

코로나19 이후의 국고채 수익률 예측과 실무적 시사점*

이 상 현** (KB국민은행)

최 건 호*** (동덕여자대학교)

Abstract

본 연구는 Dynamic Nelson-Siegel (DNS) 모형 및 이의 다양한 확장 모형을 이용하여 국고채 수익률 예측성과를 개선하는 모형 구조를 종합적으로 검토한다. 주된 검토 대상은 수익률곡선 요인의 개수(3, 4, 또는 5 요인), 무차익거래 조건 도입 여부, 추정기법(칼만 필터와 최우추정법을 이용한 1단계 추정 또는 NS-VAR 형태의 2단계 추정), 평균조정 (shifting endpoints, SE) 기법, 2단계 추정법에서의 요인예측 모형(AR, VAR 또는 VECM 모형), 그리고 표본 설정(이동 또는 확장 표본) 등이다. 20년물 발행이 시작된 2006년 1월부터 2023년 12월까지의 14개 만기 (3개월부터 20년)의 국고채 수익률 기간구조 자료를 이용하고, 코로나19 기간 및 그 이전과 이후를 적절히 포함하는 외표본(2018년 1월부터 2023년 12월까지)에서 가장 우수한 예측성과를 나타내는 모형 구조를 찾고 실무적인 시사점을 도출하였다. 실증분석 결과는 크게 네 가지이다. 첫째, DNS 및 그 확장 모형을 사용한 결과, 확률보행 (RW) 모형에 비해 전반적인 예측력 개선이 나타났다. 둘째, 만기가 짧을수록 VAR 모형이, 만기가 길어질수록 VECM 모형이 예측력을 개선하는 경향이 나타났다. 셋째, 장기금리를 단기로 예측할 경우, DNS 및 그 확장 모형은 RW 모형에 비해 예측성과가 높지 않았다. 따라서 향후 예측모형 개선의 방향을 이 부분에 맞출 필요가 있을 것이다. 넷째, SE 기법은 우리나라 국고채 수익률 예측의 경우 큰 도움이 되지 않는 것으로 나타났다. 특히, 실무적인 측면에서 볼 때, 선형회귀분석 모형으로 수익률 요인을 추출한 후, 만기가 단기와 중기인 경우 VAR 모형을, 만기가 장기인 경우 VECM 모형으로 수익률곡선을 예측하는 것이 유용할 것으로 판단된다.

* 본 논문은 2024년 상반기 펀드평가2사(한국펀드평가, KG제로인)의 성균관대학교 자산운용연구센터(CAPM) 연구비 지원으로 수행되었습니다.

핵심 단어 : KTB 국고채, Dynamic Nelson-Siegel 모형, 수익률 예측, VAR, VECM

JEL 분류기호 : G17, E43, C53

** 제1저자: KB국민은행 ALM부 E-mail: shlee725@gmail.com

*** 교신저자: 동덕여자대학교 경제학과 조교수, E-mail: geonhochoi@dongduk.ac.kr



[1] 서론

2020년 초 코로나19에 대응하기 위하여 한국은행은 2020년 5월 기준금리를 최저 수준인 0.5%로 낮춘 이후 계속 동결하였다가 물가상승 및 금융불균형 등에 대한 선제적인 조치로써 2021년 8월 0.25%p 인상을 시작으로 그 이후 금리 인상 기조를 유지하였다. 이에 따라 국고채 수익률곡선은 가장 낮은 수준까지 하락하여 약 15개월 정도 유지되었고 이후 기준금리의 급격한 인상과 함께 다시 상승하여 2023년 9월 현재 대략 2010년과 유사한 금리 수준을 나타내고 있다. 이와 같이 자금 조달, 투자 및 헤지 전략에 영향을 미치는 미래 금리의 불확실성이 높아진 상황에서 금융시장 참가자들의 금리 예측¹⁾에 대한 관심이 그 어느 때 보다 높아졌다. 이에 본 연구는 우리나라 채권시장에서 가장 중요한 위치를 차지하는 국고채 수익률 기간구조의 예측력을 제고하기 위한 모형 구조를 논의한다. 구체적으로, 어떤 모형이 2020년 초 코로나19로 인해 급격한 변동을 나타낸 국고채 수익률의 예측성과를 개선할 수 있는지 종합적으로 검토하고 실무적 시사점도 도출하고자 한다. 물론 국고채 수익률 시계열 자료의 길이는 미국 등 주요국에 비해 아직 충분하지 않지만, 2000년대 초 채권시가평가 이후 분석에 필요한 수준까지는 축적되었다고 판단된다. 또한, 발행 만기가 30년, 50년까지 확대되어 향후 경제에 대한 장기 정보는 물론, 2008년 글로벌 금융위기, 2012년 남유럽 재정위기, 2020년 코로나19 등의 다양한 시장 변동 및 구조 변화가 수익률곡선에 반영되고 있다. 따라서 현 시점은 다양한 이자율 기간구조 추정 모형 및 예측 기법을 이용하여 국고채 수익률곡선의 외표본 예측성과를 평가하고 재검토할 적절한 시점으로 판단된다.

수익률곡선 예측은 거시경제 측면뿐만 아니라 실무적으로도 중요하다. 장기 수익률곡선은 일반적으로

장기 기대 인플레이션을 반영하고, 수익률곡선의 기울기는 경기 침체나 성장의 신호를 제공하며, 중앙은행의 정책 효과를 평가하고, 투자자들의 경제 전망을 반영하는 등 거시경제의 다양한 측면에서 중요한 정보를 제공한다(Estrella and Trubin, 2006). 특히 실무적 측면에서 보면, 채권 투자, 자금 조달 및 운용, 중장기 자산 배분, 위험 관리 등의 의사 결정 과정에서 금리 예측 및 전망이 필수적으로 요구된다. 예를 들어, 자산운용사가 채권 투자 포트폴리오를 구축할 때 다양한 만기를 가지는 채권의 기대수익률과 위험 측정치를 파악하려면 미래 금리에 대한 합리적인 예측이 선행되어야 한다. 은행의 경우, 예금과 적금 등의 수신과 은행채 발행을 통해 자금을 조달하고 주식 및 채권 투자를 통해 자금을 운용하는 과정에서 단기 및 중기 금리 예측이 필수적으로 사용된다. 보험사는 중장기 금리 전망을 통해 자산과 부채를 동시에 고려한 자산 배분을 수행한다. 구체적으로, 상호 연관관계가 고려된 금리 및 경제 변수의 중·장기 전망이 주어질 때 다양한 자산 군으로 구성된 보험 자산의 기대수익률과 위험을 산출할 수 있다. 이후, 보험 부채의 만기별 현금 유·출입을 고려한 부채 기반 투자(Liability Driven Investment, LDI)를 실행함으로써 보험 부채의 특성에 맞는 최적 자산 배분 안을 도출할 수 있다. 위험 관리 측면에서 보면, 은행이나 보험사 등의 금융기관은 안정적인 수익성을 추구하기 때문에, 향후 금리 예측 및 전망에 기반하여 금리 변동에 따른 손익 변동성을 헤지하고자 한다. 그러나 금리 예측이 주가나 환율 예측과 마찬가지로 매우 어려운 영역에 속한다는 것은 주지의 사실이다. 대표적으로 Duffee (2002)는 이론적으로 우수한 무차익거래 조건부 Affine 이자율 기간구조 모형(No-arbitrage Affine Term Structure Model, ATSM)이 단순한 Random Walk (RW) 모형을 능가하는 것이 매우 어렵다고 하였다.

1) 수익률곡선, 이자율 기간구조 등의 용어가 같은 뜻으로 사용되므로, 본고에서도 수익률곡선 예측, 이자율 기간구조 예측, 금리 예측 등을 모두 동일한 의미로 사용한다.

이는 직전 금리 수준 그대로 유지된다는 가정, 즉 별도의 예측을 하지 않는 것이 오히려 합리적일 수 있다는 의미이다.

본 연구는 국내외 학계 및 실무에서 주로 사용되는 Diebold and Li (2006) 및 Diebold et al. (2006)의 Dynamic Nelson-Siegel (DNS) 모형과 이의 확장 모형을 중심으로 예측력 제고를 위한 모형 구조를 분석함으로써 학술적 의사소통이 용이하고 실무적 접근성이 높도록 하였다. Diebold and Li (2006)는 특정 시점의 횡단면 이자율 기간구조 추정 모형인 Nelson and Siegel (1987)의 Nelson-Siegel (NS) 모형을 동적 요인모형 형태로 확장한 DNS 모형을 제안하였고 NS-AR 또는 NS-VAR과 같은 2단계 추정법으로 모수를 추정하였다. 이후 Diebold et al. (2006)은 DNS 모형을 상태공간 모형 형식으로 나타낸 후 칼만 필터(Kalman filter)를 이용하여 수익률곡선 요인(yield curve factor)을 추출하고 최우추정법(MLE)으로 모수를 추정하는 방법을 제시하였다. 이후 국내외 많은 연구뿐만 아니라 실무에서도 수익률곡선 요인의 해석이 매우 직관적인 DNS 모형을 이용하게 되었다. 본 연구는 우리나라 자료를 대상으로 하므로 2006년 이후의 국내 선행 연구를 살펴보면, 차수환·김명직(2010)은 무재정 차익거래 일반화 넬슨-시겔(Arbitrage-free Generalized Nelson-Siegel, AFGNS) 모형을 이용하여 은행채 이자율 기간구조를 추정 및 예측하였고 AFGNS 모형의 예측력이 우수함을 보여주었다. 박윤선·조담(2011)은 2004년부터의 2007년까지의 통안채 및 국고채 자료에 대하여 NS, Svensson, Bjork and Christensen 모형을 이용하여 이자율 예측을 실시한 결과, 1주 후와 1달 후 예측은 NS 모형이 가장 우수하였고, 3개월 후 예측은 Svensson 모형이 가장 우수하였다. 송준혁(2011)은 상태-공간 DNS 모형이 수익률곡선을 예측하는 데 얼마나 유용한 지를 살펴보기 위해 표본의 예측을 수행하였고, DNS 모형과 임의보행(RW) 모형의 예측 성과는 예측시계에 따라 상이하게 나타났는데 단기에서는 DNS 모형이, 장기에서는 RW 모형의 예측성과가 우수하다고 하였다. 박원주 외 2인(2013)은 DNS

모형과 Macro-DNS 모형을 이용하여 국고채 수익률을 예측한 결과, 예측시차가 단기인 경우 잠재적 요인만을 고려한 모형이, 장기인 경우 거시 경제변수를 고려한 모형의 예측성과가 높다고 하였다. 최아진·강규호(2014)는 Geweke and Amisano(2011)의 풀링기법(Pooling method)을 국고채 수익률곡선 예측에 적용함으로써 풀링기법이 예측모형들에 내재된 잠재적인 모형 설정오류를 극복하고 표본의 예측력을 개선하는지 분석하였다. 네 개의 상이한 DNS 모형, AR(1), 그리고 RW 모형을 개별 예측 모형으로 선택한 후, 풀드(Pooled) 모형 및 개별 예측 모형에 대하여 표본의 예측을 실시하고 예측력을 평가한 결과, 풀드 모형의 표본의 예측력이 개별 모형들에 비해 상당히 우월하다는 것을 발견하였다. DNS 모형은 국고채 수익률 예측에 기반한 채권포트폴리오 분야에도 적용될 수 있는데, 이상현·김명직(2019)은 DNS 모형을 이용한 국고채 포트폴리오 구축을 연구하였다. 이상현 외 2인(2021)은 이표채 평균-분산 최적화 모형을 KTB 국고채 포트폴리오에 적용하였다.

그런데 미국을 포함한 대부분의 국가에서 1980년대 이후부터 코로나19 시기까지 이자율 기간구조는 장기간에 걸쳐 추세적으로 하락하는 모습을 보여주었는데, 이로 인하여 많은 연구에서 DNS 모형이 RW 모형보다도 예측력이 낮은 경우가 빈번하다는 문제가 지속적으로 제기되어 왔다. 그 이유는 일반적인 이자율 모형의 핵심적인 가정인 시계열적 안정성(stationarity)으로 인하여 DNS 모형의 금리 예측치가 장기 평균으로 수렴하기 위하여 위상향하는 형태를 나타내어 역사적인 금리 하락 추세를 설명하지 못했기 때문이다. 따라서 자료에 나타나는 금리 하락 추세를 설명하기 위한 다양한 형태의 모델링 기법이 DNS 모형에 도입되었다. 대표적으로 Xiang and Zhu(2013)은 국면전환 DNS 모형이 국면이 하나인 기존 DNS 모형보다 예측력이 개선된다고 하였다. Chen and Niu(2014)는 적응적(adaptive) 기법으로 모수 추정치의 유의미한 변화를 반영하는 Adaptive DNS 모형을 제안하였다. Luo et al.(2021)은 상수인 무조건부 평균을 가지는 기존 DNS 모형보다 RLS



(random level shift) 과정을 따르는 시간가변 조건부 평균을 가지는 DNS 모형의 예측성도가 더 우월하다고 하였다. 또한 Almeida et al. (2018)은 4개의 만기 영역(segment)과 4개의 국소적 요인(local factors)을 가지는 Segmented DNSS모형이 기존 모형보다 예측력을 향상시켰음을 보여주었다. 그러나 만기 영역을 4개로 나누는 것보다, 수익률곡선 요인을 예측하는 다변량 모형으로 VAR 대신 VECM 모형을 사용한 것이 예측력 상승의 주된 요인이었다. 즉, 단기 동학(short-run dynamics)뿐만 아니라 장기 균형(long-run equilibrium) 관계를 도입한 VECM 모형을 이용함으로써 암묵적으로 장기적인 수익률곡선의 추세를 설명한 것이 예측력 개선에 큰 역할을 한 것이다. 결국 다양한 모델링 기법의 차이에도 불구하고 예측력 제고를 위한 주요 기제는 시간가변 평균을 도입하는 것으로 이해할 수 있다. 그런데 위에 언급한 변형된 DNS 모형들은 이론적으로는 매우 우수하지만, 모형 추정 과정이 매우 복잡한 관계로 실무적으로 활용하기 어렵다는 단점이 있다.

이러한 각도에서 본 연구는 시간가변 평균을 설명하기 위해 van Dijk et al. (2013)이 제안한 평균조정(Shifting Endpoints, SE) 기법을 적용한다. SE 기법은 시간가변 평균을 설명하면서도 실무적으로 구현이 용이하고, 조건부 평균을 최근의 수익률곡선 요인 또는 기대 인플레이션에 연동시키는 방법이다. SE 기법을 이용한 DNS 모형의 외표본 예측성도는 표본에 따라 다소 차이가 있다. van Dijk et al. (2013)은 1985년부터 2009년까지의 미국 국채수익률 자료를 이용한 실증 분석 결과에서 DNS 모형이 RW 모형보다 낮은 예측성도를 나타냈고, 3개의 이자율 요인이나 수준 요인에 SE 기법을 적용한 모형도 마찬가지로 RW 모형보다 예측성도를 높이지 못했다고 하였다.

그러나 서베이 인플레이션을 이용한 SE 모형은 기존의 DNS 모형은 물론 RW 모형보다 개선된 예측성도를 나타냈다고 하였다. 비교적 최근의 미국 자료를 이용한 Islak (2022)은 1985년부터 2021년까지의 자료를 이용한 결과, 여전히 DNS 모형 예측력은 RW 모형을 능가하지 못하였으며, 서베이 인플레이션을 이용한 SE 모형도 마찬가지로 낮은 예측력을 보여주었다. 오히려 수준요인에 SE기법을 적용한 모형의 예측성도가 가장 우수한 예측성도를 보여주었다.

요약하면, 본 연구는 학술적인 측면뿐만 아니라 실무적으로도 이자율 예측의 벤치마크 모형인 DNS 모형을 중심으로 국고채 수익률 예측성도를 개선하는 모형구조를 종합적으로 검토한다. 주된 검토 대상은 수익률곡선 요인의 개수(3, 4, 5요인), 추정기법(칼만 필터와 최우추정법을 이용한 1단계 추정 또는 NS-VAR 형태의 2단계 추정), 평균조정(shifting endpoints, SE) 기법, 2단계 추정법에서의 요인예측 모형(AR, VAR 또는 VECM 모형), 표본 설정(이동 또는 확장 표본) 등이다. 특히 시간 가변 평균을 반영하기 위한 SE 기법을 적용한 국내 사례는 아직 없는 것으로 보인다. 따라서 본 연구는 SE 기법이 우리나라에서도 유용한 모델링 기법이 될 수 있는가를 실증 분석을 통해 검토한다.

이후 본 연구의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 DNS 및 이의 확장 모형을 중심으로 본 연구에서 다룬 이자율 기간구조 모형을 요인추출 모형과 요인예측 모형으로 구분하여 설명한다. 제3장은 자료와 추정 방법론을 설명하고 제4장은 전체표본을 이용한 수익률곡선 요인 추정치, 내표본 추정 모수를 이용한 외표본 예측성도를 정리하고 실무적인 시사점을 도출한다. 제5장에서는 결론을 제시한다.

[2] 모형

2.1 이자율 요인 추출 모형

2.1.1 DNS 모형

DNS 모형은 상태공간 모형으로 표현되며 다음과 같은 상태방정식을 이용하여 3개의 미관측 수익률곡선 요인(수준, 기울기, 곡도)의 확률 과정을 나타낸다.

$$\begin{pmatrix} L_t - \mu_L \\ S_t - \mu_S \\ C_t - \mu_C \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_{t-1} - \mu_L \\ S_{t-1} - \mu_S \\ C_{t-1} - \mu_C \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \eta_{1t} \\ \eta_{2t} \\ \eta_{3t} \end{pmatrix} \quad (1)$$

여기에서 μ_L, μ_S, μ_C 는 수준, 기울기, 곡도 요인의 무조건부 평균이고 a_{11}, a_{22}, a_{33} 는 자기회귀 계수이다. 오차항(η_t)은 상관관계가 없는 다변량 정규분포를 따른다.

DNS 모형의 관측 방정식은 다음과 같이 미관측 수익률곡선 요인과 현물 수익률(spot rate)간의 관계를 나타낸다.

$$\begin{pmatrix} y_t(\tau_1) \\ y_t(\tau_2) \\ \vdots \\ y_t(\tau_N) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{1-e^{-\lambda\tau_1}}{\lambda\tau_1} & \frac{1-e^{-\lambda\tau_1}}{\lambda\tau_1} e^{-\lambda\tau_1} \\ 1 & \frac{1-e^{-\lambda\tau_2}}{\lambda\tau_2} & \frac{1-e^{-\lambda\tau_2}}{\lambda\tau_2} e^{-\lambda\tau_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \frac{1-e^{-\lambda\tau_N}}{\lambda\tau_N} & \frac{1-e^{-\lambda\tau_N}}{\lambda\tau_N} e^{-\lambda\tau_N} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_t \\ S_t \\ C_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_t(\tau_1) \\ \epsilon_t(\tau_2) \\ \vdots \\ \epsilon_t(\tau_N) \end{pmatrix} \quad (2)$$

여기에서 $i = 1, \dots, N$ 에 대하여 τ_i 는 i 번째 잔존만기이고 $y_t(\tau_i)$ 와 $\epsilon_t(\tau_i)$ 는 각각 만기가 τ_i 인 현물수익률의 t 시점 관측치와 관측오차이다. $\lambda (> 0)$ 는 곡도를 결정하는 모수이다. 미관측 3요인인 L_t, S_t, C_t 는 각각 t 시점의 수준, 기울기, 곡도 요인을 의미하고 VAR(1) 과정을 따르는 것으로 가정한다²⁾. 관측방정식의 오차항 벡터(ϵ_t)는 독립인 다변량 정규분포를

따른다고 가정한다. DNS모형을 행렬 형식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} y_t(\tau) &= B^{NS}(\tau)X_t + \epsilon_t(\tau) \\ X_t - \mu &= A(X_t - \mu) + \eta_t \end{aligned} \quad (3)$$

2.1.2 DNSS 모형

Svensson(1994, 1995)은 NS 모형이 단기에 비해 장기 수익률에 대한 설명력이 다소 낮다는 단점을 극복하기 위하여 두 번째 곡도를 추가한 NSS 모형 또는 Svensson 모형을 제시하였다. DNS 모형은 다음과 같이 쉽게 4개의 요인을 가지는 DNSS 모형으로 확장되며 그 외 나머지 부분은 증가된 차원을 맞춰주는 형식으로 조정된다.

$$B^{NSS}(\tau_i) = \begin{pmatrix} 1, \frac{1-e^{-\lambda_1\tau_i}}{\lambda_1\tau_i}, \frac{1-e^{-\lambda_1\tau_i}}{\lambda_1\tau_i} e^{-\lambda_1\tau_i}, \frac{1-e^{-\lambda_2\tau_i}}{\lambda_2\tau_i} e^{-\lambda_2\tau_i} \end{pmatrix} \quad (4)$$

2.1.3 DGNS 모형

Dynamic Generalized Nelson-Siegel (DGNS) 모형은 DNSS 모형에 두 번째 기울기 요인을 추가한 모형으로, 1개의 수준 요인과 각각 2개의 기울기와 곡도 요인을 가진다. 수익률곡선 요인이 5개이므로 다음과 같이 쉽게 확장되며 그 외 나머지 부분은 늘어난 차원을 맞춰주는 형식으로 조정된다.

$$B^{GNS}(\tau_i) = \begin{pmatrix} 1, \frac{1-e^{-\lambda_1\tau_i}}{\lambda_1\tau_i}, \frac{1-e^{-\lambda_2\tau_i}}{\lambda_2\tau_i}, \frac{1-e^{-\lambda_1\tau_i}}{\lambda_1\tau_i} e^{-\lambda_1\tau_i}, \frac{1-e^{-\lambda_2\tau_i}}{\lambda_2\tau_i} e^{-\lambda_2\tau_i} \end{pmatrix} \quad (5)$$

2) 이는 요인의 예측 모형에 해당하며, VAR 모형대신 다른 형태의 다변량 모형을 사용해도 된다.



2.1.4 AFNS 모형

Christensen et al. (2011)은 3요인 DNS 모형에 무차익거래 제약조건(no-arbitrage restriction)을 도입한 arbitrage-free Nelson-Siegel (AFNS) 모형을 제안하였는데, 시계열적인 평균 측면에서 차익거래 기회가 제거되는 이론적인 우수함을 가지고 있다. DNS 모형과 달리, AFNS 모형은 관측방정식에 변동성 행렬의 원소($\sigma_{ii}^2, i = 1, 2, 3, \dots$)와 decay 모수(λ)의 함수 형태로 표현되는 수익률 조정항 ($\frac{A^{NS}(\tau)}{\tau}$, yield-adjustment term)을 포함한다.

$$y_t(\tau) = B^{NS}(\tau)X_t - \frac{A^{NS}(\tau)}{\tau} + \epsilon_t(\tau) \quad (6)$$

본 연구는 요인간 상관관계를 고려하지 않는 (Independent) AFNS 모형을 이용하므로 수익률 조정항은 다음과 같이 비교적 간단하게 계산된다.

$$\begin{aligned} \frac{A^{NS}(\tau)}{\tau} &= \sigma_{11}^2 \frac{\tau^2}{6} + \sigma_{22}^2 \\ &\left[\frac{1}{2\lambda^2} - \frac{1}{\lambda^3} \frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\tau} + \frac{1}{4\lambda^3} \frac{1-e^{-2\lambda\tau}}{\tau} \right] \\ &+ \sigma_{33}^2 \left[\frac{1}{2\lambda^2} + \frac{1}{\lambda^2} e^{-\lambda\tau} - \frac{1}{4\lambda} \tau e^{-2\lambda\tau} - \right. \\ &\left. \left[\frac{3}{4\lambda^2} e^{-2\lambda\tau} - \frac{2}{\lambda^3} \frac{1-e^{-\lambda\tau}}{\tau} + \frac{5}{8\lambda^3} \frac{1-e^{-2\lambda\tau}}{\tau} \right] \right] \end{aligned} \quad (7)$$

2.1.5 AFGNS 모형

Christensen et al. (2009)은 4요인 무차익거래 DNSS 모형이 이론적으로 불가능함을 보여주면서, 5요인 DGNS 모형에 무차익거래 제약조건을 도입한 Arbitrage-free Generalized Nelson-Siegel (AFGNS) 모형을 제안하였는데, 3요인 AFNS 모형과 마찬가지로 시계열적인 평균 측면에서 차익거래 기회가 제거되는 이론적인 우수함을 가지고 있으며, DGNS 모형과 달리, 수익률 조정항 ($\frac{A^{GNS}(\tau)}{\tau}$)이 관측방정식에 추가된다. 수익률곡선 요인벡터가

$X_t = (L_t, S_t^1, S_t^2, C_t^1, C_t^2)$ 일 때, 독립적인 AFGNS 모형과 수익률 조정항은 각각 다음과 같다.

$$y_t(\tau) = B^{GNS}(\tau)X_t - \frac{A^{GNS}(\tau)}{\tau} + \epsilon_t(\tau) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{A^{GNS}(\tau)}{\tau} &= \sigma_{11}^2 \frac{\tau^2}{6} \\ &+ \sigma_{22}^2 \left[\frac{1}{2\lambda_1^2} - \frac{1}{\lambda_1^3} \frac{1-e^{-\lambda_1\tau}}{\tau} + \frac{1}{4\lambda_1^3} \frac{1-e^{-2\lambda_1\tau}}{\tau} \right] \\ &+ \sigma_{33}^2 \left[\frac{1}{2\lambda_2^2} - \frac{1}{\lambda_2^3} \frac{1-e^{-\lambda_2\tau}}{\tau} + \frac{1}{4\lambda_2^3} \frac{1-e^{-2\lambda_2\tau}}{\tau} \right] \\ &+ \sigma_{44}^2 \left[\frac{1}{2\lambda_1^2} + \frac{1}{\lambda_1^2} e^{-\lambda_1\tau} - \frac{1}{4\lambda_1} \tau e^{-2\lambda_1\tau} \right. \\ &\left. - \frac{3}{4\lambda_1^2} e^{-2\lambda_1\tau} - \frac{2}{\lambda_1^3} \frac{1-e^{-\lambda_1\tau}}{\tau} + \frac{5}{8\lambda_1^3} \frac{1-e^{-2\lambda_1\tau}}{\tau} \right] \\ &+ \sigma_{55}^2 \left[\frac{1}{2\lambda_2^2} + \frac{1}{\lambda_2^2} e^{-\lambda_2\tau} - \frac{1}{4\lambda_2} \tau e^{-2\lambda_2\tau} \right. \\ &\left. - \frac{3}{4\lambda_2^2} e^{-2\lambda_2\tau} - \frac{2}{\lambda_2^3} \frac{1-e^{-\lambda_2\tau}}{\tau} + \frac{5}{8\lambda_2^3} \frac{1-e^{-2\lambda_2\tau}}{\tau} \right] \end{aligned} \quad (9)$$

2.1.6 시점별 OLS 추정 모형: NS, NSS, GNS 모형

앞에서 소개한 모형 중 AFNS와 AFGNS 모형은 이론 모형 (pricing model)이므로 확률과정 추정을 위해 칼만필터/최우추정법 즉 1단계 추정법을 사용해야 한다. 그러나 DNS, DNSS, DGNS 모형은 이론적 제약이 없는 시계열 모형(time series model)이기 때문에 1단계 추정법뿐만 아니라 요인 추정과 예측을 분리하는 2단계 추정법도 사용할 수 있다. 2단계 추정법은 매 시점의 수익률곡선의 횡단면 자료를 설명하는 NS, NSS, 또는 GNS 모형을 선형회귀 (period-by-period OLS) 기법으로 추정한 후 (요인 추정), VAR 모형과 같은 다변량 시계열 모형으로 요인의 시계열을 예측한다 (요인 예측). 이때 λ (3요인 모형의 경우) 또는 λ_1 와 λ_2 (4 또는 5요인 모형의 경우) 파라미터는 격자탐색 또는 최적화 방법을 이용하여 선택한다. 따라서 2단계 추정법에서 요인추정

단계에서의 설명변수는 주어진 λ 또는 λ_1 와 λ_2 파라미터에 의해 결정되는 요인부하 행렬 $B(\tau)$ 이고 OLS 추정치는 \hat{X}_t 이다.

2.2 이자율 요인 예측 모형

2.2.1 칼만 필터 예측

수익률곡선 요인을 칼만필터를 이용하여 추정할 경우 이 필터링을 이용하여 예측도 수행하며 이는 일반적인 칼만필터를 이용한 예측 방식이다. 예측성과를 보고할 때 1단계 추정법 즉, 칼만필터를 이용할 경우에는 KF로 표시하였다.

2.2.2 2단계 추정법: AR, VAR, VECM 모형

2단계 추정법은 수익률 요인의 추정과 예측을 분리하는 것이며, 각각의 모형에 따라 여러 조합이 가능하다. NS-VAR 모형을 예로 들면, 다음과 같은 추정 및 예측 과정이 적용된다. 우선, 1단계에서는 매 시점마다 수익률곡선 횡단면 자료에 NS 모형을 적용하여 3개의 회귀계수를 추정한다. 이렇게 매 시점마다 추정된 회귀계수는 각각 하나의 시계열을 나타내므로 이를 수익률 요인 시계열로 이해할 수 있다. 그 다음, 2단계에서 수익률 요인의 벡터 시계열을 내생변수로 하는 VAR(1) 모형을 추정한 후 예측치를 생성한다. 이 수익률 요인 예측치를 NS 모형에 대입하면 수익률곡선의 예측치가 산출된다. NS-VAR와 같은 2단계 추정법은 1단계 추정법에 비해 추정 및 예측 과정이 쉽고 VAR 모형 대신 AR 또는 VECM 등으로의 변경이나 추가적인 시차(lag) 변수의 도입 등 모델링의 유연성이 높다는 장점을 가지고 있다. NSS-VAR 모형의 경우에는 3요인 NS 모형 대신 4요인 NSS 모형을 요인 추정 모형으로 사용한 것이므로 요인의 개수만 제외하면 나머지 부분은 NS-VAR 모형과 같다. 특히 요인 예측 모형은 요인 추출방법과 무관하므로 예로 들면, NS 모형 대신 DNS 또는 AFNS 모형으로부터 추출한 요인에 VAR 모형을 적용한, DNS-VAR 또는 AFNS-VAR 모형

등도 가능하다. 물론 이 경우에는 칼만필터를 이용한 최우추정법으로 요인을 추출해야 한다. VAR 모형을 포함한 다양한 형태의 요인 예측 모형을 나열하면 다음과 같다.

$$1) \text{ VAR} \quad : \quad f_t = C + A f_{t-1} + \eta_t \quad (10)$$

$$2) \text{ AR} \quad : \quad f_{i,t} = C_i + A_i f_{i,t-1} + \eta_{i,t}, \quad (11)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots$$

$$3) \quad \text{VECM} \quad : \quad \begin{aligned} \Delta f_t &= c + \Pi f_{t-1} + \Theta_1 \Delta f_{t-1} + \eta_t, \\ \Pi &= \alpha \beta' \end{aligned} \quad (12)$$

여기에서 NS 모형의 회귀계수 추정치는 수익률 요인으로 해석되므로 벡터로 나타낸 β_t 대신 DNS 모형의 요인 벡터와 같다는 의미에서 f_t 로 표기한다.

2.2.3 Shifting Endpoints (SE) 모형

평균조정(shifting endpoints, SE) 기법은 기존의 이자율 모형의 예측력이 단순한 RW 모형보다 낮은 경우가 빈번하다는 문제의식에서 제안되었는데, 평균 회귀의 기준이 되는 평균 모수를 최근 자료(이자율 요인 또는 인플레이션율)에 연동시켜 조정하는 기법이다. 미국의 국제 수익률곡선을 예측할 때 DNS 모형을 다양한 형태로 개선한 모형이 비록 DNS 모형보다는 예측성도가 좋더라도 가장 기본적인 벤치마크 모형인 RW모형을 능가하는 것이 의외로 어려운 경우가 많았다. 이는 미국 이자율이 대인플레이션(the great inflation) 시기를 거친 후 1980년대부터 지속적으로 하락하는 추세를 나타냈는데 일반적인 시계열 모형은 시계열적 안정성(stationarity)에 기반을 둔 평균회귀 속성을 가지므로 전반적으로 수익률 예측치가 상승하는 형태로 나타났기 때문이다. 이자율이 계속 낮아질 경우 전체 표본의 무조건부 평균은 예측 시점의 이자율 보다 높기 때문이다. 이와 같이 낮은 예측력을 개선하기 위하여, van Dijk et al. (2013)은 Kozicki and Tinsley (2001)의 SE 기법을 DNS 모형에 도입하였다. 이 SE 기법은 이자율 요인 또는 특히 비정상성을



강하게 나타내는 수준 요인에 대하여, 전기 변수값과 전기 평균값이 이번 기 평균값을 결정하는 모형을 도입하였다. SE 모형은 단독으로 사용되는 것이 아니고 DNS 모형에서 요인의 동학을 설명하는 VAR 또는 AR모형에 도입되는 기법이므로 DNS-SE 또는 NS-AR-SE와 같은 형식으로 평균을 조정하는 기법이 추가된 모형이 된다. 먼저 AR 형태의 요인 모형은 무조건부 평균(μ_j)이 시간에 따라 변하지 않으므로 다음과 같이 표현된다.

$$\beta_{j,t+1} = \mu_j + \phi_j(\beta_{jt} - \mu_j) + \eta_{j,t+1} \quad (13)$$

SE 모형은 비중 모수(α)를 이용하여 t 시점의 j 번째 수익률 요인(β_{jt})과 t 시점의 조건부 평균(μ_{jt})을

가중 평균함으로써 $t+1$ 시점의 j 번째 수익률 요인($\beta_{j,t+1}$)에 적용되는 조건부 평균($\mu_{j,t+1}$)을 계산한다.

$$\begin{aligned} \beta_{j,t+1} &= \mu_{j,t+1} + \phi_j(\beta_{jt} - \mu_{jt}) + \eta_{j,t+1} \\ \mu_{j,t+1} &= \alpha\beta_{jt} + (1-\alpha)\mu_{jt} \quad (14) \\ 0 < \alpha < 1, \mu_{j1} &= \beta_{j1} \end{aligned}$$

이는 결국 국지적인 평균을 결정할 때 지수가중(exponentially weighted) 형식을 사용함으로써 최근의 정보가 더욱 많이 반영되도록 것이다. 본 연구에서 사용하는 SE 기법은 AR과정을 따르는 시계열에 적용되므로 NS-ARSE 또는 NSS-ARSE 와 같이 나타낸다.

[3] 자료와 추정 방법론

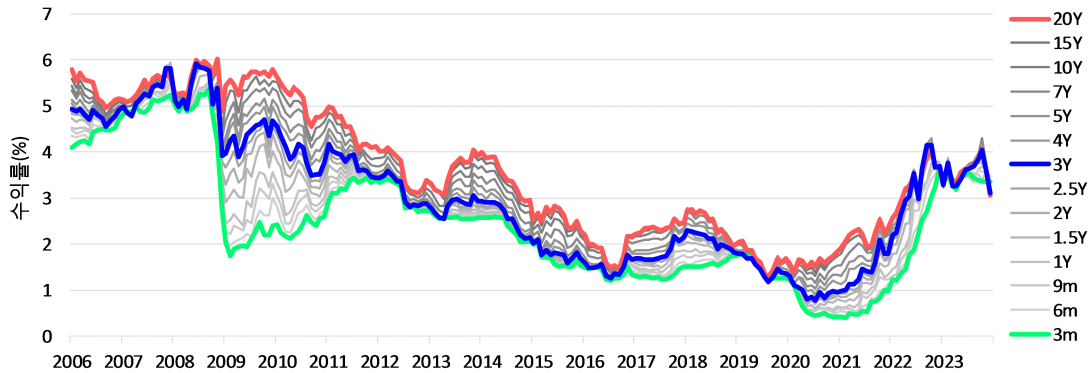
3.1 자료

분석 자료는 우리나라 국고채 현물수익률(KTB spot rate) 기간구조이며 분석 기간은 국고채 20년물의 발행이 시작된 2006년 1월부터 2023년 12월까지로 총 18년에 해당한다. 만기는 3, 6, 9, 12, 18, 24, 30, 36, 48, 60, 84, 120, 180, 240개월로 총 14개이다. 예측성과를 측정하는 외표본 기간은 모수 추정과 수익률 예측에 사용되는 기간을 동시에 충분히 확보하기 위하여 분석기간의 반에 해당하는 9년으로 정하였다. 따라서 모수 추정기간은 확장 표본(expanding window) 방식인 경우 9년에서 순차적

으로 1개월씩 늘어나고, 이동 표본(rolling window) 방식의 경우 고정된 추정기간(rolling window)을 유지하면서 한 달씩 이동한다. 확장 표본의 경우 표본의 시작시점이 첫 번째 관측시점(2006년 1월)과 같다는 것을 제외하면 나머지 추정 및 예측 과정은 이동 표본의 경우와 동일하다. 그러므로 첫 번째 내표본(in-sample)과 외표본(out-of-sample) 기간은 각각 2006년 1월부터 2017년 12월까지, 2018년 1월부터 2023년 12월까지이다. 특히 외표본은 다양한 수익률곡선의 변화(전반적인 하락, 저금리 기조, 전반적 상승)를 나타내는 코로나19 기간 및 그 이전과 이후를 적절히 포함하도록 하였다³⁾.

3) 코로나19는 우리나라의 금리뿐만 아니라 주식시장에도 큰 영향을 주었다. 우민철·김명애(2022)는 국내 주식시장은 COVID-19 상황에 대하여 민감한 반응을 보였으며 위기를 투자 기회로 활용하고자 하는 움직임이 있었음을 확인하였다.

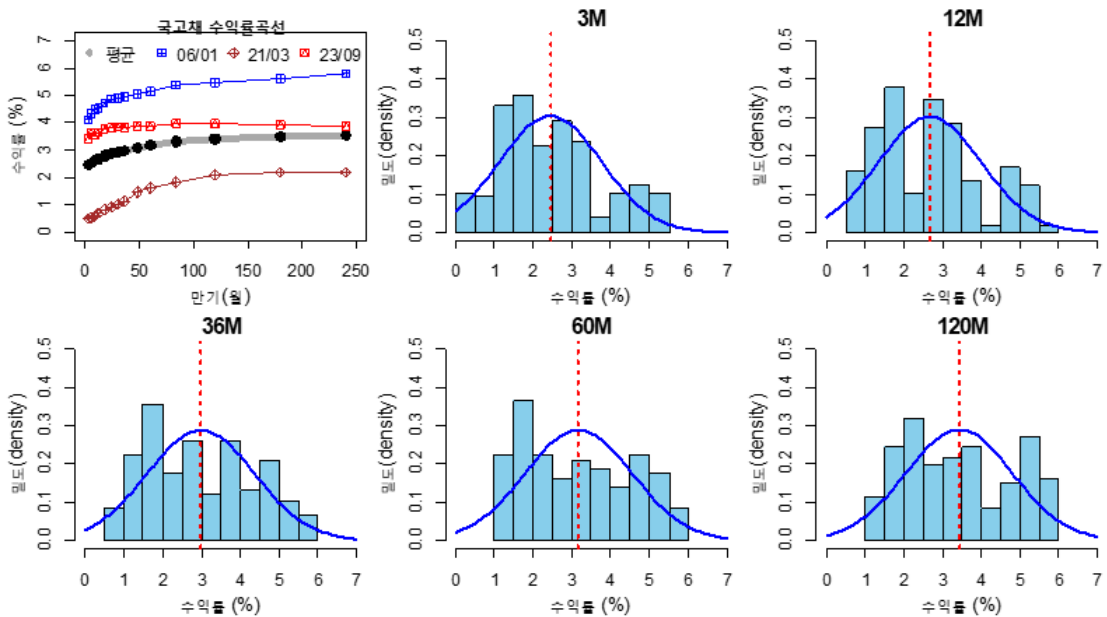
〈그림 1〉 국고채 수익률곡선의 추이



〈그림 2〉는 표본기간의 국고채 수익률 기간구조의 특성을 도시한 것이다. 왼쪽의 첫 번째 그림은 표본기간 동안 국고채 수익률곡선의 전반적 수준의 변화를 나타낸다. 국고채 수익률은 2006년 1월 가장 높은 수준(파란색)을 나타낸 후 대략 2020년 부근까지 하락

추세를 보여주었고, 코로나19에 대응한 전 세계적인 금리인하로 인하여 2021년 3월에 가장 낮은 수준(갈색)을 나타냈다. 이후 코로나19가 심각했던 기간 동안 저금리 기조가 유지되다가 다시 상승하여 현재는 평균 수준보다 높은 상태에 있다.

〈그림 2〉 만기별 국고채 수익률의 분포



〈그림 2〉에서 히스토그램으로 나타낸 5개 만기의 수익률 분포를 보면 정규분포에 비해 왼쪽의 빈도가 다소 높게 나타나는데 이는 2000년대 이후 수익률의

전반적인 하락 추세와 최근의 상승 현상을 반영하고 있다. 제로금리정책(zero lower bound, ZLB)으로 인해 미국의 경우 3개월 수익률의 분포는 0%에서



가장 큰 막대그래프를 나타내지만 우리나라의 경우 명시적으로 ZLB가 발생하지 않았으므로 가장 높은 막대그래프가 0%보다 높은 수준에서 형성되고 있다

3.2 추정 방법론

OLS와 VAR 모형 등에 기반하여 추정이 비교적 용이한 2단계 추정법과 달리, 1단계 추정법은 칼만필터/최우추정법을 이용하므로 이를 간략히 설명하면 다음과 같다. 주어진 모수 하에서 칼만필터는 상태방정식을 이용한 예측, 관측방정식을 이용한 예측 오차의 갱신을 반복하며 미관측 요인의 추정치를 산출한다. 이때, 모수는 최우추정법으로 추정한다. f_t 를 미관측 요인 벡터라고 할 때, 행렬 표기법으로 DNS 모형을 나타내면 다음과 같다

$$y_t = \Lambda f_t + \epsilon_t$$

$$f_t = (I - A)\mu + Af_t + \eta_t$$

여기에서 x_t 와 μ 는 각각 요인과 요인의 평균을 나타내는 벡터이고 Λ 는 계수행렬이다. ϵ_t 와 η_t 는 공분산행렬이 각각 Σ_ϵ 와 Σ_η 인 관측방정식과 상태방정식의 확률 오차항이며 잡음 간 상관관계는 없다고 가정한다.

우선 상태방정식의 예측 과정은 다음과 같다.

$$f_{t|t-1} = (I - A)\mu + Af_{t-1|t-1}$$

$$v_{t|t-1} = Av_{t-1|t-1}A' + \Sigma_\eta$$

예측된 요인으로부터 현물 수익률 예측치가 산출되면 실제 자료인 현물 수익률과 비교함으로써 예측오차 및 이의 공분산행렬이 계산된다.

$$e_t = y_t - \Lambda f_{t|t-1}$$

$$ev_t = \Lambda v_{t|t-1}A' + \Sigma_\epsilon$$

칼만조정항(Kalman gain) K_t 으로부터 다음과 같은 갱신 (updating) 방정식이 도출된다.

$$K_t = v_{t|t-1}A'ev_t^{-1}$$

$$f_{t|t} = f_{t|t-1} + K_t e_t$$

$$v_{t|t} = v_{t|t-1} - K_t \Lambda v_{t|t-1}$$

최종적으로 조건부 예측오차와 이의 공분산행렬을 이용하여 다음과 같은 대수우도함수가 계산되며 수치 최적화를 통해 극대화하면 모수 벡터 θ 가 추정된다.

$$l(\theta) = -\frac{NT}{2} \log 2\pi - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \log |ev_t|$$

$$- \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T e_t'(ev_t)^{-1} e_t$$

여기에서 N 과 T 는 각각 만기와 관측 시점의 개수이다.

[4] 실증분석

4.1 수익률곡선 요인 추정치

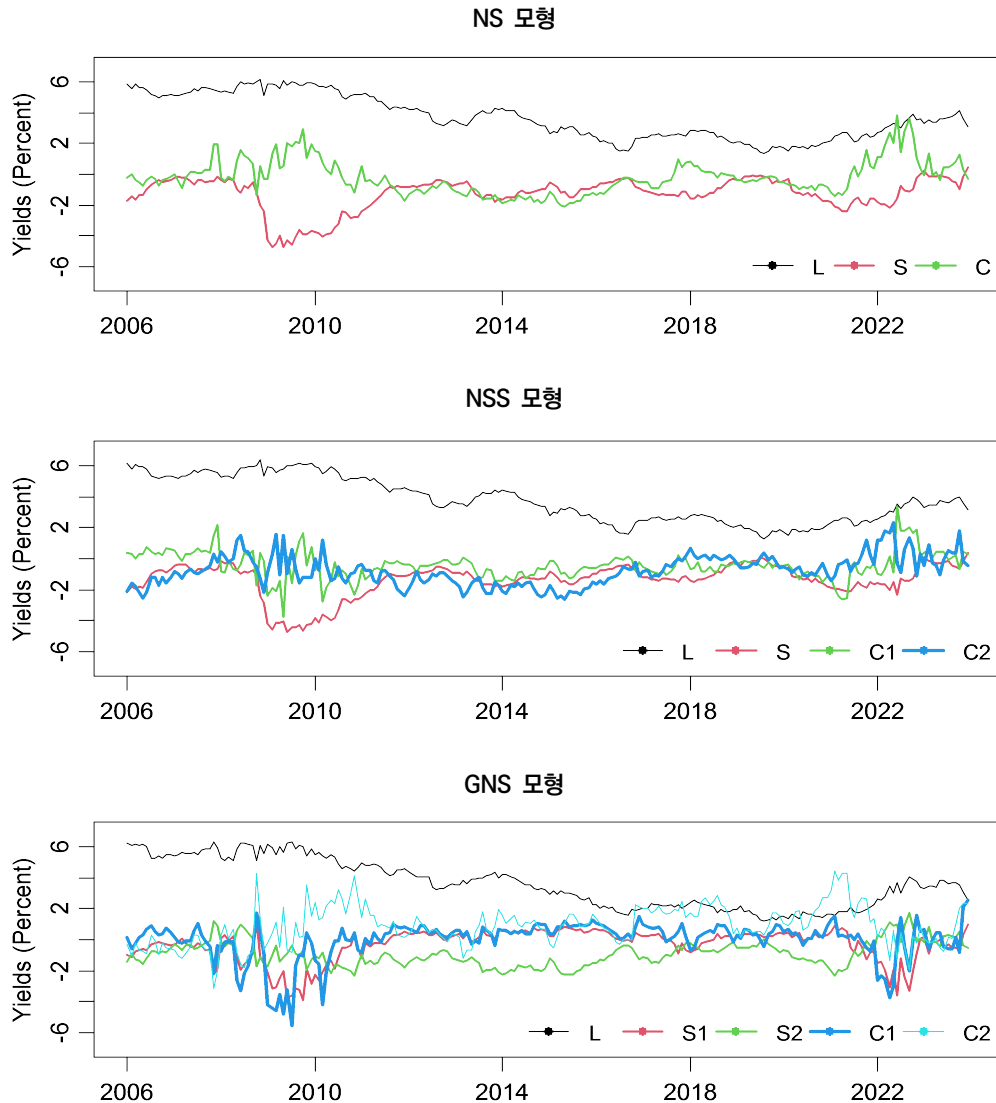
예측성과 비교에 앞서 추정된 수익률곡선 요인의 추이를 살펴보도록 한다. <그림 3>과 <그림 4>는 전체 표본에 대하여 본 연구에서 다루는 모든 모형으로

추정한 수익률곡선 요인의 추이를 나타낸다. 우선 3요인 모형인 NS, DNS, AFNS 모형의 요인 추정치는 매우 유사한 모습을 보이고 있으며, 4요인 모형인 NSS, DNSS 모형은 곡도 요인이 국지적으로 약간 다른 모습을 나타내는 경우도 있지만 전반적으로 유사

하다. 5요인 모형의 경우에는, 서로 유사한 모습을 나타내는 GNS와 AFGNS 모형과 달리, DGNS 모형은 두 번째 기울기와 곡도 요인이 다소 다른 모습을 보여주고 있다. 5요인 모형의 경우 두 개의 기울기 요인이 잘 식별되지 않은 관계로 다소 중첩적인 형태를 나타내

고 있지만⁴⁾, 전반적으로 3, 4, 5 요인 모형으로부터 추출한 수익률곡선 요인은 코로나 19 이전과 이후에 나타난 수익률곡선의 변동을 요약적으로 잘 설명하고 있다.

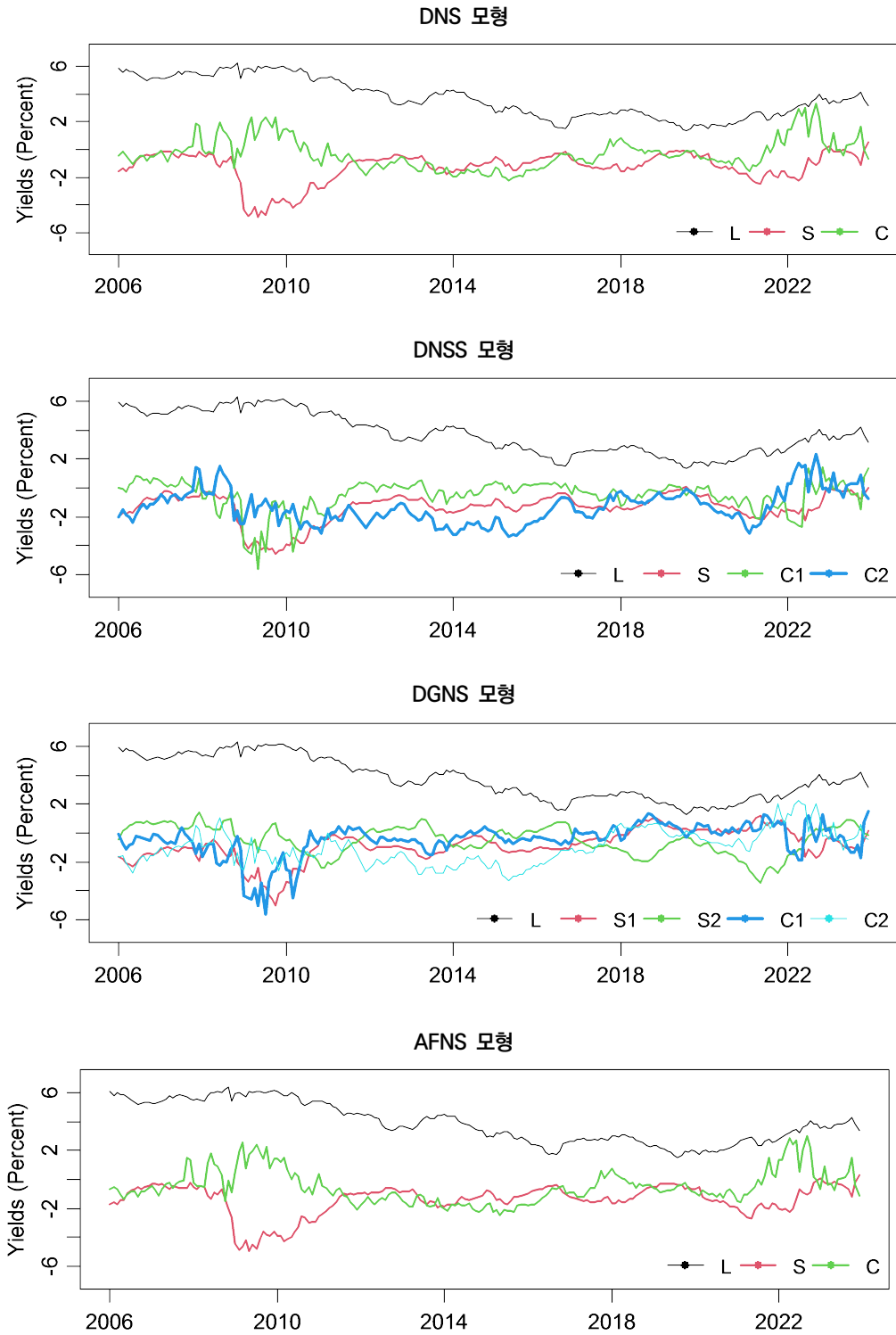
〈그림 3〉 모형별 국고채 수익률곡선 요인의 추이 (기간별 OLS 추정법)



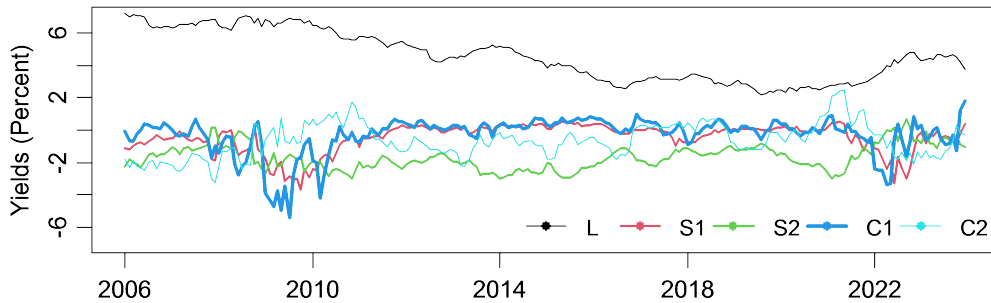
4) 미국과 같이 제로금리 (zero lower bound, ZLB) 정책을 실행한 국가의 경우, 두 개의 기울기 요인이 비교적 잘 식별된다. 즉 첫 번째 기울기 요인은 단기 영역의 기울기, 두 번째 기울기 요인은 장기 영역의 기울기를 나타낸다.



〈그림 4〉 국고채 수익률곡선 요인의 추이 (칼말필터/MLE 추정법)



AFGNS 모형



4.2 만기별 수익률 예측성과 비교

시계열 모형의 경우 추정할 모수의 개수가 많으면 많을수록 적합도(fitting)는 높지만 그로 인한 과대적합(overfitting)으로 인해 외표본 예측력이 저하되므로 모수의 개수에 별칙을 부여한 AIC (Akaike Information Criterion) 또는 BIC (Bayes Information Criterion) 등의 정보기준에 따라 모수의 개수가 적으면서도 적합도가 높은 모형을 찾는 것이 일반적이다. 그런데, DNS 및 그 확장 모형의 경우, 이와 같은 방식으로 최적 모형을 선택하는 것은 다소 어렵다. 왜냐하면 로그우도함수가 크면, AIC나 BIC도 낮아지는 경향을 보이기 때문에 대부분의 경우, 모수의 개수가 증가함에도 불구하고 요인이 개수가 많은 모형이 거의 대부분 선택된다. 즉, AIC나 BIC 기준으로 DNS와 DNSS 모형 중 하나를 선택한다면 거의 대부분 DNSS 모형이 선택된다. 그러므로 이 두 모형을 별개의 모형으로 보고 각각의 외표본 예측성과를 비교하는 것이 이 분야 연구의 일반적인 방법이다. 이는 요인의 개수가 3, 4, 5 개 정도인 경우에는 우도함수의 영향이 매우 지배적이기 때문이다. 이와 같은 연구 방법론의 특성을 고려하여 DNS 모형으로부터 확장된 모형들을 모두 개별 모형으로 간주하고 국고채 수익률 외표본 예측성과 비교를 다음과 같은

순서로 진행하였다⁵⁾.

- 1) 내표본 자료를 이용하여 국고채 수익률곡선 모형의 모수 추정
- 2) 추정된 모형을 이용하여 3, 6, 12, 24개월 외표본 예측치 산출
- 3) 1)과 2)의 과정을 내표본을 이동시켜가며 실행(rolling estimation)
- 4) RMSFE (root mean squared forecast error) 기준의 예측성과 산출
- 5) 통계적 유의성 판단을 위한 DM (Diebold-Mariano) 검정 통계량 산출
- 6) 1)부터 5)까지의 과정을 모형 구조를 바꾸어가며 반복 실행

국고채 3개월, 6개월, 1년, 3년, 5년, 10년, 20년물의 예측성과를 RMFSE와 DM 통계량 위주로 <표 1>부터 <표 7>까지 순서대로 정리하였다. 이때 주된 검토 대상은 수익률곡선 요인의 개수(3, 4, 5 요인), 무차익 거래 조건 도입 여부, 추정기법(칼만 필터와 최우추정법을 이용한 1단계 추정 또는 NS-VAR 형태의 2단계 추정), 평균조정(shifting endpoints, SE) 기법, 2단계 추정법의 요인 모형(AR, VAR 또는 VECM 모형), 그리고 표본 설정(이동 또는 확장 표본) 등이다. 이후

5) 본 연구에서 사용한 모형 추정과 예측 과정은 일반적인 시계열분석에서 사용하는 내표본 추정 및 외표본 예측이다. 이 경우 모수 추정에 사용되는 자료(내표본)는 예측 대상이 되는 자료(외표본)를 전혀 포함하지 않으므로 look-ahead bias 문제가 발생할 가능성은 없다.



〈표 1〉 국고채 3개월물 예측성과

예측기간(개월)		h=3	h=6	h=12	h=24	h=3	h=6	h=12	h=24
요인 추정	요인 예측	RMSFE				DM statistics			
Random	Walk	32.7	58.8	108.0	178.9				
NS	AR	30.2	58.6	104.2	158.1	-1.42	-0.06	-0.39	-2.01**
NS	ARSE	27.9	55.9	109.4	189.4	-1.53	-0.97	0.26	0.51
NS	VAR	23.0	45.6	90.9	149.1	-1.62	-1.06	-1.31	-1.01
NS	VECM	32.6	67.7	127.9	201.0	-0.03	1	1.05	0.34
NSS	AR	35.6	60.1	96.0	154.5	1.36	0.29	-1.49	-1.39
NSS	ARSE	34.7	61.1	109.7	180.5	1.97*	1.35	0.3	0.1
NSS	VAR	26.4	49.9	96.3	158.0	-1.15	-0.78	-0.78	-0.59
NSS	VECM	36.8	70.8	130.0	203.0	1.58	1.93*	1.58	0.51
GNS	AR	38.0	60.0	94.5	164.9	1.16	0.13	-1.49	-0.97
GNS	ARSE	49.5	88.4	148.3	220.2	2.66***	2.15**	1.22	0.65
GNS	VAR	25.2	49.7	96.6	161.2	-1.42	-0.83	-0.83	-0.69
GNS	VECM	36.2	70.8	128.3	192.7	1.72*	2.00**	1.55	0.45
DNS	KF	30.4	54.9	94.8	150.9	-0.85	-1.33	-1.54	-0.71
DNS	AR	29.7	54.0	92.7	152.7	-1.25	-1.39	-2.22**	-1.42
DNS	ARSE	30.7	58.0	108.1	188.2	-0.63	-0.28	0.03	0.6
DNS	VAR	25.8	47.8	92.2	148.4	-1.22	-0.91	-1.1	-0.83
DNS	VECM	38.1	74.7	136.0	206.5	1.23	1.79*	1.41	0.39
DNSS	KF	37.8	64.3	107.8	162.4	2.03**	1.37	-0.04	-0.63
DNSS	AR	34.9	57.7	93.8	154.7	0.84	-0.22	-1.73*	-1.4
DNSS	ARSE	34.6	61.0	110.6	190.3	1.1	0.77	0.69	1.02
DNSS	VAR	25.4	49.8	96.7	159.2	-1.41	-0.83	-0.8	-0.61
DNSS	VECM	38.0	74.0	136.0	205.3	2.69***	2.61**	1.78*	0.49
DGNS	KF	31.9	56.1	100.3	158.9	-0.57	-0.95	-1.54	-0.71
DGNS	AR	30.8	53.4	96.3	165.4	-0.88	-1.18	-2.02**	-1.31
DGNS	ARSE	27.7	51.9	101.6	191.9	-1.25	-1.1	-0.89	0.42
DGNS	VAR	26.3	52.3	104.5	183.1	-1.12	-0.52	-0.17	0.07
DGNS	VECM	34.2	67.7	128	200.1	0.69	1.56	1.46	0.56
AFNS	KF	30.3	56.8	102.8	167.8	-0.88	-0.81	-1.75*	-1.91*
AFNS	AR	28.5	53.1	93.1	154.9	-1.61	-1.72*	-2.23**	-1.44
AFNS	ARSE	28.7	55.3	105.1	186.0	-1.04	-0.95	-0.68	0.56
AFNS	VAR	26.4	48.8	93.6	151.1	-1.11	-0.81	-0.92	-0.68
AFNS	VECM	37.5	73.8	135.0	207.8	1.04	1.62	1.34	0.4
AFGNS	KF	28.8	49.6	89.6	159.2	-1.19	-1.23	-2.00**	-2.45**
AFGNS	AR	30.9	53.2	94.0	171.5	-0.46	-0.67	-1.22	-0.43
AFGNS	ARSE	31.1	60.8	114.8	191.4	-0.42	0.37	0.58	0.44
AFGNS	VAR	23.5	46.7	93.9	161.0	-1.6	-0.94	-0.86	-0.66
AFGNS	VECM	35.1	67.7	122.7	184.1	1.11	1.59	1.34	0.25

주) RMSFE (Root Mean Square Forecast Error) 는 외표본 예측오차의 평균을 의미하고 DM 통계량의 1%, 5%, 10% 유의수준 하에서의 통계적 유의성을 ***, **, *로 나타냈다. 굵게 나타낸 모형은 1) DM 통계량 기준으로 유의수준 10% 이내에서 통계적으로 유의한 값이 존재하거나 2) 비록 엄밀하게 통계적으로 유의한 경우는 없더라도 전반적으로 RW 모형보다 예측오차가 적은 경우를 의미한다.

〈표 2〉 국고채 6개월물 예측성과

예측기간(개월)		h=3	h=6	h=12	h=24	h=3	h=6	h=12	h=24
요인 추정	요인 예측	RMSFE				DM statistics			
Random Walk		34.0	61.3	108.6	181.4				
NS	AR	33.8	62.8	106.8	162.8	-0.12	0.39	-0.18	-2.05**
NS	ARSE	30.8	59.3	109.7	190.1	-1.68*	-1.21	0.26	0.46
NS	VAR	24.6	50	92.4	148.7	-1.58	-0.97	-1.4	-1.05
NS	VECM	34.6	69.6	125.5	193.2	0.16	1.06	0.9	0.17
NSS	AR	38.5	65.1	101.5	164.8	1.6	0.78	-0.81	-0.91
NSS	ARSE	35.2	62.8	109.9	184.9	0.8	0.7	0.22	0.19
NSS	VAR	25.3	51.4	95	154.5	-1.66	-0.91	-1.09	-0.83
NSS	VECM	33.8	68.1	124.8	196.5	-0.07	1.19	1.13	0.32
GNS	AR	36.8	59.2	96.2	168	0.56	-0.19	-1.4	-0.98
GNS	ARSE	46.6	85.2	142.1	217.2	2.42**	2.06**	1.2	0.66
GNS	VAR	27.8	53.1	97.3	159.5	-1.25	-0.7	-0.83	-0.76
GNS	VECM	37	72.6	127.9	189	1.06	1.55	1.15	0.16
DNS	KF	32.6	58.8	96.6	152.8	-0.9	-1.08	-1.27	-0.71
DNS	AR	31.3	56.6	94.7	158.1	-1.35	-1.2	-1.84*	-1.43
DNS	ARSE	31.6	59.7	106.6	188.6	-1.24	-0.99	-0.58	0.51
DNS	VAR	25.9	51	92.7	147.2	-1.36	-0.88	-1.22	-0.91
DNS	VECM	37.9	74.2	130.4	195.4	1.03	1.65	1.09	0.19
DNSS	KF	38	65	106.8	161	1.39	0.96	-0.3	-0.66
DNSS	AR	34.7	57.4	93.2	158.3	0.21	-0.64	-1.6	-1.36
DNSS	ARSE	34	60.6	108.2	191.5	0.02	-0.24	-0.12	1.07
DNSS	VAR	27.4	53.6	97.6	157.2	-1.33	-0.7	-0.81	-0.67
DNSS	VECM	37.6	74.2	133.9	202.7	1.52	1.98*	1.42	0.35
DGNS	KF	31.4	56.4	99.8	159.9	-1.54	-1.42	-1.65	-0.8
DGNS	AR	30.1	53.4	96.4	169.3	-1.44	-1.35	-2.05**	-1.05
DGNS	ARSE	28.7	55.3	103.1	195.4	-1.24	-1.11	-0.89	0.46
DGNS	VAR	28	54.9	104.3	180.5	-1.13	-0.5	-0.23	-0.02
DGNS	VECM	35.3	70.2	127.6	196.4	0.5	1.51	1.29	0.31
AFNS	KF	32.7	60.9	105	170	-0.88	-0.22	-0.97	-1.86*
AFNS	AR	30.8	56.4	95.6	160.5	-1.6	-1.39	-1.78*	-1.41
AFNS	ARSE	29.8	57.7	104.4	186.7	-1.37	-1.41	-1.19	0.46
AFNS	VAR	26.4	51.9	94	149.8	-1.27	-0.8	-1.04	-0.78
AFNS	VECM	37.6	73.8	130.4	197.8	0.91	1.57	1.09	0.22
AFGNS	KF	27.9	49.9	90.5	161.6	-1.59	-1.4	-2.11**	-2.61**
AFGNS	AR	29.5	52.2	93.6	175.4	-1.11	-0.96	-1.4	-0.34
AFGNS	ARSE	30.6	61.3	113.3	194.5	-0.93	0	0.47	0.46
AFGNS	VAR	26.4	50.2	95.4	160.8	-1.42	-0.83	-0.86	-0.74
AFGNS	VECM	36.6	70.5	122.7	179.5	0.93	1.47	1.06	-0.06

주) 표1의 주석과 동일하다.



〈표 3〉 국고채 1년물 예측성과

예측기간(개월)		h=3	h=6	h=12	h=24	h=3	h=6	h=12	h=24
요인 추정	요인 예측	RMSFE				DM statistics			
Random Walk		34.8	60.8	105.5	179.9				
NS	AR	40	67.9	110.7	168.7	1.44	1	0.38	-1.49
NS	ARSE	36.6	63.2	110.6	188.4	1.17	1.25	0.82	0.44
NS	VAR	31.4	56	94	145.9	-0.97	-0.69	-1.89*	-1.14
NS	VECM	38.9	70.8	119.7	175.7	2.04**	1.84*	0.89	-0.06
NSS	AR	42.9	70.2	107.1	173.5	2.18**	1.48	0.16	-0.37
NSS	ARSE	38.5	65.5	110.3	184.7	1.41	1.75*	0.72	0.24
NSS	VAR	31.5	56.5	95.5	149.8	-0.9	-0.6	-1.45	-0.98
NSS	VECM	35.3	67	117	179.9	0.27	1.35	0.99	0
GNS	AR	37.3	61.6	101.1	174.1	0.39	0.09	-0.64	-0.41
GNS	ARSE	47.2	82.5	135.4	212.2	1.96*	1.94*	1.24	0.69
GNS	VAR	32.4	56.5	96.7	154.4	-0.49	-0.49	-1.09	-1.01
GNS	VECM	38	70.9	119.1	172.6	1.5	1.70*	0.94	-0.14
DNS	KF	37.2	62.6	99.2	153	1.23	0.57	-0.85	-0.73
DNS	AR	35.1	59.9	98.5	165.2	0.17	-0.27	-1.11	-1.33
DNS	ARSE	35	61.3	105.9	186.9	0.15	0.3	0.13	0.5
DNS	VAR	30.9	55.3	93.2	143.7	-1	-0.68	-1.6	-1.03
DNS	VECM	39.3	71.9	120.3	173.7	2.17**	1.86*	0.84	-0.08
DNSS	KF	39.6	65.9	105.8	157.7	1.27	1.03	0.04	-0.67
DNSS	AR	35.3	57.6	94.5	164.2	0.11	-0.54	-1.34	-1.19
DNSS	ARSE	35.3	60.6	106.5	189.8	0.14	-0.06	0.32	1.1
DNSS	VAR	32.8	58.1	97.8	150.9	-0.49	-0.35	-0.87	-0.78
DNSS	VECM	39	73.2	126	186.2	2.23**	2.23**	1.25	0.1
DGNS	KF	33.3	58.1	100	159.1	-0.73	-1.13	-1.59	-0.88
DGNS	AR	32	55	97.9	174.4	-0.86	-1.14	-1.55	-0.4
DGNS	ARSE	32.8	59	104.8	195.8	-0.83	-0.49	-0.1	0.52
DGNS	VAR	32.1	57.4	102.8	173.3	-0.52	-0.34	-0.23	-0.16
DGNS	VECM	37.2	69.5	119.8	178.8	1.48	1.96*	1.12	-0.02
AFNS	KF	38.3	65.9	108.5	171.5	1.51	1.11	0.39	-1.87*
AFNS	AR	35.6	60.5	99.7	168.1	0.37	-0.1	-0.85	-1.02
AFNS	ARSE	34.1	60.2	104.6	185.8	-0.58	-0.39	-0.23	0.47
AFNS	VAR	31.4	56.1	94.2	146	-0.91	-0.59	-1.35	-0.91
AFNS	VECM	39.7	72.4	121.5	177.6	2.40**	1.99*	0.93	-0.03
AFGNS	KF	30.2	52.8	93.9	164.2	-1.42	-1.38	-2.71***	-2.82***
AFGNS	AR	31.2	54.5	97.6	181.9	-0.93	-0.85	-1.38	0.1
AFGNS	ARSE	33.5	62.5	112	196.8	-0.47	0.33	0.69	0.53
AFGNS	VAR	31.1	53.8	96.5	158.5	-0.67	-0.64	-0.97	-1.04
AFGNS	VECM	38.2	69.9	115.8	166.3	1.52	1.65	0.87	-0.34

주) 표1의 주석과 동일하다.

〈표 4〉 국고채 3년물 예측성과

예측기간(개월)		h=3	h=6	h=12	h=24	h=3	h=6	h=12	h=24
요인 추정	요인 예측	RMSFE				DM statistics			
Random Walk		37.3	58.6	98.5	170.7				
NS	AR	43.1	68.4	107.7	167.8	1.37	1	0.6	-0.33
NS	ARSE	39.3	60.2	99.4	171.5	1.45	0.59	0.24	0.06
NS	VAR	39.8	60	86.4	134.4	1.79*	0.36	-1.13	-1.09
NS	VECM	42.2	65.4	97.2	137	2.69***	1.25	-0.06	-0.42
NSS	AR	45.3	71.2	104.3	169.4	1.6	1.15	0.39	-0.09
NSS	ARSE	42.1	64.6	100.5	167.8	1.97*	1.42	0.27	-0.21
NSS	VAR	41.9	61.2	88.2	136.1	2.86***	0.69	-0.91	-0.95
NSS	VECM	41.5	64.7	96.5	142.3	1.66	1.23	-0.13	-0.44
GNS	AR	42.6	65.5	104.3	174.5	1.29	1.26	0.5	0.23
GNS	ARSE	46.5	73.1	116.6	195	1.86*	1.82*	1.15	0.64
GNS	VAR	41.7	58.9	90.5	145	1.28	0.06	-0.85	-1.28
GNS	VECM	39.5	63.2	95.5	140.4	1.01	0.88	-0.2	-0.54
DNS	KF	40.8	63.3	95.3	144	1.29	0.78	-0.31	-0.68
DNS	AR	38.8	60.9	97.5	165.9	0.79	0.55	-0.14	-0.59
DNS	ARSE	37.5	57.9	96.1	172.1	0.35	-0.63	-1.38	0.15
DNS	VAR	38.8	58.7	86.6	133.9	0.96	0.02	-1.09	-1.02
DNS	VECM	40.6	63.5	95.1	133.7	1.82*	0.88	-0.17	-0.48
DNSS	KF	42.5	64.1	97.9	147.2	1.55	0.96	-0.05	-0.65
DNSS	AR	38.7	57.4	94.1	166.7	0.47	-0.33	-0.54	-0.39
DNSS	ARSE	39.3	57.9	97.1	174.7	0.97	-0.38	-0.32	0.43
DNSS	VAR	41.2	61.1	90.3	135.7	1.63	0.6	-0.72	-0.88
DNSS	VECM	41.5	66.3	99.1	142.6	2.11**	1.49	0.03	-0.4
DGNS	KF	37.6	58.8	94.7	150.4	0.27	0.07	-0.64	-0.78
DGNS	AR	36.3	56.3	95.2	173	-0.85	-1.07	-0.58	0.15
DGNS	ARSE	37	59.3	98	182	-0.12	0.27	-0.11	0.48
DGNS	VAR	41.1	59.3	94.5	159.7	1.07	0.14	-0.52	-0.7
DGNS	VECM	38.9	63.5	95.2	138.2	0.72	1.12	-0.22	-0.53
AFNS	KF	41.8	66.1	103.4	161.9	1.4	1	0.49	-0.97
AFNS	AR	39.3	61.3	98.5	169.1	0.9	0.58	0	-0.14
AFNS	ARSE	37.5	57.4	95	172.1	0.24	-1.3	-2.17**	0.15
AFNS	VAR	39.4	59.2	87.2	135.7	1.41	0.15	-1.03	-0.96
AFNS	VECM	41.8	64.9	97.8	139	2.46**	1.14	-0.04	-0.4
AFGNS	KF	35.9	57.5	95.2	159.8	-1.39	-0.48	-0.6	-1.81*
AFGNS	AR	36.7	59.5	101	182.9	-0.57	0.37	0.29	0.47
AFGNS	ARSE	37.6	61.3	103.3	188.3	0.16	0.68	0.58	0.53
AFGNS	VAR	40.1	56.8	93.8	153.5	0.91	-0.35	-0.63	-2.21**
AFGNS	VECM	39.4	62.6	93.7	137.3	0.94	0.86	-0.38	-0.7

주) 표1의 주석과 동일하다.



〈표 5〉 국고채 5년물 예측성과

예측기간(개월)		h=3	h=6	h=12	h=24	h=3	h=6	h=12	h=24
요인 추정	요인 예측	RMSFE				DM statistics			
Random Walk		37.8	55.4	89.4	154.4				
NS	AR	40.9	63.9	101.2	159.2	1.2	1.11	0.84	0.36
NS	ARSE	37.6	54.5	88.7	156.9	-0.23	-0.78	-0.19	0.16
NS	VAR	38.7	55.8	78.5	125.8	0.54	0.11	-1.11	-1.05
NS	VECM	38.5	56.4	81.2	118.6	0.45	0.23	-0.43	-0.52
NSS	AR	44.4	68.4	100.8	166.4	1.48	1.29	0.77	0.58
NSS	ARSE	41.1	61.2	93	160.3	1.64	1.41	0.36	0.26
NSS	VAR	39.3	55.9	79.4	127.7	0.96	0.14	-1.04	-1.04
NSS	VECM	38	56.8	81.5	123.7	0.08	0.33	-0.55	-0.55
GNS	AR	43.1	63.8	100	166	1.56	1.4	0.79	0.53
GNS	ARSE	44.7	66.7	106.2	183.5	1.82*	1.75*	1.11	0.7
GNS	VAR	41.2	55	83.2	136	0.97	-0.08	-0.68	-1.46
GNS	VECM	38.4	57.5	82.9	122.9	0.27	0.41	-0.44	-0.59
DNS	KF	39.4	59	87.6	131.8	0.87	0.78	-0.25	-0.7
DNS	AR	38.8	58.6	92.7	157.7	0.69	0.84	0.42	0.32
DNS	ARSE	37.5	54.6	88	159.8	-0.33	-0.51	-0.45	0.4
DNS	VAR	38.6	55.3	80	125.9	0.51	-0.01	-1	-0.98
DNS	VECM	38.2	56.1	81.6	117.9	0.26	0.17	-0.44	-0.58
DNSS	KF	41.3	59.6	89.8	135.3	1.24	0.92	0.04	-0.66
DNSS	AR	39.5	56.6	91.3	159.5	0.63	0.36	0.25	0.43
DNSS	ARSE	39.6	55.8	90.4	162.8	1.05	0.3	0.29	0.65
DNSS	VAR	41	57.9	83.2	125.2	1.26	0.64	-0.64	-0.93
DNSS	VECM	39.8	60	85.1	125.2	1.25	1.12	-0.28	-0.5
DGNS	KF	38	56.3	87.7	138.9	0.19	0.39	-0.45	-0.78
DGNS	AR	38	55.8	91	164.3	0.19	0.16	0.21	0.54
DGNS	ARSE	38.3	57.4	91	170.3	0.3	0.65	0.23	0.61
DGNS	VAR	41.3	56.3	87.5	151.5	0.96	0.22	-0.28	-0.42
DGNS	VECM	37.9	58.5	82.5	121.2	0.06	0.83	-0.52	-0.62
AFNS	KF	40.1	61.2	94.5	148.8	1.12	1	0.61	-0.86
AFNS	AR	38.8	58.3	93.2	160.7	0.65	0.77	0.47	0.43
AFNS	ARSE	37.2	53.6	86.8	159.6	-0.44	-1.06	-0.9	0.4
AFNS	VAR	38.8	55.4	80.1	127.3	0.69	0.01	-0.97	-0.93
AFNS	VECM	39.2	57.2	84.2	122.5	0.9	0.43	-0.29	-0.49
AFGNS	KF	37.2	56.1	90.4	150	-0.51	0.23	0.11	-0.39
AFGNS	AR	38.6	59.3	97.8	175.5	0.65	1.01	0.65	0.66
AFGNS	ARSE	38.5	58.7	96.8	179.7	0.33	0.77	0.67	0.67
AFGNS	VAR	40.4	53.8	87.9	146.4	0.79	-0.33	-0.18	-0.86
AFGNS	VECM	38.1	56.7	80.6	119.9	0.13	0.3	-0.76	-0.8

주) 표1의 주석과 동일하다.

〈표 6〉 국고채 10년물 예측성과

예측기간(개월)		h=3	h=6	h=12	h=24	h=3	h=6	h=12	h=24
요인 추정	요인 예측	RMSFE				DM statistics			
Random Walk		36.3	51.1	79.1	135.8				
NS	AR	38.6	58.6	92.3	144.9	1.18	1.23	0.99	0.57
NS	ARSE	35.7	48.9	77.7	141.9	-0.46	-1.07	-0.24	0.35
NS	VAR	36.8	51.2	71.9	116.8	0.29	0.01	-0.88	-0.86
NS	VECM	35.5	49.8	71.7	108.7	-0.53	-0.34	-0.49	-0.52
NSS	AR	43.7	64.4	94.9	159.7	2.04**	1.65	1.04	0.9
NSS	ARSE	40.8	57.9	85.4	153.2	2.10**	1.4	0.48	0.6
NSS	VAR	37.6	51.7	72.6	121.2	0.67	0.12	-0.76	-0.78
NSS	VECM	35.7	50.8	69.4	109.8	-0.33	-0.08	-0.94	-0.65
GNS	AR	40.5	58	89.7	150.8	1.58	1.25	0.78	0.64
GNS	ARSE	41.1	58.6	92.8	168.3	1.77*	1.29	0.91	0.79
GNS	VAR	38.4	49.6	74.7	125.4	0.66	-0.3	-0.5	-1.1
GNS	VECM	36.9	52.8	71.6	107.5	0.29	0.31	-0.55	-0.61
DNS	KF	37.4	53.3	77.8	116.7	0.79	0.69	-0.22	-0.69
DNS	AR	38.1	55.1	85	144.4	1.01	1.05	0.77	0.72
DNS	ARSE	37	51.4	79.5	146.9	0.66	0.14	0.1	0.68
DNS	VAR	37.4	51.5	73.3	116.4	0.71	0.1	-0.75	-0.82
DNS	VECM	36.9	51.8	74.5	109.2	0.44	0.22	-0.33	-0.55
DNSS	KF	38.3	53.4	78.9	119.4	1.04	0.81	-0.02	-0.62
DNSS	AR	38.3	54.1	84.3	145.5	0.91	0.86	0.75	0.81
DNSS	ARSE	38.1	52.7	81.5	148.5	1.51	0.93	0.61	0.85
DNSS	VAR	39.1	53.9	75.5	113.1	1.2	0.69	-0.43	-0.84
DNSS	VECM	38.4	55.9	76.3	114	1.22	1.14	-0.21	-0.46
DGNS	KF	36.8	52.1	78.4	123.3	0.44	0.55	-0.23	-0.68
DGNS	AR	37.9	53.9	83.8	149.2	1.03	0.83	0.6	0.78
DGNS	ARSE	37.9	54	82.2	155.9	1.06	0.92	0.44	0.79
DGNS	VAR	39	52.3	79.8	143.3	0.89	0.25	0.09	0.48
DGNS	VECM	36.5	54.2	72.9	109	0.1	0.75	-0.55	-0.59
AFNS	KF	37.4	54.5	82.5	131.3	0.84	0.89	0.58	-0.9
AFNS	AR	37.4	54.2	84.8	146.4	0.69	0.88	0.71	0.69
AFNS	ARSE	36.2	50	78.2	146.1	-0.06	-0.63	-0.21	0.7
AFNS	VAR	37.1	51.2	73.2	117.7	0.58	0.02	-0.74	-0.75
AFNS	VECM	37.2	52.3	76.4	112.6	0.59	0.33	-0.18	-0.46
AFGNS	KF	35.7	51	80.2	133.3	-0.52	-0.05	0.12	-0.19
AFGNS	AR	37.2	54.5	88.1	159.3	0.62	0.81	0.62	0.73
AFGNS	ARSE	36.6	52.7	85.4	165.7	0.18	0.33	0.49	0.79
AFGNS	VAR	38.3	48.7	79	135.6	0.65	-0.46	0	-0.01
AFGNS	VECM	36.8	52	69.1	103.1	0.24	0.16	-0.84	-0.81

주) 표1의 주석과 동일하다.



〈표 7〉 국고채 20년물 예측성과

예측기간(h 개월)		h=3	h=6	h=12	h=24	h=3	h=6	h=12	h=24
요인 추정	요인 예측	RMSFE				DM statistics			
Random	Walk	33.0	46.9	73.6	124.0				
NS	AR	38.8	56.9	86.1	129.1	1.66	1.32	1.01	0.54
NS	ARSE	35.4	49	75.3	131.8	1.53	0.75	0.37	0.56
NS	VAR	35.7	49.4	69.2	106.8	1.80*	0.94	-0.64	-0.72
NS	VECM	38	53.2	75.5	106.1	1.96*	1.57	0.14	-0.38
NSS	AR	35.4	53.4	81.2	138.5	0.95	1.11	0.72	0.83
NSS	ARSE	34.4	49.7	75.5	136.5	1.05	0.85	0.22	0.62
NSS	VAR	34.1	47.9	68.1	110.1	0.85	0.33	-0.85	-0.63
NSS	VECM	32.9	48	65.7	102.6	-0.08	0.29	-0.83	-0.6
GNS	AR	35	51	80.2	135.8	1.01	1.06	0.68	0.7
GNS	ARSE	35.5	50.9	82.7	152.6	1.26	0.82	0.78	0.84
GNS	VAR	35.1	46.5	71	118.1	0.74	-0.12	-0.45	-0.68
GNS	VECM	33.4	48.7	67.2	102.5	0.18	0.4	-0.58	-0.58
DNS	KF	34.9	48.9	71.6	104.9	1.47	0.74	-0.22	-0.55
DNS	AR	34.7	49.9	77.2	130.1	1.27	1.27	0.96	0.99
DNS	ARSE	34.4	47.7	73.7	135.1	1.5	0.65	0.03	0.8
DNS	VAR	35.1	48.2	68.4	105.7	1.37	0.38	-0.62	-0.63
DNS	VECM	37	52	73.9	104.6	1.78*	1.19	0.02	-0.4
DNSS	KF	34.7	48.5	72.1	106.9	1.26	0.59	-0.16	-0.49
DNSS	AR	34.1	48.8	76.3	130.5	0.83	0.96	0.91	1.01
DNSS	ARSE	34.7	48.3	74.4	135	1.36	0.82	0.23	0.86
DNSS	VAR	36.6	50.6	70.5	102.2	1.74*	0.93	-0.3	-0.63
DNSS	VECM	37.3	54.5	74.3	107.9	2.00**	1.49	0.05	-0.31
DGNS	KF	34	48.1	72	110.6	0.91	0.53	-0.2	-0.48
DGNS	AR	34.2	49.2	76.5	134.2	1.21	1.19	0.92	1.07
DGNS	ARSE	34.9	49.6	75.9	142.4	1.32	1.07	0.54	0.97
DGNS	VAR	34.7	47.2	72.9	134.2	0.68	0.06	-0.12	0.75
DGNS	VECM	35	52.2	70	103	0.91	1.19	-0.26	-0.45
AFNS	KF	35.1	50.1	75.2	118.7	1.45	1.14	0.47	-0.7
AFNS	AR	35.3	50.9	79	134.3	1.28	1.25	0.96	0.89
AFNS	ARSE	34.4	48	74.8	137.5	1.51	0.9	0.4	0.92
AFNS	VAR	35.3	49	70	109.6	1.46	0.66	-0.47	-0.55
AFNS	VECM	37.1	52.7	76.2	108.5	1.77*	1.44	0.18	-0.33
AFGNS	KF	32.8	47.1	74.2	120.9	-0.3	0.08	0.1	-0.39
AFGNS	AR	34.1	50.3	81.4	145.6	0.78	0.89	0.61	0.77
AFGNS	ARSE	33.3	48.2	79.6	154	0.13	0.3	0.51	0.87
AFGNS	VAR	34.5	45.4	74.9	129.8	0.61	-0.34	0.18	0.36
AFGNS	VECM	33.3	48.1	64.9	97.2	0.13	0.27	-0.95	-0.82

주) 표1의 주석과 동일하다.

결과에서 확장 표본의 경우는 제외하였는데 이동 표본의 경우보다 대부분 예측력이 낮았기 때문이다. 우선, <표 1>은 3개월물 예측 결과를 나타내며, 총 11개의 모형이 4개의 모든 예측 기간에 대해 RW모형보다 낮은 예측오차를 나타냈다. 특히 RMFSE는 NS-VAR 모형이 가장 낮았지만, RMFSE와 DM 통계량도 고려할 경우 AFGNS-KF 모형이 보다 우월한 것으로 판단된다. 다만, 우리나라 자료의 개수는 미국 등 주요 선진국에 비해 상대적으로 작기 때문에 RMFSE를 기준으로 판단하되 통계적 유의성을 보완적 지표로 판단하는 것이 필요하다고 보인다. 그 이유는 월별 자료보다 작은 주기의 자료를 사용하거나 시간이 지남에 따라 자료의 양이 축적되면 통계적 유의성이 보다 높아질 가능성이 높기 때문이다. 전반적으로 국고채 3개월물 예측 결과가 좋은 모형은 NS-VAR, DNS-VAR, AFGNS-KF, DNS-AR 모형이다. 그러나 ARSE 또는 VECM 모형은 예측력이 낮은 모형 군에 속하였으므로 SE 기법이나 VECM 기법은 3개월물 예측에 큰 도움이 되지 않는 것으로 보인다.

<표 2>는 국고채 6개월물 수익률 예측 결과를 나타내며, 총 16개의 모형이 4개의 모든 예측 기간에 대해 RW모형보다 낮은 예측오차를 나타냈다. RMSFE가 낮은 모형은 NS-VAR, DNS-VAR, AFNS-VAR 모형이고 DM 통계량을 고려할 경우 AFGNS-KF 모형이 비교적 우수한 모형으로 나타났다. 6개월물 예측의 경우에도 3개월 예측의 경우와 마찬가지로 SE 기법이나 VECM 기법이 예측력 개선에 큰 도움이 되지 않았다.

<표 3>은 국고채 1년물 수익률 예측 결과를 나타내며, 총 11개의 모형이 4개의 모든 예측 기간에 대해 RW모형보다 낮은 예측오차를 나타냈다. RMSFE가 낮은 모형은 DNS-VAR, NS-VAR, AFNS-VAR 모형이고 DM 통계량을 고려할 경우 AFGNS-KF 모형이 비교적 우수한 모형으로 나타났다. 이 경우에도 SE 기법이나 VECM 기법이 예측력 개선에 큰 도움이 되지 않았다.

중기 수익률의 예측성과는 만기가 단기인 경우와 일부 다르게 나타나고 있다. <표 4>는 국고채 3년물

수익률 예측 결과를 나타내며, 단기의 경우와 달리 단 1개의 모형 즉 AFGNS-KF 모형만 4개의 모든 예측 기간에 대해 RW모형보다 낮은 예측오차를 나타냈다. 이전과 유사하게 RMSFE가 낮은 모형은 DNS-VAR, NS-VAR, AFNS-VAR 모형이고 DM 통계량을 고려할 경우 AFGNS-KF 모형이 비교적 우수한 모형으로 나타났다. 이 경우에도 SE 기법이나 VECM 기법이 예측력 개선에 큰 도움이 되지 않았다. 전반적으로 3년물의 경우 단기물과 달리, 단기 예측력이 RW 모형에 비해 다소 저하되는 것으로 나타났으나 장기 예측력은 RW 모형보다 우월한 모형의 비율이 더 높게 나타나고 있다.

<표 5>는 국고채 5년물 수익률 예측 결과를 나타내며, 4개의 예측 기간에 모두에 대해 RW모형보다 낮은 예측오차를 나타낸 모형은 존재하지 않았다. 이는 만기가 길어짐에 따라 단기 예측력이 RW 모형에 비해 더욱 저하되기 때문이다. 그러나 장기 예측력은 여전히 RW 모형보다 우월한 모형의 비율이 더 높게 나타나고 있다. 그런데 이전과 달리 5년물의 경우 이전 만기에서 예측력이 낮았던 VECM 모형의 예측력이 높아졌다. DNS-VECM, AFGNS-VECM, NS-VECM 모형의 예측오차가 낮은 군에 속하였다. 그러나 VECM과 달리 SE 기법은 이 경우에도 예측력이 높은 군에 속하지 않았다.

장기 수익률인 10년과 20년물 예측성과는 단기 및 중기 수익률의 경우보다 더욱 낮아졌으며 특히 5년물의 경우와 마찬가지로 VECM 모형이 전반적으로 예측력을 높이고 있는 것으로 나타났다. <표 6>은 국고채 10년물 수익률 예측 결과를 나타내며, 통계적으로 유의하지 않지만 NS-VECM, NSS-VECM 모형이 4개의 모든 예측 기간에 대해 RW모형보다 낮은 예측오차를 나타냈다. 이는 RW 모형에 비해 단기 예측력이 전반적으로 저하되기 때문이다. 그러나 장기 예측력은 50% 정도의 모형이 RW 모형보다 우월한 것으로 나타났다. 이와 같은 결과는 <표 7>의 20년물 예측성과에서 거의 그대로 유지되고 있다. AFGNS-VECM, NSS-VECM, GNS-VECM 모형이 통계적으로 매우 유의하지는 않지만 전반적으로 예측



력이 높은 모형군에 속하고 있다.

DNS 및 이의 확장 모형을 중심으로 우리나라 국고채 수익률 예측력을 종합적으로 검토한 결과 실증분석 결과는 다음과 같이 세 가지로 요약될 수 있다. 첫째, DNS 및 그 확장 모형은 주로 단기 및 중기 수익률에 대하여 확률보행 (RW) 모형에 비해 전반적인 예측력 개선을 나타냈다. 특히 만기가 단기인 국고채 수익률의 경우, 예측기간(3, 6, 12, 24개월)에 상관없이 RW 모형보다 우수한 예측성능을 나타내는 모형들이 다수 존재하였다. 그러나 만기가 길어질수록 그 비율은 줄어들었고, 특히 20년물 예측의 경우 일부 예측기간(주로 장기)에서 RW 모형보다 우수한 모형들이 존재하였으나 모든 예측 기간에서 RW 모형보다 우수한 모형은 발견되지 않았다. 따라서 20년물 국고채 금리의 3개월 후 예측과 같이, 장기 금리의 단기 예측은 RW 모형을 능가하는 것이 매우 어려운 것으로 나타났다. 둘째, 예측력이 상대적으로 우수한 국고채 수익률 예측 모형은 만기에 따라 다르게 나타났다. 단기 및 중기의 경우 NS-VAR, DNS-VAR, AFNS-VAR, AFGNS-KF 모형이, 장기의 경우 DNS-VECM, NS-VECM, NSS-VECM, GNS-VECM, AFGNS-VECM와 같은 VECM 기반의 예측 모형이 상대적으로 우수하였다. 이는 만기가 짧을수록 VAR 모형이 나타내는 단기적인 동학이 예측력 개선에 중요한 요인임을 나타내는데 반해, 수익률의 만기가 길어질수록 단기적인 동학뿐만 아니라 장기적인 균형관계도 고려하는 것이 예측력 개선에 더욱 도움이 된다는 것을 의미한다. 셋째, 미국 자료에서 어느 정도 효과적이었던 SE 예측 기법은 우리나라 국고채 수익률 예측의 경우 다른 모형에 비해 상대적으로 큰 도움이 되지 않는 것으로 나타났다. 이에 반해 VECM 예측 기법은 SE기법과 마찬가지로 단기 금리 예측에는 큰 도움이 되지 않았으나 장기금리 예측에는 비교적 효과적이었다. 이와 같은 상반된 결과가 도출된 이유는 미국에 비해 장기적인 하락 추세에 노출된 수익률 자료의 개수가 우리나라의 경우 상대적으로 적고, 코로나 19 이후의 급격하게 상승하는 형태의 수익률곡선이 나타

났기 때문인 것으로 해석된다.

일반적으로 계량 시계열 모형이 내표본에서는 모수의 개수가 많을수록 적합(fitting) 능력이 뛰어나고, 외표본에서는 모수의 개수가 적을수록 예측력이 높으므로, 이와 같은 내용을 분석 결과와 연관 지어 해석할 필요가 있다⁶⁾. 우선, 예측 대상이 되는 수익률의 만기와 예측 기간에 따라 항상 동일한 모형이 선택되지는 않으므로 일반화하기는 다소 어려운 것으로 보인다. 그러나 NS-VAR 나 NS-AR 모형의 예측성능이 높게 나오는 경우가 자주 나타나므로, 모수의 개수가 적은 것이 과적합을 피하여 예측력을 개선할 가능성이 높음을 보여주는 것으로 해석된다. 또한 전반적으로 DGNS 모형보다는 AFGNS 모형이 보다 개선된 예측성능을 나타내는 것을 볼 때, 이론적 제약조건을 도입함으로써 모형의 자유도를 조금 줄이는 것이 마치 모수를 줄이는 것과 유사한 효과를 나타내어 상대적으로 과적합을 피하고 예측력을 개선할 수 있는 것으로 보인다. 무차익거래 조건은 결국 모수에 비선형 제약을 주는 것이므로, 직접적으로 모수의 개수를 줄이는 것은 아니지만 모수 값을 범위를 줄여, 비록 작더라도 간접적으로 모수 감소와 유사한 효과가 있다. 이와 같은 효과는 Almeida et al. (2018)의 Segmented DNSS 모형에서도 나타나는데, 이 모형에서 수익률 요인의 개수는 세그먼트별 국지적 요인의 개수와 세그먼트의 개수의 곱하면 되므로 $4 \times 4 = 16$ 이다. 그러나 총 16개의 요인을 모두 추정할 필요는 없고, 연속성 등을 감안한 횡단면 제약 (smooth spline restrictions)을 이용하여 5개의 요인만 추정한 후 나머지 11개의 요인은 이 제약조건을 이용하여 역으로 산출된다. 따라서 무차익거래 조건부 이자율 기간구조 모형의 경우, 이론적 제약조건이 부여됨으로써, 직접적으로는 수익률 컨벡서티 조정항의 효과와 간접적으로는 모수 감소의 효과로 나타나 예측력 개선의 가능성이 있다고 해석된다.

특히, 실무적 관점에서 볼 때, DNS, DNSS, DGNS

6) 이와 같이 해석할 필요가 있음을 지적해주신 익명의 심사자님께 감사의 말씀을 드린다.

모형 등의 1단계 추정 모형보다 NS-VAR(VECM), NSS-VAR(VECM), GNS-VAR(VECM) 등의 2단계 추정 모형이 보다 유용하다고 판단되는데 이유는 다음과 같다. 첫째, 1단계 추정 모형은 칼만필터/최우추정법을 사용하므로 수치최적화에 소요되는 시간이 다소 길고, 수치적인 수렴 문제, 초기값 설정 등 실무자들에게 다소 어려운 부분을 포함하고 있다. 이에 반해 2단계 추정 모형은 요인 추정치 및 예측치가 1단계 추정 모형과 크게 다르지 않고, 무엇보다 기간별 선형 회귀(period-by-period OLS)를 이용하므로 추정 소요 시간이 거의 없으므로 쉽고 빠른 분석이 가능하다. 둘째, 1단계 추정 모형은 상태방정식이 주로 VAR(1) 형태이지만 데이터의 특성을 보다 잘 설명하기 위한 VECM 모형 등으로 변경하는 것이 쉽지 않거나 가능하더라도 모델링 난이도가 크게 높아진다. 이에 반해 2단계 추정법은 요인 예측 모형을 VAR에서 VECM 등으로 쉽게 바꿀 수 있고 VAR나 VECM 모형에 추세(trend) 및 추가적인 외생변수 등을 넣기도 쉽다. 무엇보다 이와 같은 다양한 모형 구조를 직접 작성할 필요 없이 R이나 Python 패키지를 사용하면 되므로 실무적으로 이용하기도 편하다.

본 연구의 예측 결과를 보면 특정 모형이 모든 경우에 우월한 것은 아니지만, 2단계로 추정한 NS-VAR와 NSS-VECM 모형이 상대적으로 좋은 예측성과를 보여주는 경우가 자주 나타났다. 따라서 2단계 추정

모형들의 외표본 예측성과를 비교하여 단기 및 중기 예측에 적합한 하나의 모형을 선택하고 장기 예측에 맞는 모형을 하나 선택하는 것이 적절한 것으로 보인다. 특히 추세의 포함 여부, 1보다 큰 과거 시차항 등 다양한 모형 구조를 고려할 경우 그만큼 검증 대상이 되는 모형의 개수가 크게 늘어나지만, 2단계 추정법을 이용하면 합리적인 추정시간 안에서 분석이 가능하다. 특히 NS-VAR 형태의 모형 구조는 최근의 금융계량 경제학에서 추정의 단순화를 추구하는 또 하나의 접근 방식을 반영한다고 볼 수 있다. 대표적인 예로 Adrian, Crump, and Moench (2013)의 기간 프리미엄(term premium)을 추정하는 ACM 모형은 복잡한 도출 과정과 다소 어려운 모수 추정 방법이 요구되는 무차익거래 ATSM 이자율 기간구조 모형(no-arbitrage affine term structure model)이다. 그러나 이 모형의 추정방식은 실무자들도 비교적 쉽게 접근 가능한 주성분분석(PCA)과 선형회귀(OLS)이다. 이와 같은 ACM 모형의 장점으로 인해, 그동안 추정 방식의 어려움으로 접근하기가 다소 어려웠던 기간 프리미엄을 이제는 금융 실무자들도 상대적으로 쉽게 계산할 수 있게 되었다. 또한 Lee (2024)는 추정 시간이 매우 오래 걸리는 것으로 알려진 Koopman et al. (2010)의 시간가변 λ DNS 모형과 매우 유사한 결과를 제시하면서도 추정 시간을 몇 초 정도로 대폭 줄인 대안적인(alternative) 추정 방식을 제안함으로써 실무적 접근성을 크게 높인바 있다.

5 결론

본 연구는 이론적으로나 실무적으로 대표적인 이자율 예측 모형으로 사용되고 있는 DNS 모형과 다양한 확장 모형을 이용하여 우리나라 국고채 수익률의 예측 성과를 개선하는 모형 구조를 종합적으로 검토하였다. 2006년 1월부터 2023년 12월까지의 국고채 수익률

기간구조 자료를 이용한 실증분석 결과, DNS 및 그 확장 모형은 단기 및 중기에서 확률보행(RW) 모형에 비해 전반적인 예측력 개선을 보여주었다. 특히 만기가 짧을수록 VAR 모형이, 만기가 길어질수록 VECM 모형이 상대적으로 예측성과를 개선하였다. 그러나



장기금리를 단기로 예측하는 경우, DNS 및 그 확장 모형은 RW 모형에 비해 예측성도가 좋지 않았다. 그러므로 향후 예측 모형의 개선 방향은 이 부분에 초점을 맞출 필요가 있을 것으로 보인다. 특히, 실무적인 활용도 측면에서 볼 때, 국고채 수익률곡선을 예측하기 위해서는 복잡한 추정방식이 요구되는 1단계

추정법을 사용하기 보다는 선형회귀분석 모형으로 수익률 요인을 추출한 후 단기와 중기의 수익률은 VAR 모형으로, 장기 수익률은 VECM 모형으로 예측하는 2 단계 추정법이 보다 적합한 방식이라고 판단된다.

참 고 문 헌

차수환·김명직, 2010, 무재정차익거래 일반 벨스-시젤 모형을 이용한 이자율기간구조 추정 및 예측, 경제연구 제31권, 제1호, pp. 1-29

박원주·임병인·전용일, 2013, Macro-Finance 모형을 이용한 국고채 수익률 추정 및 예측, 한국경제연구 제31권, 제2호, pp. 187-210.

박윤선·조담, 2011, Nelson-Siegel 모형군을 이용한 이자율 기간구조 예측, 산업경제연구 제24권, 제5호, pp. 2693-2711.

송준혁, 2011, 상태-공간모형을 이용한 Nelson-Siegel 이자율 기간구조 추정과 예측, 선물연구 제19권, 제3호, pp. 309-334.

우민철·김명애, 2022, COVID-19가 ETF 수익률에 미치는 영향, 자산운용연구 제 10권, 제 2호, pp. 1-17.

이상현·기호삼·최건호, 2021, 이표채 평균-분산 최적화 모형과 KTB 국고채 포트폴리오, 자산운용연구 제 9권, 제 1호, pp. 22-47.

이상현, 김명직, 2019, Dynamic Nelson-Siegel 모형을 이용한 국고채 최적 투자 포트폴리오, 자산운용연구 제7권, 제1호, pp. 24-48.

최아진·강규호, 2014, 풀링 기법을 이용한 우리나라 국채 수익률곡선 예측, 경제분석 제20권, 제4호, pp. 76-113.

Adrian, T., R. Crump and E. Moench, 2013, Pricing the Term Structure with Linear Regressions, *Journal of Financial Economics*,

Vol. 110, No. 1, pp. 110-38.

Almeida, C., K. Ardison, D. Kubudi, A. Simonsen and J. Vicente, 2018, Forecasting Bond Yields with Segmented Term Structure Models, *Journal of Financial Econometrics*, Vol. 16, No. 1, pp. 1-33.

Chen, Y. and L. Niu, 2014, Adaptive Dynamic Nelson-Siegel Term Structure Model with Applications, *Journal of Econometrics*, Vol. 180, No. 1, pp. 98-115.

Diebold, F. X. and C. Li, 2006, Forecasting the Term Structure of Government Bond Yields, *Journal of Econometrics*, Vol. 130, No. 2, pp. 337-364.

Diebold, F. X., G. D. Rudebusch and S. B. Aruoba, 2006, The Macroeconomy and the Yield Curve: A Dynamic Latent Factor Approach, *Journal of Econometrics*, Vol. 131, No. 1, pp. 309-338.

Duffee, G. R., 2002, Term Premia and Interest Rate Forecasts in Affine Models, *The Journal of Finance*, Vol. 7, No. 1, pp. 405-443.

Estrella, A. and M. R. Trubin, 2006, The Yield Curve as a Leading Indicator: Some Practical Issues, Current Issues in Economics and Finance 12, Federal Reserve Bank of New York.

Geweke J. and G. Amisano, 2011, Optimal

Prediction Pools, *Journal of Econometrics*, Vol. 164, No. 1, pp. 130-141.

Islak, Y., 2022, Forecasting Interest Rates using the (Rotated) Dynamic Nelson-Siegel Model with Shifting Endpoints, Working Paper,

Kozicki, S. and P. A. Tinsle, 2001, Shifting Endpoints in the Term Structure of Interest Rates, *Journal of Monetary Economics*, Vol. 47, No. 3, pp. 613-652.

Koopman, S. J., M. Mallee and M. van der Wel, 2010, Analyzing the Term Structure of Interest Rates Using the Dynamic Nelson-Siegel Model With Time-Varying Parameters, *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 28, No. 3, pp. 329-343.

Lee, S.-H., 2024, An Alternative Approach for Determining the Time-Varying Decay Parameter of the Nelson-Siegel Model. *Computational Economics*, Manuscript accepted for publication.

Luo, D., T. Pang and J. Xu, 2021, Forecasting U.S. Yield Curve Using the Dynamic Nelson-Siegel Model with Random Level Shift Parameters, *Economic Modelling*, Vol. 94, pp.

340-350.

Nelson, C. R. and A. F. Siegel, 1987, Parsimonious Modeling of Yield Curves, *The Journal of Business*, Vol. 60, No. 4, pp. 473-489.

Svensson, L. E. O., 1994, Estimating and Interpreting Forward Interest Rates: Sweden 1992 - 1994, *Working Paper*, National Bureau of Economic Research.

Svensson, L. E. O., 1995, Estimating Forward Interest Rates with the Extended Nelson & Siegel Method, *Quarterly Review* 3, Sveriges Riksbank, pp. 13-26,

Van Dijk, D., S. J. Koopman, M. Van der Wel and J. H. Wright, 2014, Forecasting Interest Rates with Shifting Endpoints, *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 29, No. 5, pp. 693-712.

Xiang, J. and X. Zhu, 2013, A Regime-Switching Nelson-Siegel Term Structure Model and Interest Rate Forecasts, *Journal of Financial Econometrics*, Vol. 11, No. 3, pp. 522-555.



Forecasting the KTB Yield Curve in the Post-COVID-19 Era and Practical Implications

Sang-Heon Lee* (KB Bank)

Geonho Choi** (Dong Duck University)

Abstract

The objective of this study is to identify the preferred model structure that enhances the predictability of KTB government bond yields, based on the Dynamic Nelson-Siegel (DNS) model and its variants. We investigate the effects of varying the number of factors (3, 4, or 5), the arbitrage-free restriction, the 1-step or 2-step estimation methods, the shifting endpoints (SE) technique, factor forecasting models such as AR, VAR, or VECM, and the sample types (rolling or expanding). Empirical analysis using KTB yield data on 14 maturities (ranging from 3 months to 20 years) from January 2006 to December 2023 reveals four main findings. First, the DNS and its extended models lead to an overall improvement in predictive power relative to the random walk (RW) model. Second, the VAR model is suitable for shorter maturities, while the VECM model is better for longer maturities. Third, in the short-term prediction of long-term interest rates, it is difficult for the DNS model or its variants to outperform the RW model. Fourth, the SE technique was found to be relatively less helpful in forecasting the KTB yield curve. In practice, given the difficulty of model estimation, it is useful to extract yield factors using linear regression models such as the NS, NSS, and GNS models, and to predict the yield curve using the VAR model for short and medium maturities and the VECM model for long maturities.

Keywords : *KTB yields, Dynamic Nelson-Siegel, forecasting, VAR, VECM*

Article history : Received 23 April 2024, Revised 19 June 2024, Accepted 24 June 2024

JEL Classification: G17, E43, C53

* First author: KB Bank E-mail: shlee725@gmail.com

** Corresponding author: Professor of Economics, Dong Duck University, E-mail: geonhochoi@dongduk.ac.kr

www.kci.go.kr