3,0	2,8	2,9	2,6
Nov-22	1,7	2,6	2,4	2,4	2,4	2,4	2,4	2,3	2,5	2,5	2,3	2,5	2,4	2,4	2,0
Dec-22	-0,1	1,5	1,5	1,3	1,5	1,4	1,6	1,5	1,5	1,4	1,5	1,4	1,5	1,5	1,6
Jan-23	-1,2	1,1	1,1	1,1	1,0	1,0	1,5	1,2	1,2	1,3	1,1	1,1	1,1	1,2	0,1
Feb-23	-0,3	-0,8	-0,8	-0,7	-0,8	-0,6	-0,6	-0,7	-0,7	-0,9	-0,6	-0,8	-0,7	-0,7	-1,0
Mar-23	-0,6	-0,1	-0,1	-0,1	-0,2	-0,5	-0,1	-0,2	-0,4	-0,3	-0,2	-0,3	-0,1	-0,2	-0,5
Apr-23	-0,5	-1,4	-1,3	-1,2	-1,3	-0,9	-1,1	-1,1	-1,1	-1,1	-1,1	-1,2	-1,2	-1,2	-1,1
May-23	0,2	0,0	0,1	0,1	0,1	0,4	0,3	0,1	0,0	0,1	0,3	0,1	0,2	0,2	0,0
Jun-23	0,3	-0,1	-0,1	-0,1	-0,2	0,0	0,1	0,1	-0,1	0,0	-0,1	0,1	-0,1	0,0	0,0
Jul-23	-0,6	0,4	0,5	0,5	0,6	0,2	0,3	0,4	0,3	0,5	0,3	0,4	0,5	0,4	0,3
Aug-23	-0,8	-0,6	-0,5	-0,2	-0,6	-0,5	-0,2	-0,5	-0,5	-0,6	-0,3	-0,6	-0,4	-0,5	-0,4
Sep-23	-0,7	-0,9	-0,9	-0,9	-1,0	-0,5	-1,0	-0,9	-0,8	-0,7	-0,8	-0,8	-1,1	-0,9	-0,6
Oct-23	-0,3	0,1	0,1	0,1	0,2	-0,1	0,2	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,4
Nov-23	-1,2	-0,4	-0,5	-0,4	-0,5	-0,2	-0,4	-0,3	-0,3	-0,3	-0,3	-0,3	-0,5	-0,4	0,4
Dec-23	0,8	-1,1	-0,8	-0,7	-0,6	-0,9	-0,9	-0,9	-1,0	-1,1	-0,9	-1,0	-1,1	-0,9	0,2
Jan-24	1,5	1,7	1,6	1,7	1,7	1,8	1,7	1,6	1,6	1,5	1,7	1,7	1,6	1,7	1,1
Feb-24	1,9	1,8	1,6	1,8	1,8	1,4	1,7	1,6	1,4	1,5	1,7	1,4	1,8	1,6	2,0
Mar-24	1,3	0,5	0,5	0,4	0,5	0,7	0,4	0,5	0,5	0,4	0,5	0,4	0,5	0,5	0,5
Apr-24	3,5	3,5	3,1	3,5	3,1	3,2	3,3	3,3	3,4	3,5	3,4	3,3	3,2	3,3	3,5
May-24	2,5	2,1	2,0	2,0	2,4	2,2	2,2	2,2	2,1	2,0	1,9	2,1	2,1	2,1	3,1
Jun-24	2,2	2,4	2,3	2,3	2,3	2,4	2,1	2,0	2,1	2,1	2,0	2,0	2,3	2,2	2,3
Jul-24	4,5	3,4	3,3	3,2	3,5	3,6	3,3	3,4	3,2	3,5	3,4	3,4	3,3	3,4	3,2
Aug-24	3,6	3,3	3,3	3,2	3,2	3,2	3,3	3,3	3,3	3,1	3,3	3,3	3,3	3,3	2,7
RMSE		0,878	0,843	0,842	0,827	0,796	0,869	0,828	0,852	0,850	0,809	0,835	0,864	0,833	0,784

Table 7: Nowcast of YoY Non-Primary Industry

	GDP	Lasso	Ridge	Elastic Net	SVR	DT	KNN	RF	AdaBoost	GBoost	XGBoost	Bagging	MLP	Mean ML	DFM
Jan-22	0,1	8,1	6,0	5,5	4,6	5,0	5,0	5,6	6,0	5,5	5,7	6,8	6,1	5,8	5,8
Feb-22	5,8	1,2	1,0	1,3	1,7	3,8	0,7	1,1	2,0	1,2	2,6	0,9	1,3	1,6	3,6
Mar-22	10,4	6,5	4,4	4,1	5,2	6,9	4,9	5,7	5,0	5,7	5,3	5,2	4,8	5,3	5,2
Apr-22	7,7	9,3	8,5	8,4	7,8	10,0	9,6	9,2	9,1	9,6	8,4	10,1	8,5	9,1	7,7
May-22	8,9	9,9	8,5	8,5	8,0	9,1	8,6	9,0	9,7	9,6	9,3	8,8	8,4	8,9	7,9
Jun-22	5,2	4,8	6,2	5,8	5,8	5,9	4,9	6,0	5,4	5,9	6,7	6,2	5,9	5,8	5,5
Jul-22	-1,1	2,5	2,9	2,5	2,8	7,2	4,3	4,1	4,4	4,1	4,1	3,9	3,5	3,9	3,8
Aug-22	1,5	1,0	0,8	0,8	1,2	2,8	0,9	1,3	0,3	0,0	1,5	1,3	0,3	1,0	1,9
Sep-22	1,0	-1,1	-0,6	-1,2	-1,4	-2,3	-1,9	-1,9	-1,7	-0,3	-1,4	-1,1	-1,0	-1,3	-1,4
Oct-22	-0,9	2,9	3,1	2,9	2,5	1,5	2,4	3,2	3,8	3,0	2,7	4,0	2,8	2,9	2,7
Nov-22	-1,6	-2,5	-2,3	-2,0	-2,7	0,0	0,5	-1,0	-1,1	-1,6	-0,5	0,0	-1,9	-1,2	-0,8
Dec-22	-8,4	-3,7	-4,1	-4,1	-3,9	-3,6	-4,2	-4,1	-4,2	-3,1	-3,7	-3,3	-3,8	-3,8	-5,2
Jan-23	-4,2	-3,4	-2,8	-2,8	-2,7	-5,0	-2,9	-2,7	-2,7	-3,7	-3,3	-3,2	-2,6	-3,2	-2,9
Feb-23	-8,8	-7,5	-7,9	-7,2	-7,8	-10,2	-8,2	-8,2	-8,4	-8,0	-8,2	-7,8	-7,8	-8,1	-9,4
Mar-23	-7,2	-11,2	-10,7	-10,5	-10,8	-10,3	-11,5	-10,5	-11,1	-10,7	-11,1	-10,2	-11,4	-10,8	-11,5
Apr-23	-8,3	-11,2	-11,1	-11,0	-9,8	-8,1	-9,4	-9,1	-9,2	-10,4	-9,8	-9,1	-11,1	-9,9	-9,7
May-23	-10,2	-7,9	-7,5	-7,8	-7,7	-7,4	-7,2	-6,9	-7,3	-7,5	-7,8	-7,2	-7,6	-7,5	-6,0
Jun-23	-7,9	-11,3	-10,4	-10,5	-10,7	-12,1	-10,6	-10,8	-11,1	-11,1	-11,2	-10,6	-10,3	-10,9	-9,9
Jul-23	-11,1	-4,6	-4,4	-5,0	-4,5	-5,1	-4,1	-4,6	-3,9	-3,3	-3,5	-4,4	-6,7	-4,5	-4,7
Aug-23	-8,6	-11,5	-11,8	-11,0	-11,1	-10,3	-9,9	-10,1	-10,1	-9,6	-10,5	-10,0	-11,7	-10,6	-9,6
Sep-23	-12,9	-14,6	-14,5	-14,4	-15,2	-11,8	-12,5	-11,7	-11,8	-13,1	-11,9	-12,0	-14,5	-13,2	-10,9
Oct-23	-7,6	-7,7	-8,3	-8,2	-7,6	-7,3	-7,5	-9,4	-9,6	-9,8	-9,3	-9,7	-7,8	-8,5	-8,1
Nov-23	-4,4	-8,0	-8,0	-8,4	-8,5	-9,1	-8,2	-8,4	-8,8	-9,0	-9,4	-8,5	-8,3	-8,6	-8,6
Dec-23	-3,7	-4,5	-3,6	-3,1	-3,3	-1,8	-3,7	-3,2	-3,2	-3,8	-2,6	-2,5	-4,0	-3,3	-4,5
Jan-24	0,5	-0,3	-0,5	-0,4	-0,1	-0,5	-0,6	-1,1	-0,6	0,0	-1,1	-1,0	-0,5	-0,6	-0,8
Feb-24	3,1	1,1	0,5	1,0	2,0	0,4	1,7	1,3	1,0	0,8	1,6	1,9	1,9	1,3	1,7
Mar-24	-9,1	-7,9	-7,8	-7,6	-7,5	-7,1	-7,2	-6,8	-8,0	-6,4	-6,4	-6,2	-7,9	-7,2	-7,2
Apr-24	5,5	6,0	5,5	5,9	6,2	2,1	4,4	3,1	3,7	4,2	4,8	4,4	5,5	4,6	3,5
May-24	0,8	1,7	1,2	1,3	0,9	4,8	2,1	2,0	1,0	1,3	1,7	1,8	1,7	1,8	2,5
Jun-24	-4,1	-2,4	-2,8	-2,8	-2,7	-3,4	-3,9	-3,6	-4,3	-4,2	-4,0	-3,7	-2,1	-3,3	-3,6
Jul-24	10,3	6,7	6,9	6,9	6,8	6,8	7,5	6,5	5,8	6,4	6,4	6,7	6,6	6,7	6,8
Aug-24	4,2	3,7	1,7	1,7	1,3	2,7	3,9	3,6	3,1	4,1	3,4	2,1	2,5	2,8	3,8
RMSE		3,027	2,985	2,878	2,795	3,164	2,940	2,960	3,107	3,088	3,037	3,132	2,873	2,903	2,822