

PRISM-Now

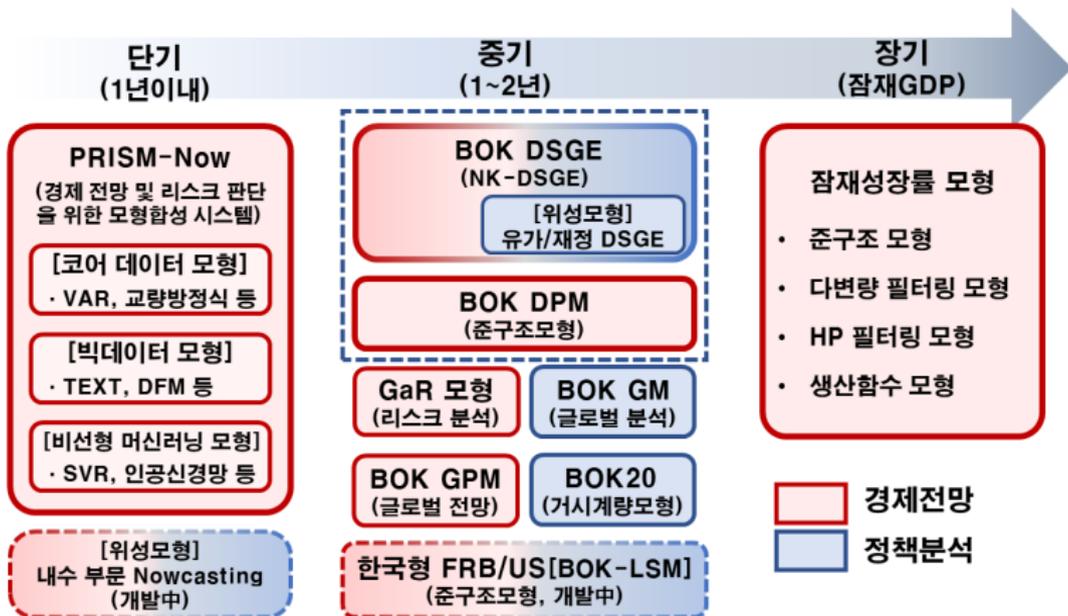
(Point and Risk EstIimation using an
EnSemble of Models for Nowcasting)

서범석

한국은행 경제모형실

June 2024

BOK 모형 운용 현황



Nowcasting?

"경제 구조 가정하는 장기전망과 달리 다양한 정보를 신속히 입수하여 어떻게 평가하느냐가 중요"

Nowcasting 단기모형 전망의 목적

- 대규모 정보집합을 신속·유연하게 반영하여 정도 높은 단기 시계의 성장 전망치 산출
- 다양한 정보를 합성하여 경제 전망의 top-down 방식 벤치마크 제공

Nowcasting 개별 계량모형의 한계

- 계량모형은 모형 구조에 따라 반영할 수 있는 정보의 형태, 주기 등이 상이하고
 - 과거 데이터를 기준으로 학습한 계량모형은 경제환경이 변화하면 적합도가 달라지며
 - 경제 상황별로 계량모형의 예측력이 다르게 나타남
 - 사람과 달리 신규 정보를 반영하거나 정보의 평가 방식을 조정하는 것이 어려우며
 - 경제 상황 급변시 기존 데이터에 의존한 경기판단이 오차를 보이는 경우가 자주 관측
- ⇒ 다양한 구조의 전망모형을 운용하여 경제 판단·전망에 활용할 필요

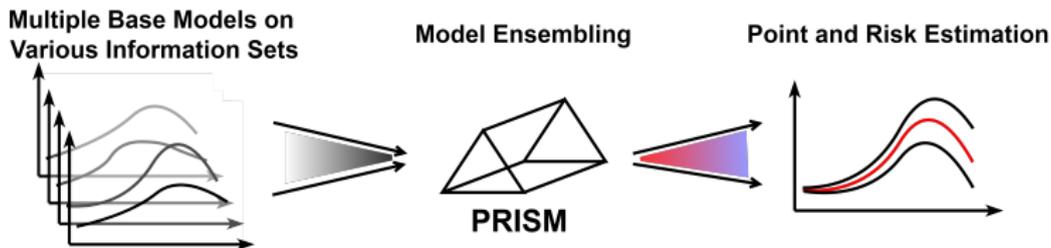
실시간 경제전망 및 리스크 판단을 위한 모형 합성 시스템 PRISM-Now

PRISM-Now 개요

"여러 계량모형의 예측 결과를 합성(ensemble)하여 성장 전망치와 리스크를 함께 도출"

⇒ **PRISM-Now**

(**P**oint and **R**isk EstIimation using an **EnS**emble of **M**odels for **N**owcasting)



PRISM-Now 개발 목적

- **모형 앙상블(ensemble)** 기법을 이용하여 개별 모형의 구조적인 경직성을 극복
- **경제 전망의 벤치마크 제시**를 위한 점 추정치(point estimation) 산출
- **모형전망의 상하방 리스크 제시**를 위한 분포 추정치(risk estimation) 산출

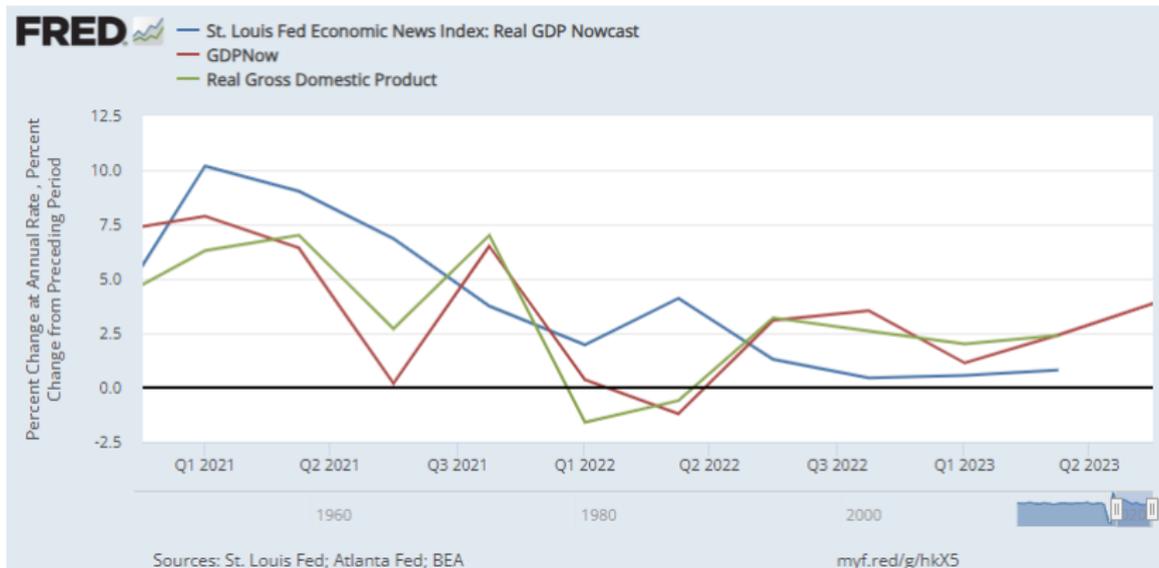
주요국 중앙은행의 전망 모형 시스템 개발 사례

중앙은행	전망 모형 시스템	모형 구조 ¹⁾
미국	FRB/US (Federal Reserve Board US, 2014)	Semi-structural
	EDO (Estimated Dynamic Optimization, 2007)	DSGE
	GDPNow (Gross Domestic Product for Nowcasting, 2014)	Data-driven
ECB	ECB-BASE (European Central Bank BASE, 2014)	Semi-structural
	New EuroCOIN (EURO area COincident INDicator, 2010)	Data-driven
영국	COMPASS (Central Organising Model for Projection Analysis & Scenario Simulation, 2013)	DSGE
	MAPS (Model Analysis & Projection System, 2013)	Toolkit for DSGE & data-driven models
노르웨이	NEMO (Norwegian Economic MOdel, 2006)	DSGE
	SAM (System of Averaging Models, 2011)	Data-driven
	SMART (System for Model Analysis in Real Time, 2023)	Data-driven

주 : 1) Semi-structural 및 DSGE는 경제 구조를 가정한 모형으로 중장기 전망에 주로 활용되며, Data-driven은 경제 구조 가정 없이 데이터에 기반한 모형으로 단기 Nowcasting 전망에 활용

선행 연구 - (예시) GDPNow

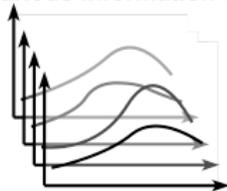
- 美 연준(Atlanta 및 St. Louis 지역 연준)은 교량방정식 등을 기반으로 구축한 Nowcasting 전망치를 주요 경제변수 업데이트 시기마다 수시로 산출하여 대외 공표



PRISM-Now 구성

- 기초 모형(Base Models) : 서로 다른 구조와 정보를 반영하는 단기 전망모형
- 앙상블 기법(Ensemble Method) : 개별 기초 모형에서 산출된 예측 결과를 점 추정치와 분포 추정치로 합성

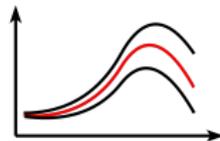
Multiple Base Models on Various Information Sets



Model Ensembling



Point and Risk Estimation



기초 모형 (Base Models)

기초 모형 (Base Models)

최신 계량·통계·머신러닝 모형을 구축하고 표본외 예측력을 비교·평가하여 PRISM에 반영

- **코어 데이터 모형** : 10여 개 내외 주요 경제 변수 반영, 커뮤니케이션 용이하나 경기 급변시 예측력이 다소 저하
- **빅데이터 모형** : 30~80여 개 정형·비정형 정보(텍스트, 고빈도 지표, 혼합주기 지표 등) 반영, 다양한 형태의 정보 집합을 전망에 반영할 수 있는 이점 있으나 전망에 불필요한 정보는 노이즈로 작용(과적합 우려)
- **비선형 머신러닝 모형** : 10~140여 개 정보 반영, 비선형 구조로 예측력 극대화, 예측력 우수하나 해석이 어려운 단점

기초 모형 (Base Models)

약 50여 개의 계량모형 조합을 고려한 뒤, **예측력, 계산 편의, 자동화 가능성, 해석의 유용성** 등을 평가하여 최종적으로 14개 기초 모형 선별·구축

Model Group	Selected base models
Core Data Models	AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) Linear Quantile Regression (LQR) Vector AutoRegression (VAR) Bridge Equation Model 1,2,3 (BEM 1,2,3)
Bigdata Models	Large Bayesian Vector AutoRegression (LBVAR) Dynamic Factor Model (DFM) Text-enhanced Factor Model (TFM) Text-based Model (T-M)
Non-linear Machine Learning Models	Support Vector Regression with K-Nearest Neighbors (SVR-KNN) Random Forest with Dynamic Variable Selection (RF-DVS) Sentiment-based Extreme Gradient Boosting (S-XGB) Convolutional Long Short-Term Memory (Conv-LSTM)

기초 모형 (Base Models)

기초 모형별 정보 집합 비교

모형	총 변수	Q/M 변수 ¹⁾	국민계정 (lagged term)	해외	실물	금융	물가	심리
OptimARIMA	9	0/9	-	-	산업생산, 실업률, 수출 등 6개	KRW, KOSPI 2개	WTI현물 1개	-
LQR	10	1/9	GDP(SA) 1개	-	산업생산, 실업률, 수출 등 6개	KRW, KOSPI 2개	WTI현물 1개	-
VAR	3	1/2	GDP(SA) 1개	-	산업생산 1개	CB3Y 스프레드 1개	-	-
BEM 1,2,3	4	1/3	GDP(SA) 1개	-	산업생산, 수출 등 2개	-	-	NSI 1개
LBVAR	32	9/23	GDP, 민소, 투자 (SA) 등 6개	미중GDP, PMI 등 8개	산업생산, 실업률, 수출 등 9개	KRW, EUR, CB3Y, KOSPI 등 6개	CPI, 주택매매지수 등 3개	-
DFM	35	5/30	GDP, 민소, 투자 (SA) 등 5개	-	산업생산, 취업률, 수출 등 14개	-	CPI, PPI, IPI 등 4개	CSI, ESI, BSI 등 9개
TFM	84	14/70	GDP, 민소, 투자 (SANS) 등 14개	-	산업생산, 취업률, 수출 등 20개	클금리, KRW, KOSPI, KTB3Y 등 7개	CPI, PPI, IPI, 주택지수, WTI선물 등 13개	CSI, ESI, BSI, NSI, Text 등 28개
T-M	31	14/17	GDP, 민소, 투자 (SANS) 등 14개	-	-	-	-	Text, NSI, EPU 등 17개
SVR-KNN	9	0/9	-	-	산업생산, 실업률, 수출 등 6개	KRW, KOSPI 2개	WTI현물 1개	-
RF-DVS	144	7/137	-	미일GDP, OECD경기 선행지수 등 12개	산업생산, 실업률, 수출 등 73개	M2, CB3Y, KRW, KOSPI 등 21개	CPI, PPI, 주택매매지수 등 19개	CSI, ESI, BSI 등 19개
S-XGB	13	0/13	-	-	-	-	-	CSI, ESI, BSI 등 13개
CRNN	84	14/70	GDP, 민소, 투자 (SANS) 등 14개	-	산업생산, 취업률, 수출 등 20개	클금리, KRW, KOSPI, KTB3Y 등 7개	CPI, PPI, IPI, 주택지수, WTI선물 등 13개	CSI, ESI, BSI, NSI, Text 등 28개

주 : 1) Q: 분기 지표, M: 월지표

기초 모형 (Base Models)

“각 기초 모형은 모형의 구조와 변수에 따라 반영할 수 있는 정보의 형태, 주기 등이 다름”

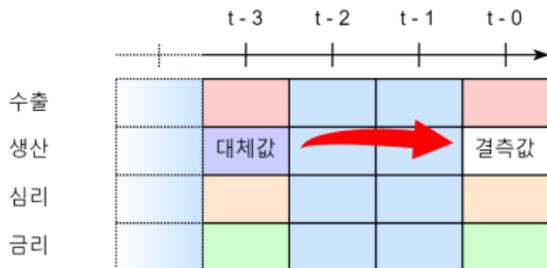
기초 모형별 모형구조 비교

Key structural features	base models
Mixed frequency information	BEM, LBVAR, DFM, TFM, T-M, Conv-LSTM
Non-linear structure of information	SVR-KNN, RF-DVS, S-XGB, Conv-LSTM
Narrative information	TFM, T-M
High-dimensional information	LBVAR, DFM, TFM, RF-DVS, Conv-LSTM
Cyclical volatility of GDP	ARIMA, LQR, VAR, BEM, LBVAR, DFM, TFM, T-M, Conv-LSTM
Considering only cross-sectional info.	SVR-KNN, RF-DVS, S-XGB
Nearest neighbor extrapolation	SVR-KNN
Single variable extrapolation	RF-DVS, S-XGB
Scale information	LBVAR
Latent factors of information	DFM, TFM, Conv-LSTM

기초 모형 (Base Models)

주요 모형별 특징

- **BEM** : 교량방정식. 전산업생산, 수출, NSI의 3개 핵심 변수로만 구성. 당분기 실적 정보 모두 입수시 예측력 우수
- **SVR-KNN** : 결측 발생시 과거 가장 유사한 국면의 데이터를 대체값으로 사용. 대부분의 실적 정보 입수되고 결측이 일부 발생하는 당분기 전망 가장 우수



- **T-M** : Text Model. 17개 텍스트 변수로만 구성. 실적정보 없는 익분기 전망 가장 우수
- **S-XGB** : Sentiment XGBoost. CSI, ESI, BSI 등 13개 심리지표로만 구성. 실적정보 없는 익분기 전망 매우 우수

기초 모형 (Base Models) - 예측력 평가

공정한 평가 위해 동일한 조건 가정

- ⇒ 전망 시점 일치, 당시 이용가능한 정보만 사용(pseudo vintage) → 당분기(정보 풍부) / 익분기(정보 제약)
- ⇒ 평균오차(MAE), 큰 오차 가중치 준 가중평균오차(RMSE), 최대 오차(MAXAE)
- ⇒ 전기간(2016~2022), 코로나 이전, 코로나 기간, 코로나 이후로 평가

각 분기말 당분기 GDP 예측 : 정보가 풍부한 상황

		All periods (2016.1/4 ~ 2022.4/4)			Pre-COVID (2016.1/4 ~ 2019.4/4)			During COVID (2020.1/4 ~ 2020.4/4)			Post-COVID (2021.1/4 ~ 2022.4/4)		
		MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE
Core data	ARIMA	0.422	0.567	1.556	0.319	0.388	0.778	0.918	1.068	1.556	0.379	0.503	1.214
	LQR	0.422	0.549	1.477	0.346	0.436	0.834	0.949	1.046	1.477	0.312	0.354	0.531
	VAR	0.528	0.702	2.140	0.321	0.402	0.994	1.353	1.463	2.140	0.529	0.578	0.848
	BEM1	0.422	0.605	1.746	0.353	0.508	1.252	0.926	1.115	1.746	0.306	0.377	0.665
	BEM2	0.413	0.589	1.839	0.366	0.483	1.124	0.825	1.093	1.839	0.304	0.391	0.674
	BEM3	0.473	0.726	2.508	0.341	0.477	1.196	1.351	1.583	2.508	0.297	0.365	0.743
Big data	LBVAR	0.827	1.270	4.824	0.517	0.654	1.688	2.636	2.930	4.824	0.541	0.707	1.554
	DFM	0.554	0.753	2.455	0.345	0.423	1.010	1.219	1.442	2.455	0.638	0.767	1.483
	TFM	0.472	0.674	2.119	0.345	0.451	1.172	1.017	1.267	2.119	0.454	0.617	1.072
	T-M	0.532	0.851	3.253	0.332	0.443	1.194	1.462	1.918	3.253	0.468	0.549	0.824
Nonlinear	SVR-KNN	0.354	0.614	2.283	0.221	0.320	0.812	1.014	1.378	2.283	0.291	0.407	0.944
	RF-DVS	0.522	0.701	2.015	0.362	0.449	1.043	1.281	1.406	2.015	0.462	0.574	1.016
	S-XGB	0.507	0.616	1.600	0.507	0.591	1.123	0.653	0.899	1.600	0.433	0.472	0.806
	Conv-LSTM	0.603	0.851	3.392	0.481	0.553	1.019	1.474	1.851	3.392	0.412	0.460	0.722

기초 모형 (Base Models) - 예측력 평가

각 분기말 익분기 GDP 예측 : 실적 정보가 없는 정보제약의 상황

		All periods (2016.2/4 ~ 2023.1/4)			Pre-COVID (2016.2/4 ~ 2019.4/4)			During COVID (2020.1/4 ~ 2020.4/4)			Post-COVID (2021.1/4 ~ 2023.1/4)		
		MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE
Core data	ARIMA	0.614	0.966	3.670	0.428	0.534	1.421	1.805	2.218	3.670	0.396	0.494	0.966
	LQR	0.668	1.036	3.841	0.419	0.552	1.149	2.076	2.377	3.841	0.457	0.566	1.059
	VAR	0.797	1.156	3.734	0.635	0.782	1.391	2.103	2.498	3.734	0.486	0.603	1.294
	BEM1	0.595	0.860	2.761	0.351	0.453	0.899	1.570	1.778	2.761	0.568	0.743	1.573
	BEM2	0.604	0.865	2.713	0.374	0.467	0.951	1.520	1.755	2.713	0.581	0.771	1.638
	BEM3	0.644	0.994	3.056	0.343	0.418	0.791	2.228	2.362	3.056	0.444	0.550	0.929
Big data	DFM	0.751	1.083	3.074	0.394	0.515	1.273	2.301	2.392	3.074	0.656	0.814	1.410
	TFM	0.574	0.763	2.037	0.448	0.555	1.286	1.230	1.422	2.037	0.492	0.633	1.232
	T-M	0.543	0.828	2.685	0.360	0.494	1.358	1.484	1.794	2.685	0.430	0.545	0.952
Nonlinear	SVR-KNN	0.635	0.797	1.847	0.467	0.587	1.158	1.109	1.288	1.847	0.705	0.815	1.206
	RF-DVS	0.662	0.985	3.844	0.384	0.484	0.948	1.872	2.237	3.844	0.587	0.632	0.972
	S-XGB	0.556	0.728	2.223	0.517	0.632	1.548	0.909	1.227	2.223	0.464	0.560	0.916
	Conv-LSTM	0.679	1.044	3.730	0.367	0.467	1.218	2.315	2.460	3.730	0.473	0.583	0.973

기초 모형 (Base Models) - 기간별 TOP3 기초 모형

당분기 예측

		Top1	Top2	Top3
2016	4/4	BEM1	BEM2	BEM3
	1/4	BEM2	BEM3	BEM1
2017	2/4	LQR	BEM2	BEM3
	3/4	RF-DVS	VAR	T-M
	4/4	VAR	LQR	SVR-KNN
2018	1/4	SVR-KNN	VAR	RF-DVS
	2/4	SVR-KNN	ARIMA	LQR
	3/4	SVR-KNN	LQR	RF-DVS
	4/4	SVR-KNN	VAR	RF-DVS
	1/4	SVR-KNN	BEM1	BEM3
2019	2/4	SVR-KNN	ARIMA	BEM1
	3/4	SVR-KNN	ARIMA	BEM1
	4/4	SVR-KNN	ARIMA	BEM1
	1/4	TFM	ARIMA	BEM2
2020	2/4	LQR	S-XGB	ARIMA
	3/4	BEM2	S-XGB	TFM
	4/4	S-XGB	BEM2	ARIMA
	1/4	S-XGB	ARIMA	LQR
2021	2/4	SVR-KNN	BEM2	ARIMA
	3/4	LQR	SVR-KNN	BEM2
	4/4	LQR	BEM2	SVR-KNN
	1/4	BEM2	BEM1	BEM3
2022	2/4	BEM2	BEM1	BEM3
	3/4	BEM1	BEM2	SVR-KNN
	4/4	TFM	BEM3	ARIMA

익분기 예측

		Top1	Top2	Top3
2017	1/4	BEM1	RF-DVS	T-M
	2/4	LQR	DFM	BEM3
	3/4	LQR	DFM	BEM3
	4/4	BEM3	LQR	DFM
2018	1/4	BEM3	Conv-LSTM	DFM
	2/4	BEM3	Conv-LSTM	DFM
	3/4	BEM3	BEM1	BEM2
	4/4	Conv-LSTM	BEM1	BEM3
2019	1/4	BEM1	BEM2	BEM3
	2/4	BEM1	SVR-KNN	BEM2
	3/4	T-M	TFM	BEM1
	4/4	T-M	TFM	SVR-KNN
2020	1/4	T-M	SVR-KNN	TFM
	2/4	S-XGB	SVR-KNN	TFM
	3/4	S-XGB	SVR-KNN	TFM
	4/4	S-XGB	SVR-KNN	TFM
2021	1/4	S-XGB	TFM	SVR-KNN
	2/4	T-M	TFM	ARIMA
	3/4	ARIMA	VAR	S-XGB
	4/4	ARIMA	LQR	Conv-LSTM
2022	1/4	LQR	ARIMA	T-M
	2/4	ARIMA	T-M	RF-DVS
	3/4	ARIMA	T-M	S-XGB
	4/4	TFM	T-M	BEM3
2023	1/4	TFM	S-XGB	T-M

기초 모형 (Base Models)

- 경제 여건 · 시기별로 우수한 전망 모형이 다르게 나타남
- 정보가 풍부한 당분기($t+0$) 예측의 경우 단순한 형태의 코어데이터 모형이 우수
- 정보 제약 존재하는 익분기($t+1$) 예측의 경우 대체로 빅데이터 · 머신러닝 모형이 우수
- 경기가 급변하던 코로나 시기 전후 심리 · 텍스트 지표 반영한 모형이 우수

⇒ 전망 과정에서 다양한 구조 · 데이터의 모형을 함께 고려할 필요

모형 앙상블 (Ensemble of Models)

앙상블 방법 (Ensemble of Models)

분포 추정 : Model Ensemble Growth-at-Risk (ME-GaR)

- 전망 시점별 기초모형의 비모수 특성치(평균, 표준편차, 0.1, 0.25, 0.75, 0.9 분위수)를 이용하여 모형전망 리스크를 skew t-분포로 추정

$$\hat{\mu}_{q(t)+h|t} = \sum_{l=1}^L \frac{\hat{y}_{q(t)+h|t}^{[l]}}{L},$$

$$\hat{\sigma}_{q(t)+h|t} = \sqrt{\sum_{l=1}^L \frac{(\hat{y}_{q(t)+h|t}^{[l]} - \hat{\mu}_{q(t)+h|t})^2}{L-1}},$$

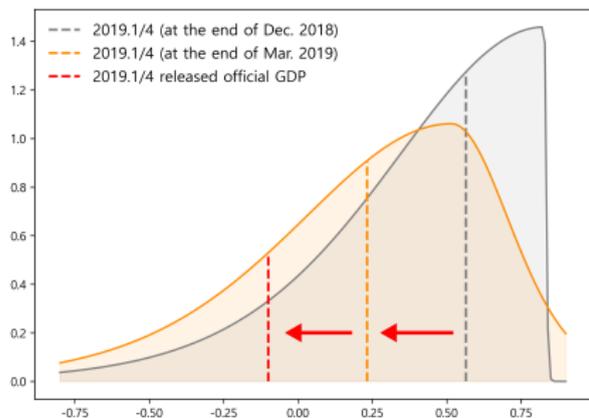
$$\hat{Q}_{q(t)+h|t}(\tau) = \text{sample quantiles of } \tau \text{ for } \tau = \{.1, .25, .75, .9\}.$$

- Skew t-분포의 역누적분포함수($F^{-1}(\tau|\mu, \sigma, \alpha, \nu)$)를 다음과 같이 추정

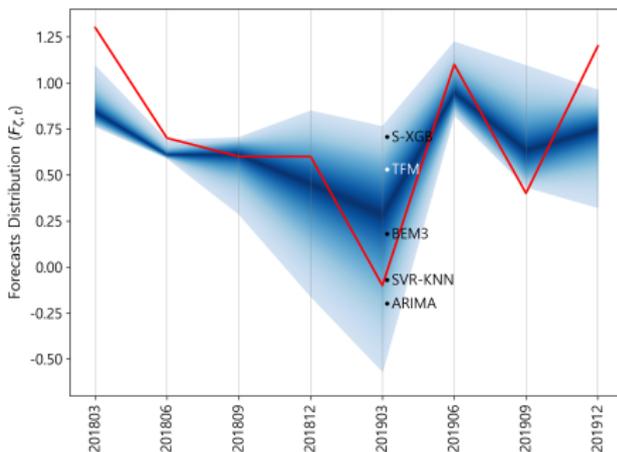
$$\{\hat{\alpha}_{q(t)+h|t}, \hat{\nu}_{q(t)+h|t}\} =$$

$$\arg \min_{\alpha, \nu} \sum_{\tau \in \{.1, .25, .75, .9\}} \left(\hat{Q}_{q(t)+h|t}(\tau) - F^{-1}(\tau|\hat{\mu}_{q(t)+h|t}, \hat{\sigma}_{q(t)+h|t}, \alpha, \nu) \right)^2$$

앙상블 방법 (Ensemble of Models)



(a) Shifts of forecast density
for 1Q 2019



(b) Dispersion of $t + 0$ forecast density
for 1Q 2019

Figure: 앙상블 전망 분포

앙상블 방법 (Ensemble of Models)

점 추정 : Model Ensemble Dynamic Quantile Selection (DQS)

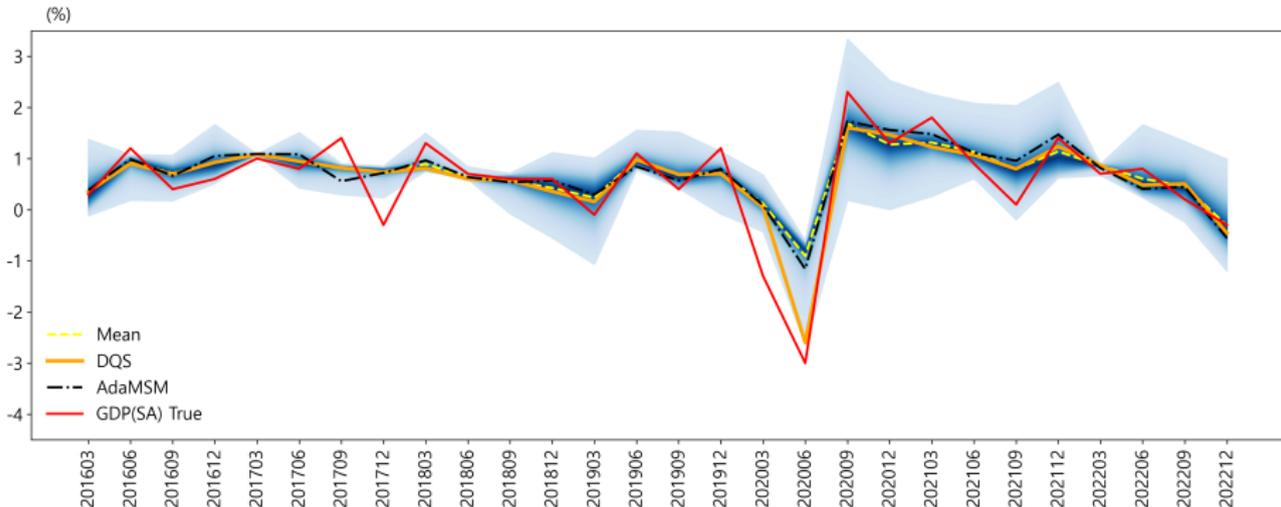
- 기본적으로 분포 전망의 중위값을 최종 전망치로 선택하되, 경제 불확실성에 따라 예외적 정보에 보다 높은 가중치를 부여하는 방식으로 최적 분위를 선택하여 최종 전망치를 조정

$$\hat{y}_{q(t)+h|t}^* = \hat{Q}_{q(t)+h|t}(\tau_{q(t)+h|t}^*)$$
$$\tau_{q(t)+h|t}^* = 0.5 + \left(\text{sgn}(\Delta \hat{\mu}_{q(t)+h|t}) \cdot \Delta \hat{\sigma}_{q(t)+h|t} \Big|_{[0, \infty)} \cdot \hat{\sigma}_{q(t)+h|t}^2 \right. \\ \left. \times e^{\text{sgn}(\Delta \hat{\mu}_{q(t)+h|t}) \cdot (\hat{\mu}_{q(t)+h|t} - \hat{\nu}_{q(t)+h|t})} \cdot \lambda \right) \Big|_{[-.5, +.5]}$$

- 즉, 전망 분포가 이전 분기 대비 확대되는 경우 ($\Delta \hat{\sigma}_{q(t)+h|t} > 0$), 최적 분위 수준 ($\tau_{q(t)+h|t}^*$) 을 모형 평균이 움직이는 방향 ($\text{sgn}(\Delta \hat{\mu}_{q(t)+h|t})$) 으로 불확실성 ($\hat{\sigma}_{q(t)+h|t}^2$) 에 비례해서 조정함으로써 경기 판단시 예외적 정보에 유의하여 최종 전망치를 산출

앙상블 방법 (Ensemble of Models) - 분포추정 결과

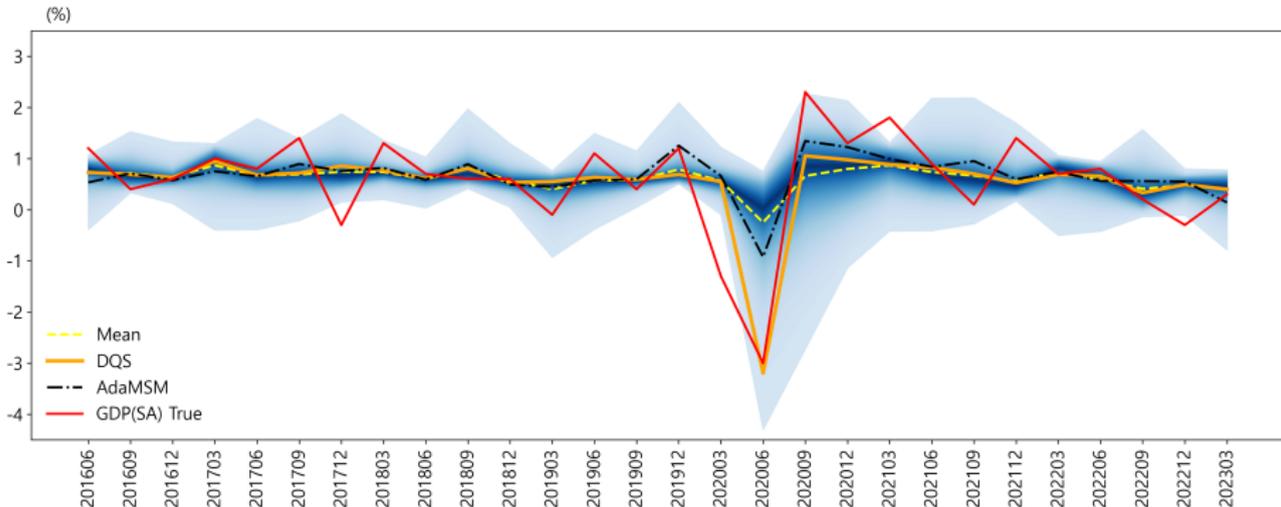
각 분기말 당분기 GDP 예측 : 정보가 풍부한 상황



† **DQS**: PRISM-Now를 활용한 신규 전망치 / **MEAN**: 기초 모형 전망치 단순평균 / **AdaMSM**: 직전 4개 분기 예측력 상위 3개 모형 전망치 단순평균 / **GDP(SA) True**: GDP(SA) 전기대비 증가율 공표치

앙상블 방법 (Ensemble of Models) - 분포추정 결과

각 분기말 익분기 GDP 예측 : 실적 정보가 없는 정보제약의 상황



† **DQS**: PRISM-Now를 활용한 신규 전망치 / **MEAN**: 기초 모형 전망치 단순평균 / **AdaMSM**: 직전 4개 분기 예측력 상위 3개 모형 전망치 단순평균 / **GDP(SA) True**: GDP(SA) 전기대비 증가율 공표치

앙상블 방법 (Ensemble of Models) - 점추정 결과

각 분기말 당분기 GDP 예측 : 정보가 풍부한 상황

	All periods (2016.1/4 ~ 2022.4/4)			Pre-COVID (2016.1/4 ~ 2019.4/4)			During COVID (2020.1/4 ~ 2020.4/4)			Post-COVID (2021.1/4 ~ 2022.4/4)		
	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE
DQS	0.348	0.459	1.321	0.299	0.389	1.019	0.587	0.756	1.321	0.326	0.386	0.760
MEAN	0.396	0.583	1.919	0.292	0.387	1.015	0.990	1.227	1.919	0.305	0.370	0.763
MEDIAN	0.412	0.596	2.015	0.298	0.390	1.019	1.053	1.260	2.015	0.317	0.382	0.760
AdaMSM	0.407	0.592	1.838	0.320	0.432	1.077	1.014	1.193	1.838	0.279	0.374	0.856
AFTER	0.423	0.673	2.260	0.295	0.418	1.230	1.255	1.474	2.260	0.264	0.385	0.930
LOP	0.414	0.599	1.851	0.312	0.420	1.013	1.016	1.224	1.851	0.317	0.395	0.881
BMA	0.388	0.538	1.614	0.296	0.402	1.117	0.911	1.050	1.614	0.309	0.369	0.797

각 분기말 익분기 GDP 예측 : 실적 정보가 없는 정보제약의 상황

	All periods (2016.2/4 ~ 2023.1/4)			Pre-COVID (2016.2/4 ~ 2019.4/4)			During COVID (2020.1/4 ~ 2020.4/4)			Post-COVID (2021.1/4 ~ 2023.1/4)		
	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE	MAE	RMSE	MAXAE
DQS	0.456	0.631	1.849	0.367	0.475	1.153	0.904	1.131	1.849	0.405	0.542	0.916
MEAN	0.570	0.838	2.749	0.357	0.451	1.040	1.690	1.870	2.749	0.427	0.542	0.934
MEDIAN	0.555	0.850	3.025	0.364	0.473	1.149	1.611	1.886	3.025	0.403	0.542	0.916
AdaMSM	0.518	0.731	2.073	0.351	0.443	1.054	1.266	1.505	2.073	0.463	0.573	0.850
AFTER	0.601	0.916	3.000	0.375	0.472	1.110	1.835	2.084	3.000	0.429	0.556	0.980
LOP	0.574	0.845	2.782	0.384	0.483	1.148	1.634	1.854	2.782	0.422	0.555	0.958
BMA	0.590	0.891	2.781	0.366	0.455	1.057	1.777	2.020	2.781	0.436	0.557	0.977

† DQS: PRISM-Now를 활용한 신규 전망치 / MEAN: 기초 모형 전망치 단순평균 / MEDIAN: 기초 모형 전망치 중위값 /

AdaMSM: 직전 4개 분기 예측력 상위 3개 모형 전망치 단순평균

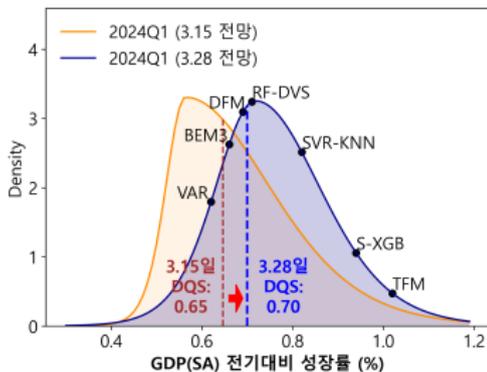
앙상블 방법 (Ensemble of Models)

- PRISM-Now 신규 전망치(DQS)가 대부분 시점에서 개별 모형의 예측력 보다 우수
 - PRISM-Now 신규 전망치(DQS)가 대부분 시점에서 여타 앙상블기법 예측력 보다 우수
- ⇒ PRISM-Now는 다양한 모형의 전망 정보를 합성하여 단기 전망력을 개선
- ⇒ 특히 경기 급변하는 상황에서 PRISM-Now는 경기 리스크를 반영하여 전망치를 조정
- PRISM-Now 경기 리스크 분포(ME-GaR)는 모형전망의 상·하방 리스크를 효과적으로 포착

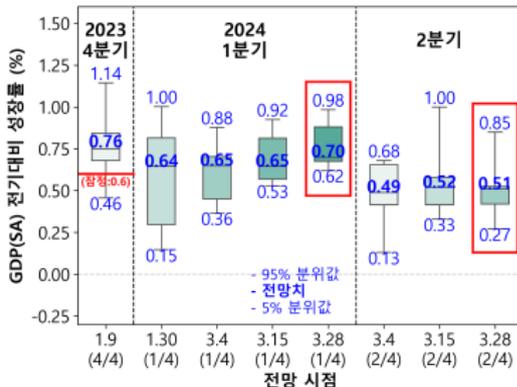
PRISM-Now 전망 결과

PRISM-Now 전망 결과 (3.28일 기준 당분기 및 익분기 전망)

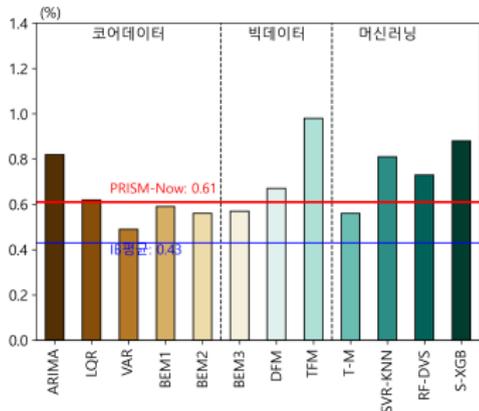
PRISM-Now 전망 분포 변화



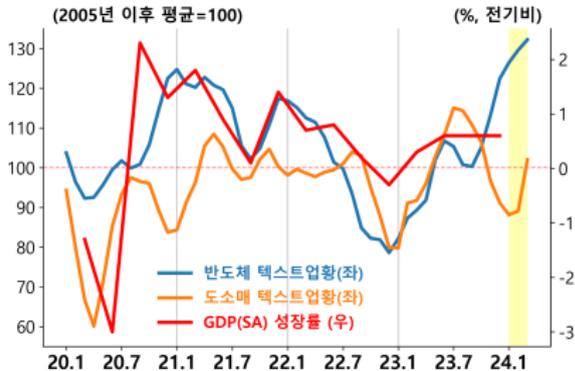
PRISM-Now 전망 분포 추이



모형별 24.1Q 전망(3.15 기준)



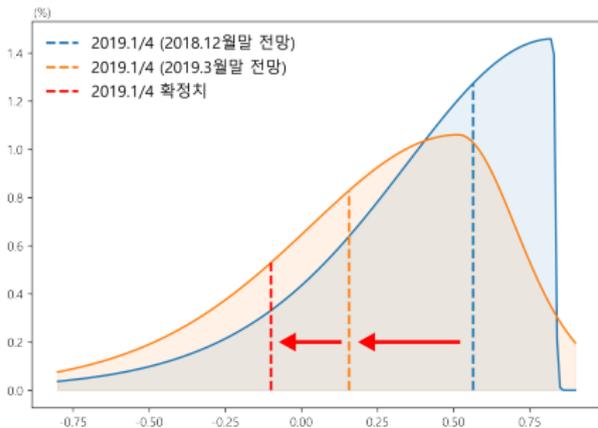
주요 고빈도 지표



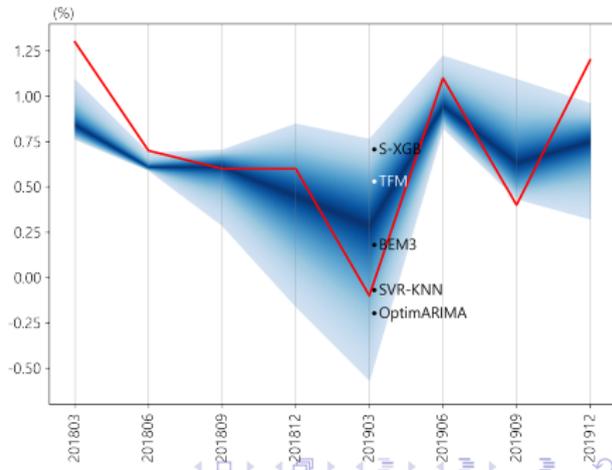
PRISM-Now 전망 결과 - (사례1) 2019.1Q 수출여건 악화

- 19.1Q 내수 여건 양호했으나, 수출 예상보다 저조 ⇒ 5분기만 마이너스 성장(-0.1%)
- 18.12월말 하방 리스크 증대된 가운데 플러스 증가율 예측 ⇒ 19.3월말 수출 실적 반영으로 점 추정치 하락, 하방 리스크 추가 확대
- 심리지표 반영한 S-XGB, TFM과 산업생산 주로 반영한 VAR 등은 경제 여건 양호하게 예측했으나 수출 정보 주로 반영한 BEM, OptimARIMA 등은 마이너스 성장 예측

2019.1/4분기 PRISM-Now 전망치 변화



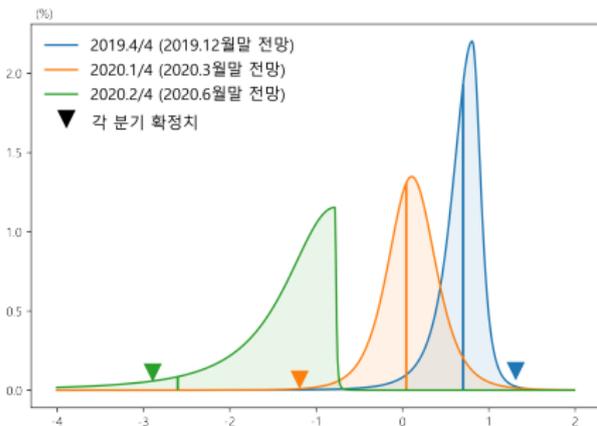
PRISM-Now 당분기 전망 분포 추이



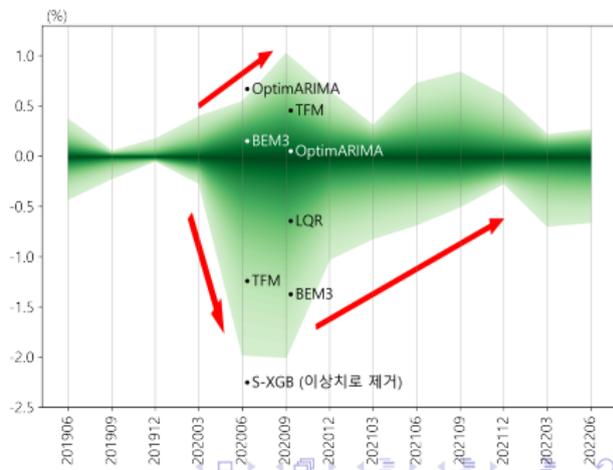
PRISM-Now 전망 결과 - (사례2) 2020.2Q 코로나 팬데믹 시기

- 20.2Q 기초모형별로 예측치가 크게 엇갈리는 것으로 나타남
- 20.3월말 익분기(20.2Q) 전망 분포 하방으로 크게 확대 ⇒ 확대된 분포는 이후 7분기에 걸쳐 점차 축소
- 심리지표, 텍스트 반영 TFM, S-XGB 등이 낮은 전망치를 예측 ⇒ PRISM-Now 점 추정치 하락, 분포의 왜도가 하방으로 크게 확대

PRISM-Now 전망 분포 변화



PRISM-Now 익분기 전망 분포 추이¹



PRISM-Now 시스템의 기대효과

당행은 PRISM-Now를 통해 다음의 이점을 얻을 것으로 기대

- ① 다양한 형태의 정보집합을 모형 전망 과정에 신속하고 유연하게 반영
- ② 정도 높은 점 추정치와 함께 경제 전망의 상하방 리스크를 추가로 제공
- ③ 다수 모형을 하나의 체계로 운용함에 따라 모형의 추가, 보완, 제외시 일관적 운용
- ④ 전망의 기초가 되는 정보 집합 Vintage 데이터로 누적 관리하고 모형 개발 등에 활용
- ⑤ API 이용한 자동화 시스템 구축하여 데이터 입수·모형 추정시 업무 효율 극대화