Faut-il combiner les prévisions de modèles VAR? Analyse empirique fondée sur la prévision d'inflation en Suisse

Thomas J. Jordan et Marcel R. Savioz, Recherche,
Banque nationale suisse, Zurich

Si vous pouvez apprécier la semence du moment et prédire que ce grain-ci germera et non celui-là, faites-le-moi savoir (...). Shakespeare.[1]

1 Introduction[2]

Au début de l'an 2000, la Banque nationale suisse (BNS) a adopté un nouveau concept de politique monétaire. Celui-ci est basé sur une définition explicite de la stabilité des prix et recourt à une prévision de l'inflation comme indicateur principal du processus de décision de politique monétaire.[3] Si cette nouvelle approche a certaines analogies avec la conception des deux piliers de la Banque centrale européenne et avec la stratégie de l'objectif d'inflation («inflation targeting») qu'a adoptée, notamment, la Banque d'Angleterre, elle a néanmoins certaines caractéristiques qui font d'elle une conception de politique monétaire indépendante.[4]

Ces nouvelles stratégies de politique monétaire ont un point commun: les décisions de politique monétaire qui en découlent sont prospectives. Ce fait s'explique par le fort décalage temporel entre une impulsion monétaire et ses effets sur la production et les prix. En Suisse, par exemple, on estime qu'un délai allant d'une année à trois ans s'écoule entre l'impulsion monétaire et ses effets principaux sur les prix. Des prévisions d'inflation avec un horizon jusqu'à trois ans constituent donc une base de décision particulièrement importante pour les banques centrales. Par conséquent, la recherche effectuée dans ce domaine a été intensifiée ces derniers temps. Il s'agit notamment d'établir des prévisions d'inflation à long terme par différentes méthodes ainsi que d'analyser leurs caractéristiques et fiabilité. Le présent exposé est une contribution empirique à la littérature dans ce domaine.

L'établissement d'une prévision d'inflation fiable pour un horizon qui va d'une année à trois ans est une entreprise difficile. En raison d'incertitudes relatives à la structure de l'économie et au mécanisme de transmission monétaire, les banques centrales sont obligées d'utiliser différentes méthodes de prévision d'inflation et ne peuvent se baser sur un seul modèle.[5] Une de ces méthodes se fonde sur de grands modèles structurels macroéconomiques.[6] L'avantage de ceux-ci est que les prévisions sont établies pour un grand nombre de variables et qu'une claire intuition économique apparaît au-delà de la dynamique de la prévision. Dans le cas des grands modèles structurels, les hypothèses qui doivent être faites pour identifier la structure économique sont toutefois problématiques.[7] Les modèles vectoriels autorégressifs (modèles VAR) sont une autre méthode.[8] Ils exploitent les informations contenues dans des séries chronologiques macroéconomiques sans recourir à des hypothèses contraignantes relatives à la structure économique. Ainsi les modèles VAR sont moins sujets au problème de la contamination des données, car ceux-ci nécessitent moins de restrictions (forcément) incorrectes au sujet de la structure économique et du mécanisme de transmission. Un autre avantage des modèles VAR est qu'aucune hypothèse n'est nécessaire quant au comportement des variables exogènes durant l'horizon de prévision. Toutes les variables des modèles VAR sont endogènes et les prévisions dynamiques se calculent facilement. Cependant, les degrés de liberté sont souvent insuffisants lorsque ces modèles sont estimés. Le nombre des paramètres à estimer devient très élevé dès que davantage de variables sont incluses dans un modèle VAR. La longueur des séries trimestrielles étant limitée, les modèles VAR ne peuvent souvent être estimés qu'avec trois, quatre ou cinq variables au plus. Comme ils n'incluent qu'un nombre limité de variables, d'importantes informations macroéconomiques ne sont souvent pas prises en considération. Le recours à plusieurs petits modèles VAR dont on combine les prévisions permet d'éluder ce problème.[9] L'objectif du présent exposé est d'analyser si la combinaison de prévisions résultant de divers petits modèles VAR permet d'améliorer la qualité des prévisions individuelles. Cette recherche s'effectuera sur la base de prévisions d'inflation relatives à la Suisse.[10]

La deuxième section sera consacrée au rôle des prévisions non conditionnelles dans le processus de décision de politique monétaire. La troisième section expliquera les diverses méthodes afférentes aux combinaisons de prévisions. Dans la quatrième section, nous analyserons les caractéristiques des séries chronologiques des variables et les divers modèles VAR que l'on utilisera pour les prévisions. Dans la cinquième section, on examinera, sur la base de résultats au-delà de l'échantillon, si les prévisions combinées sont meilleures que les prévisions individuelles. Quant à la sixième section, elle sera consacrée aux conclusions.

1 Citation de Granger (1989), p. 153. Notre traduction de l'anglais.

2 Nous remercions Caesar Lack, Jean-Marc Natal, Samuel Reynard, Enzo Rossi, Martin Schlegel et Peter Stalder de leurs précieux commentaires et suggestions. Nous avons particulièrement apprécié les discussions qui ont eu lieu lors de notre présentation à l'assemblée annuelle de la Société suisse d'économie et de statistique de 2001, à Genève, et au groupe de travail relatif aux prévisions de la Société de recherche opérationnelle («Arbeitsgruppe Prognoseverfahren der Gesellschaft für Operations Research») qui a eu lieu en l'an 2000 à l'Université Eichstätt d'Ingolstadt. Quant aux erreurs éventuelles, nous en sommes seuls responsables.

3 Voir l'exposé de Jordan et Peytrignet (2001) à propos du rôle des prévisions d'inflation dans la nouvelle conception de politique monétaire.

4 Voir l'exposé de Baltensperger, Fischer et Jordan (2002) au sujet des caractéristiques propres de la conception suisse de politique monétaire.

5 Voir la discussion de Kirchgässner et Savioz (1997) à propos des diverses méthodes économétriques.

6 Voir Stalder (2001) au sujet du grand modèle structurel utilisé par la BNS.

7 Sims (1980) a formulé la critique classique des grands modèles structurels.

8 Voir Jordan, Kugler, Lenz et Savioz (2002) à propos des modèles VAR utilisés par la BNS pour des prévisions conditionnelles et non conditionnelles.

9 Une autre possibilité serait d'utiliser une méthodologie VAR bayésienne ou de fixer quelques coefficients à zéro après avoir fait les tests nécessaires.

10 Des résultats empiriques quant à la qualité des prévisions du PIB suisse figurent dans l'exposé de Ruoss et Savioz (2002).

2 Prévisions conditionnelles et non conditionnelles

La politique monétaire recourt à deux types de prévisions d'inflation: les prévisions conditionnelles, d'une part, qui se fondent sur l'hypothèse d'une politique monétaire future déterminée et permettent à la banque centrale d'estimer les effets de divers scénarios de politique monétaire; les prévisions non conditionnelles, d'autre part, qui indiquent le cours de l'inflation lorsque la politique monétaire est également, explicitement ou implicitement, l'objet de la prévision.

Trois raisons principales incitent à établir des prévisions d'inflation non conditionnelles. Premièrement, celles-ci servent de référence en ce qui concerne la réaction de la banque centrale, observée par le passé, face à la situation macroéconomique. Ces prévisions d'inflation sont particulièrement importantes et instructives, car les hypothèses relatives à l'évolution de l'instrument de politique monétaire, qui sont à la base des prévisions conditionnelles – tel un taux d'intérêt constant durant l'horizon de prévision – sont irréalistes la plupart du temps. Les prévisions non conditionnelles sont donc des indicateurs importants des perspectives générales d'inflation. Deuxièmement, les divers modèles doivent être évalués à l'aune de leurs performances non conditionnelles relatives, puisque la qualité des prévisions d'inflation conditionnelles ne peut être examinée en raison de leur caractère hypothétique. Une banque centrale doit donc effectuer des prévisions non conditionnelles pour valider tous ses modèles – même les modèles structurels. Troisièmement, les prévisions non conditionnelles permettent des comparaisons avec les prévisions, faites en dehors de l'institut d'émission. Ceux qui décident de la politique monétaire peuvent ainsi juger de la différence entre l'appréciation du marché et leur propre analyse quant à la dynamique de l'inflation.

Les modèles VAR simples sont des formes réduites, leurs paramètres n'ayant pas d'interprétation structurelle. L'établissement de prévisions conditionnelles avec des modèles VAR simples est donc problématique, car une évolution prédéterminée du taux d'intérêt ne peut se confondre avec une politique monétaire particulière.[11] De plus, les coefficients estimés ne sont pas indépendants de la politique monétaire. Cependant, les modèles VAR sont le moyen idéal d'établir des prévisions de référence *non conditionnelles*, puisqu'ils ne se basent que sur un minimum d'informations structurelles, à savoir sur les variables choisies et le retard maximum avec lequel celles-ci entrent dans le modèle. De surcroît, aucune variable exogène n'est nécessaire, contrairement à ce qui se passe dans les modèles structurels. Dans le présent exposé, nous ne nous occuperons que de prévisions d'inflation non conditionnelles obtenues à l'aide de modèles VAR. Ce faisant, nous examinerons si des combinaisons permettent d'améliorer leur qualité.

3 Combinaisons de prévisions

La méthode traditionnelle par laquelle s'établissent les prévisions VAR est simple. Le prévisionniste spécifie les variables ainsi que le nombre de décalages temporels que comporte le modèle VAR et établit les conditions qui concernent l'intégration, la cointégration, la tendance et le caractère saisonnier des données. Après quoi les prévisions sont calculées grâce au modèle choisi. La longueur limitée des séries chronologiques en macroéconomie entraîne trois problèmes fondamentaux dans la méthode traditionnelle. Premièrement, on ne peut recourir pour la prévision qu'à des modèles VAR très petits, c'est-à-dire avec peu de variables. Il en résulte que des informations potentiellement utiles ne sont pas prises en considération si l'on se limite à un seul modèle. Deuxièmement, le nombre insuffisant de degrés de liberté se traduit par une grande imprécision des paramètres estimés, ce qui peut également réduire la performance des prévisions au-delà de l'échantillon. Un autre inconvénient de la méthode traditionnelle résulte du fait que le choix du modèle dépend en premier lieu de la validité de l'ajustement aux données, et non de la performance passée de la prévision.

Pour neutraliser ces inconvénients, nous avons développé un processus de substitution. Celui-ci comprend deux étapes: lors d'une première étape, nous calculons un grand nombre de prévisions grâce à une série de petits modèles VAR; l'exiguïté des modèles VAR assure un minimum de degrés de liberté pour l'estimation; durant la seconde étape, les prévisions de divers modèles sont pondérées et combinées en une prévision générale[12]; nous nommons «prévisions VAR combinées» (*combined VAR forecast ou CVAR*) les prévisions établies ainsi. De nombreuses méthodes permettent de les combiner. Nous nous limiterons dans ce texte aux plus fréquentes.[13]

Il y a trois raisons principales qui militent en faveur d'une amélioration du résultat par des prévisions combinées: premièrement, elles permettent de

11 Kugler et Jordan (2000) ainsi que Jordan, Kugler, Lenz et Savioz (2002) traitent de l'établissement de prévisions conditionnelles à l'aide de modèles VAR structurels.

12 Voir Winkler (1989, p. 606) au sujet de la motivation qui fonde le processus proposé: "In most interesting forecasting situations in our uncertain and rapidly changing world, I doubt that such 'true' models are attainable and I think that it is counterproductive to think in terms of 'true' models. The motivation for the combination of forecasts, then, is at its most basic level the simple idea of aggregation of information to achieve a reduction in uncertainty, or an increase in accuracy."

13 On trouvera notamment chez Clemen et Winkler (1986), Clemen (1989) ainsi que Holden et Peel (1986) des méthodes permettant de déterminer la pondération.

diversifier les erreurs de prévision, ce qui réduit le problème des estimations imprécises de modèles individuels[14]. Deuxièmement, les prévisions combinées devraient être plus robustes, puisqu'elles ne dépendent pas fortement de la spécification d'un seul modèle; par conséquent, une erreur de spécification d'un seul modèle devrait causer beaucoup moins de dégâts. Troisièmement, les prévisions combinées se fondent sur une plus large base d'information, car elles comprennent davantage de variables; cela est important pour des prévisions VAR, fondées en règle générale sur des modèles ne comprenant que peu de variables. L'utilité de prévisions combinées devrait se manifester nettement lorsque les pondérations résultent de la performance antérieure des prévisions individuelles.

Les prévisions VAR combinées peuvent présenter d'autres avantages. Premièrement, la pondération des diverses prévisions, si elle dépend de la performance antérieure, peut contenir des informations sur l'importance relative des divers modèles et variables. Deuxièmement, un changement dans la dispersion des prévisions individuelles peut fournir une indication précoce sur une détérioration de la qualité des prévisions. Toutefois, nous n'analyserons pas ces points supplémentaires dans le présent exposé. Celui-ci examine uniquement si les prévisions CVAR sont plus précises que les prévisions VAR.

Les méthodes que nous avons appliquées à la pondération des prévisions sont expliquées par un exemple dans lequel trois modèles VAR fournissent des prévisions d'inflation relatives au temps t: $\hat{\pi}_{VAR1,t}$, $\hat{\pi}_{VAR2,t}$ et $\hat{\pi}_{VAR3,t}$.[15] La prévision combinée $\hat{\pi}_{CVAR,t}$ est la moyenne pondérée de ces trois prévisions individuelles

$$(1)\quad \hat{\pi}_{CVAR,t} = w_0 + w_1\hat{\pi}_{VAR1,t} + w_2\hat{\pi}_{VAR2,t} + w_3\hat{\pi}_{VAR3,t},$$

où $w_i\ i = 0,\ldots 3$ sont les pondérations.

Très fréquente, la première méthode de combinaison de prévisions consiste à calculer la *moyenne simple* (*simple average ou SA*) des prévisions individuelles. La pondération de chaque prévision est alors la même. De plus, la somme des pondérations est égale à un:

$$(2)\quad w_0 = 0\ \ w_1 = 1/3\ \ w_2 = 1/3\ \ w_3 = 1/3.$$

Les pondérations ne dépendent pas de la précision des prévisions individuelles constatée par le passé.

Dans les autres méthodes de combinaisons, les prévisions sont déterminées à partir de la performance antérieure des prévisions individuelles. Pour ce faire, on effectue une régression linéaire, et l'on recourt au taux effectif d'inflation comme variable dépendante ainsi qu'aux prévisions individuelles au-delà de l'échantillon comme variables explicatives. Les coefficients peuvent être estimés avec des restrictions, de manière à obtenir certaines des caractéristiques de pondérations ($0 \leq w_i \leq 1, \sum_i w_i = 1$). Dans notre exemple à trois prévisions, la régression est[16]

$$(3)\quad \pi_t = \beta_0 + \beta_1\hat{\pi}_{VAR1,t} + \beta_2\hat{\pi}_{VAR2,t} + \beta_3\hat{\pi}_{VAR3,t} + \varepsilon_t.$$

La deuxième méthode de combinaison que nous appliquons ici est la *méthode usuelle des moindres carrés* (*least square method ou LS*). Dans la méthode LS (1), les coefficients estimés de l'équation (3) servent de pondérations pour calculer la prévision combinée:

$$(4)\quad w_0 = \hat{\beta}_0\ \ w_1 = \hat{\beta}_1\ \ w_2 = \hat{\beta}_2\ \ w_3 = \hat{\beta}_3.$$

L'estimation des coefficients dans l'équation (3) s'effectue sans restrictions. Dans le cas d'une prévision non biaisée le coefficient $\hat{\beta}_0$ est zéro.

La troisième méthode de combinaison est la *méthode des moindres carrés à constante restreinte* (*constant restricted least square method* ou *CRLS*). Elle est supposée non biaisée et le terme constant est restreint à zéro:

$$(5)\quad w_0 = \hat{\beta}_0 = 0.$$

La quatrième méthode de combinaison est la *méthode des moindres carrés à égalité restreinte* (*equality restricted least square method* ou *ERLS*). Elle comprend la restriction supplémentaire selon laquelle la somme des pondérations des prévisions est égale à un. Par conséquent, la régression (3) est estimée avec les restrictions suivantes:

$$(6)\quad \hat{\beta}_0 = 0 \text{ et } \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 + \hat{\beta}_3 = 1.$$

Le cinquième et dernier processus appliqué dans le présent exposé est la *méthode des moindres carrés à inégalité restreinte* (*non-negativity inequality restricted least square method* ou *NRLS*). Dans les prévisions de combinaison NRLS, les pondérations ne sont pas négatives. La régression (3) est estimée avec les restrictions (non linéaires) suivantes:

$$(7)\quad \hat{\beta}_0 = 0, \hat{\beta}_1 \geq 0, \hat{\beta}_2 \geq 0, \text{ et } \hat{\beta}_3 \geq 0.$$

Dans la section 5, nous utiliserons ces cinq méthodes pour établir des prévisions combinées. Ce faisant, nous examinerons quelles prévisions – prévisions CVAR ou prévisions VAR individuelles – sont les meilleures.

14 Voir notamment Granger (1989) ainsi que Granger et Newbold (1973, 1986). Voir aussi une introduction à l'argument de la diversification chez Jungmittag (1993).

15 Voir Aksu et Gunter (1992).

16 Les prévisions combinées VAR fournissent non seulement une prévision, mais aussi des informations supplémentaires qui peuvent être utiles aux prévisionnistes et à la réalisation de la politique monétaire. Premièrement, elles donnent des indications utiles sur la source de la performance de la prévision. Ces informations ressortent de l'équation (3). Les prévisions sans coefficient statistiquement significatif dans cette régression ne contiennent pas d'information supplémentaire, comparées à d'autres prévisions (voir Diebold (1989) à propos de la combinaison des prévisions et de la «forecast encompassing» ainsi que West (2001) au sujet d'un test approprié à la «forecast encompassing»). On peut donc en déduire quelles variables donnent de bonnes informations sur l'inflation dans un horizon de prévision déterminé. Une constante qui n'est pas égal à zéro dans la régression indique un biais des prévisions (voir Holden et Peel, 1989). Deuxièmement, des ruptures structurelles dans l'évolution de l'inflation sont rapidement identifiées par l'analyse des changements des pondérations estimées (voir Diebold et Pauly, 1986). La cause probable de la rupture structurelle peut éventuellement être déduite du changement des pondérations.

4 Données, caractéristiques de séries chronologiques et modèles VAR

L'analyse suivante comprend cinq variables: l'indice des prix à la consommation P, la masse monétaire $M3$, l'ensemble des crédits bancaires en Suisse C, le produit intérieur brut réel (PIB) Q et le taux d'intérêt à long terme en francs suisses R. Conformément aux théories principales du mécanisme de transmission de la politique monétaire, la monnaie, le crédit, l'activité économique et le taux d'intérêt à long terme sont des déterminants importants du processus d'inflation.[17] Pour restreindre les frais de calcul et de programmation, nous nous limitons à ces cinq variables.

La période de recherche va du premier trimestre 1974 au troisième trimestre 2000.[18] Le tableau 1 montre le test de racine unitaire de Dickey et Fuller (test ADF) afférent aux cinq variables. Dans le présent exposé, les cinq variables en logarithmes sont considérées comme intégrées de premier ordre, soit I(1).[19] Seuls des modèles VAR aux variables stationnaires sont pris en considération. C'est pourquoi toutes les variables sont incluses dans les modèles en différences premières. Nous avons renoncé à tenir compte d'éventuelles relations de cointégration et ne recourrons pas aux modèles vectoriels à correction d'erreurs (VEC).

Les modèles VAR pris en considération comprennent une constante et quatre décalages temporels. Aucune variable de tendance ou variable muette saisonnière n'est incluse.[20] Chaque modèle VAR doit comprendre au moins le taux d'inflation π_t. C'est pourquoi le modèle VAR le plus petit ne comprend que π_t, et le plus grand l'ensemble des cinq variables. En tout, 16 modèles VAR différents peuvent être spécifiés: 1 modèle à 1 variable, 4 modèles à 2 variables, 6 modèles à 3 variables, 4 modèles à 4 variables et 1 modèle à 5 variables.

Des prévisions combinées n'ont été établies qu'à partir de prévisions de modèles VAR comportant le même nombre de variables. En tenant compte de cette restriction, 79 prévisions combinées peuvent être spécifiées: 11 prévisions combinées à partir de modèles à 2 variables, 57 à partir de modèles à 3 variables et 11 à partir de modèles à 4 variables (voir tableau 4).

5 Prévisions au-delà de l'échantillon

Dans cette section, nous examinerons la possibilité d'améliorer la qualité de la prévision en combinant diverses prévisions. Nous comparerons les résultats de prévisions CVAR avec les prévisions VAR individuelles. Aussi bien le résultat moyen de prévisions VAR et CVAR que le résultat des meilleures prévisions VAR et CVAR seront comparés. Ce faisant, nous nous concentrerons sur la prévision du taux d'inflation annuel

(8) $\pi_t = 100*\log(P_t/P_{t-4})$

pour des horizons de prévision de un, deux et trois ans, soit les horizons les plus utiles à la politique monétaire.

Pour apprécier ces prévisions, nous nous fondons sur la racine de l'erreur de prévision quadratique moyenne (*root mean square error* ou *RMSE*)

(9) $RMSE = \sqrt{1/T\sum_{t=1}^{T}(\pi_t - \hat{\pi}_t)^2}$,

où π_t reflète l'inflation réalisée et $\hat{\pi}_t$ l'inflation prévue pour la période t. La différence $\pi_t - \hat{\pi}_t$ indique l'erreur de prévision, et T le nombre de prévisions. Le MSE ($MSE = 1/T\sum_{t=1}^{T}(\pi_t - \hat{\pi}_t)^2$) est une mesure de l'erreur de prévision quadratique moyenne. En élevant l'erreur de prévision au carré, on pondère les grosses erreurs de prévision davantage que les petites. La dimension du RMSE correspond à celle du taux d'inflation π_t. En cas de prévisions parfaites, le RMSE est égal à zéro.

L'analyse ne prend en considération que les prévisions au-delà de l'échantillon. Comme Bernanke (1990) ainsi que Thoma et Gray (1994) notamment l'indiquent, l'utilité d'un modèle de prévision dépend finalement de la capacité de celui-ci à établir des prévisions au-delà de l'échantillon. Si un modèle établit d'excellentes prévisions à l'intérieur de l'échantillon, il n'en découle pas automatiquement que tel sera le cas de ses prévisions au-delà de l'échantillon.

Les prévisions sont calculées à l'aide de régressions roulantes (*rolling regression models*). Dans un premier temps une estimation roulante des modèles VAR produit une série de prévisions individuelles au-delà de l'échantillon pour divers horizons de prévision $k = 4, 8, 12$. Les prévisions pour un horizon de k trimestres se calculent comme suit: tout d'abord, le modèle VAR est estimé grâce à des observations faites entre la période s et la période $s-29$, s étant la période après laquelle la première prévision commence.[21] Les coefficients estimés permettent alors de calculer

17 L'étude de Jordan (1999a) a démontré que des agrégats de crédit sont informatifs pour prédire l'inflation. Voir Baltensperger, Jordan et Savioz (2001) ainsi que Kirchgässner et Savioz (2001) à propos de la signification des agrégats monétaires.
18 Notez que la variabilité de l'inflation a été très faible ces derniers temps, et le niveau d'inflation bas. Les données les plus récentes sont donc peu adéquates pour tester la performance de modèles destinés à prévoir une inflation.
19 Voir Miller, Clemen et Winkler (1992).
20 Les variations saisonnières sont éliminées des variables.
21 Aucun modèle VAR comprenant moins de trente observations n'est donc estimé.

la prévision pour la période $s + k$. Pour cette prévision, on n'utilise que l'information disponible jusqu'à la période s. Après quoi l'échantillon est élargi d'une période et l'équation est estimée avec des données s'étendant de la période $s+1$ à la période $s-29$. On recourt aux coefficients que l'on vient d'estimer pour calculer la prévision de la période $s+1+k$. Cette procédure est répétée jusqu'à la fin des données. Toutefois, l'échantillon est maintenu constant dès qu'une limite de 50 observations a été atteinte. 73 prévisions individuelles avec un horizon d'une année allant de 1982:3 à 2000:3, 69 prévisions avec un horizon de deux ans allant de 1983:3 à 2000:3 et 65 prévisions avec un horizon de trois ans allant de 1984:3 à 2000:3 peuvent être calculées par cette technique.

A l'aide des prévisions on peut, dans un deuxième temps, calculer les prévisions combinées. Celles-ci sont établies grâce à des pondérations déterminées au moyen des cinq méthodes susmentionnées. On applique des techniques de régression roulante pour calculer ces pondérations. La régression de l'équation (3) est établie sur la base des 30 premières prévisions individuelles afin d'obtenir la première prévision combinée pour la période $s+2k+29$, $s+k$ correspondant au trimestre pour lequel la première prévision individuelle à l'horizon k est disponible. Suit la régression aux 31 premières prévisions individuelles qui permet d'établir la prévision combinée pour la période $s+2k+30$. Cette procédure est poursuivie jusqu'à la fin des données. Le nombre des prévisions individuelles utilisées dans la régression devient constant dès lors que 50 observations sont disponibles. Grâce à cette procédure, nous obtenons 39 prévisions combinées à horizon d'une année pour la période allant de 1991:3 à 2003:3, 31 prévisions combinées à horizon de deux ans, de 1993:3 à 2000:3, et 23 prévisions combinées à horizon de trois ans, de 1995:3 à 2000:3.[22]

Pour la période allant de 1991:1 à 2000:3, le taux d'inflation effectif moyen s'est inscrit à 1,9%, le taux maximum étant de 6,1% et le RMS ($RMS = 1/T\sum_{t=1}^{T}\sqrt{\pi_t^2/T}$) de 2,62%. Pour la période allant de 1993:1 à 2000:3, l'inflation s'est chiffrée en moyenne à 1,2%, son maximum à 3,4% et le RMS à 1,54%. Durant la période de 1995:1 à 2003:3, l'inflation moyenne ne s'est inscrite qu'à 0,9%, restant toujours inférieure à 2%. Le RMS s'est chiffré à 1,9%. Il convient d'apprécier la performance de la prévision sur une période pendant laquelle l'inflation est soumise à certaines fluctuations. C'est pourquoi nous renonçons à présenter les résultats pour une période de temps commune pour les divers horizons de prévision.

Le changement de volatilité aussi bien que de niveau d'inflation rend difficile l'évaluation de la performance de prévision des modèles entre les diverses périodes et les divers horizons de prévision. Pour comparer la qualité des prévisions entre diverses périodes, on recourra notamment au coefficient d'inégalité (U) de Theil:[23]

$$(10)\quad U = \frac{RMSE}{RMS} = \frac{\sqrt{1/T\sum_{t=1}^{T}(\pi_t - \hat{\pi}_t)^2}}{1/T\sum_{t=1}^{T}\sqrt{\pi_t^2/T}}.$$

Le coefficient U de Theil compare le RMSE des prévisions d'inflation au RMS de l'inflation effective. Les erreurs de prévision sont ainsi pondérées relativement au niveau d'inflation, car les erreurs absolues de prévision ont tendance à être inférieures, en période de faible inflation, à celles des périodes de forte inflation. De plus, le coefficient U de Theil permet d'apprécier la performance d'un modèle par rapport à une prévision simple à niveau stable des prix, c'est-à-dire à inflation égale à zéro. U est égal à 1 lorsque le modèle a la même capacité de prévision que la prévision simple. Si U est inférieur (supérieur) à 1, le modèle livre des valeurs de prévision plus précises (moins précises) que la prévision simple. Il faut toutefois avoir à l'esprit qu'une simple prévision d'un niveau de prix constant peut être très bonne dans certaines circonstances. U supérieur à 1 ne reflète donc pas forcément une mauvaise capacité de prévision. Tel est notamment le cas de la période allant de 1995:1 à 2003:3, pendant laquelle une prévision d'un niveau de prix constant aurait été tout à fait acceptable. Durant cette période de près de six ans, le niveau annuel des prix n'est monté que de 4,3%, soit un taux de croissance annuel de 0,75% seulement. Pour des prévisions sur un horizon de trois années, un coefficient U supérieur à 1 ne reflète donc pas forcément une mauvaise performance s'il se rapporte à la période allant de 1995:1 à 2000:3.

Les résultats de prévisions individuelles VAR au-delà de l'échantillon ressortent du tableau 2.[24] Nous indiquons les résultats moyens de différentes catégories de modèles VAR. Comme le démontrent les paramètres RMSE et U, la qualité de la prévision se détériore, en général, avec l'allongement de l'horizon de prévision. Le modèle de référence est un modèle AR(4) de variation du niveau des prix. Les autres prévisions VAR sont en moyenne meilleures que cette référence. Les prévisions des modèles VAR à quatre variables ($n = 4$) atteignent, en moyenne, la meil-

22 Si l'horizon de prévision est élargi d'une année, l'échantillon utilisé dans l'évaluation des prévisions combinées est réduit de deux ans (voir tableau 2 ss.). La première année est perdue, car moins de prévisions peuvent être calculées sur la base des données disponibles. La deuxième année se perd parce que moins de prévisions combinées peuvent être calculées sur la base du nombre donné de prévisions.

23 Le coefficient d'inégalité de Theil est défini ici comme chez Greene (2000, p. 310).

24 Pour des résultats analogues, voir Jordan (1999b).

leure performance pour un horizon de prévision d'un an. Dans le cas de prévisions de deux ans, la meilleure performance des modèles VAR est, en moyenne, celle à trois variables ($n = 3$). Toutefois, la différence est minime par rapport aux modèles VAR à quatre variables ($n = 4$). Pour les prévisions d'une durée de trois ans, les modèles VAR à trois variables ($n = 3$) atteignent, en moyenne, les meilleurs résultats. Ils sont suivis par les modèles VAR bivariés ($n = 2$) et par les modèles VAR à quatre variables ($n = 4$). La performance du modèle VAR simple à cinq variables ($n = 5$) laisse à désirer, ce qui peut provenir du petit nombre de degrés de liberté disponibles pour l'estimation de ce modèle. Les résultats indiquent clairement que le recours à des variables additionnelles améliore la performance, en ce qui concerne les prévisions à horizon d'une année ou de deux ans tout au moins.

5.1 Comparaison avec la performance moyenne des prévisions individuelles VAR

Quelle est la performance des prévisions CVAR par rapport à celle des prévisions VAR? Nous allons comparer la performance des prévisions CVAR avec la *performance moyenne* des prévisions VAR qui figure à la première ligne du tableau 2. Le tableau 3 indique le RMSE moyen et le coefficient U des 79 prévisions CVAR suivant les diverses méthodes de combinaison. Il comprend également l'amélioration réalisée grâce à la combinaison des prévisions, comparée à la moyenne de toutes les prévisions individuelles VAR. La méthode de la moyenne simple (SA) permet d'atteindre un bon résultat pour tous les horizons de prévision. Dans un horizon d'une année, elle est même la meilleure méthode pour pondérer les prévisions individuelles. Cette méthode a l'avantage d'éviter l'estimation des pondérations. La méthode des moindres carrés (LS) fournit de très mauvais résultats à tous les horizons de prévision. L'application de la méthode des moindres carrés à constante restreinte (CRLS) améliore considérablement la performance à un horizon de prévision de deux et trois ans.[25] Dans un horizon de trois ans, le CRLS est la meilleure méthode. Par la restriction d'égalité (ERLS), selon laquelle la somme des pondérations doit être égale à 1, la performance ne s'améliore que pour l'horizon de prévision d'une année.[26] La méthode qui limite les pondérations à des valeurs non négatives (NRLS) permet d'obtenir de bons résultats lors de prévisions portant sur deux ou trois ans. Pour un horizon de deux ans, elle est même la meilleure.

L'application de pondérations constantes (SA) donne des résultats particulièrement bons pour de courts horizons prévisionnels. Cependant, il semble important que les pondérations puissent changer avec le temps en cas de prévisions à long terme; une nouvelle estimation étant effectuée pour chaque période. Comme la piètre performance de la méthode des moindres carrés (LS) le prouve, des restrictions devraient être fixées lors de l'estimation des pondérations. Alors que la méthode ERLS ne semble adéquate, les méthodes CRLS et NRLS parviennent à de bonnes performances. Lorsque les prévisions VAR individuelles sont presque identiques, la méthode CRLS est encore possible, alors que la méthode NRLS se heurte parfois à des difficultés de nature numérique.[27]

Dans l'analyse qui suit, nous nous concentrerons sur les meilleures méthodes pour chaque horizon prévisionnel. Pour l'horizon d'une année, nous utilisons la SA. Pour l'horizon de deux ans, nous pouvons choisir entre le CRLS et le NRLS; les résultats étant similaires. Pour éviter des problèmes numériques éventuels, nous optons pour le CRLS. Le CRLS est aussi la meilleure méthode pour l'horizon de trois ans.

Les résultats pour différentes catégories de prévisions CVAR figurent dans le tableau 5. Ceux des prévisions moyennes VAR et CVAR sont également indiqués en référence dans ce tableau. Les résultats pour les 79 prévisions combinées sont présentés en regroupant celles-ci de deux manières. En premier lieu, des catégories sont formées pour toutes les prévisions combinées calculées à partir du même nombre de prévisions VAR. La catégorie $m = 2$ comprend, par exemple, les 27 prévisions combinées, formées à partir de deux prévisions individuelles. Les prévisions individuelles proviennent de modèles VAR à 2, 3 ou 4 variables. Nous formons ensuite des catégories avec toutes les prévisions combinées, calculées à partir de prévisions VAR qui ont le même nombre de variables. La catégorie ($n = 2$), par exemple, comprend les 11 prévisions combinées, calculées à partir de prévisions individuelles de VAR issues à 2 variables. Les prévisions combinées peuvent résulter de 2, 3 ou 4 prévisions individuelles. Les catégories figurent dans le tableau 4.

Les résultats indiquent clairement que plus les prévisions sont combinées, plus la performance s'améliore et cette amélioration est monotone. Si 6 prévisions ($m = 6$) sont combinées, le RMSE diminue

25 Voir également Granger et Ramanathan (1984) au sujet de la méthode CRLS.
26 Voir également Clemen (1986) à propos de la méthode ERLS.

27 Si la pondération ne peut être déterminée pour un échantillon, on recourra à la pondération calculée pour l'échantillon précédent.

de plus de 20% par rapport à la moyenne des prévisions VAR individuelles. Cette amélioration pourrait découler d'une diversification (plus grand nombre de prévisions) ou d'informations (plus grand nombre de variables). Les résultats prouvent également que des prévisions combinées à partir de modèles VAR à 3 ou 4 variables ($n = 3$, $n = 4$) entraînent, en moyenne, une amélioration plus forte du RMS que des prévisions combinées à partir de prévisions VAR bivariées ($n = 2$). Seuls les résultats correspondant à un horizon de deux ans rendent perplexe. Les prévisions combinées à partir de modèles à 4 variables ($n = 4$) ne sont en effet pas satisfaisantes à cet horizon.

5.2 Comparaison avec les meilleures prévisions VAR

Jusqu'ici l'analyse prouve que la combinaison de prévisions avec divers modèles peut améliorer la qualité des prévisions, à condition toutefois que la méthode de combinaison soit adéquate. Ce résultat se fonde sur une comparaison de la performance moyenne des prévisions CVAR avec celle des prévisions VAR. Deux questions se posent: y a-t-il des prévisions VAR individuelles obtenant des meilleures résultats que la moyenne des prévisions combinées? Peut-on isoler les meilleures combinaisons et, dans l'affirmative, convient-il de se concentrer sur des combinaisons déterminées? Pour répondre à ces questions, nous examinerons les meilleures prévisions VAR et CVAR de manière plus précise.

Le tableau 6 indique les résultats des trois meilleures prévisions VAR pour chaque horizon de prévision. Une comparaison avec le tableau 3 démontre que les meilleures prévisions VAR dépassent les prévisions CVAR moyennes pour un horizon prévisionnel d'une année. Dans la prévision sur deux ans, seules les deux meilleures prévisions VAR excèdent les prévisions CVAR moyennes établies par la méthode CRLS. La meilleure prévision VAR n'est cependant pas supérieure aux prévisions CVAR moyennes établies par la méthode NRLS. Dans un horizon prévisionnel de trois ans, la meilleure prévision VAR est inférieure à la moyenne des prévisions CVAR établies par la méthode CRLS ou par la méthode NRLS. Notons en outre que les meilleurs modèles VAR ne comprennent pas toutes les variables, et cela particulièrement pour les horizons prévisionnels les plus longs. Il ressort du tableau 6 que la combinaison de prévisions est particulièrement importante pour les prévisions à long terme.

Le tableau 7 compare les meilleures prévisions VAR avec les trois meilleures prévisions CVAR à chaque horizon de prévision. Lors de l'application de la méthode de la moyenne simple (SA), les meilleures prévisions CVAR surpassent de 9% les meilleures prévisions VAR à un horizon d'une année. Aux horizons prévisionnels plus longs, le RMSE de la meilleure prévision CVAR (CRLS) par rapport à la meilleure prévision VAR diminue de plus de 30%. La qualité de la prévision est ainsi considérablement accrue. A l'horizon prévisionnel de deux (trois) ans, 59 (49) sur 79 prévisions CVAR possibles ont des RMSE et des coefficients U inférieurs à la meilleure prévision VAR.

Est-il possible de déterminer la meilleure combinaison? On observera que les trois meilleurs modèles, correspondant à chacun des horizons prévisionnels, comprennent les cinq variables prises en considération dans la présente analyse. On considérera par ailleurs le résultat suivant: dans l'horizon prévisionnel d'une année, seules trois sur quinze combinaisons possibles (nombre de couples de prévisions, de VAR trivariées, combinés) contiennent toutes les variables; la meilleure prévision CVAR est l'une de ces trois combinaisons. Ces observations pourraient refléter non seulement un «avantage de diversification», mais aussi un «avantage d'information» des prévisions combinées par rapport aux prévisions individuelles. Une proposition pratique serait de choisir les prévisions VAR à combiner, de telle sorte que le plus grand nombre de variables soient incluses dans la prévision CVAR.

6 Conclusion

Les prévisions d'inflation non conditionnelles sont importantes dans la pratique de la politique monétaire. Les modèles VAR sont très utiles pour les établir. Comme nous ne disposons, en règle générale, que de courtes séries chronologiques, les modèles VAR ne peuvent contenir qu'un nombre de variables limité ce qui représente un inconvénient majeur de ce type d'approche. Nous avons développé un système permettant de calculer des prévisions non conditionnelles, et qui résout le problème du nombre limité de variables. La méthode recourt aux propriétés de prévisions combinées et comprend deux étapes: on calcule tout d'abord un grand nombre de prévisions VAR qui découlent de modèles spécifiés différemment et qui comprennent diverses variables; par la suite, les pondérations destinées à la combinaison des prévisions sont déterminées suivant la qualité de ces dernières dans le passé. Les prévisions combinées sont alors calculées grâce à ces pondérations. Cette méthode permet d'obtenir des informations en temps réel sur la qualité de la prévision et les ruptures structurelles pouvant résulter des changements de pondération. En outre, les pondérations peuvent indiquer quelles catégories de variables contiennent des informations sur l'inflation future pour un horizon de prévision déterminé.

L'exposé montre que les prévisions d'inflation combinées, calculées d'après la méthode développée dépassent, en moyenne, la meilleure prévision VAR. Tel est notamment le cas lors de prévisions à long terme. La supériorité des prévisions combinées s'appuie sur trois raisons: premièrement, les erreurs de prévision sont diversifiées; deuxièmement, les prévisions combinées ne se fondent pas, dans leur grande majorité, sur la spécification d'un modèle VAR particulier et sont donc moins sensibles à des erreurs de spécification; troisièmement, les prévisions VAR combinées reposent normalement sur davantage d'informations que les prévisions VAR individuelles.

Le présent exposé présente certaines lacunes. Pour restreindre les frais de calcul et de programmation, nous nous sommes limités dans deux dimensions. Premièrement, nous n'avons recouru qu'à cinq variables. Or, la littérature relative au mécanisme de transmission monétaire souligne l'importance d'autres variables, tels les changes, les prix à l'importation et divers taux d'intérêt. Par ailleurs, nous n'avons pas vérifié la dépendance de nos résultats à l'hypothèse de stationnarité des variables en différences premières. Pour ce faire il aurait fallu accroître considérablement le nombre des prévisions VAR et CVAR à prendre en considération, puisqu'il aurait fallu tenir compte de prévisions VAR en niveau, de prévisions issues de VAR où les variables en niveau et en différence sont mélangées et encore de prévisions venant de modèles à corrections d'erreurs. Comme une prévision inefficiente (mais non biaisée) peut toujours être améliorée lorsqu'on la combine avec une autre, nous estimons que la qualité de la prévision pourrait être améliorée par l'assouplissement de ces deux restrictions. Cependant la question est ouverte de savoir si des améliorations comparables à celles mises en évidence dans cet exposé existent dans ce cas aussi. Finalement, il faut encore mentionner une limitation fondamentale de la méthode présentée. La combinaison de prévisions VAR n'est adéquate que si l'on a besoin de prévisions non conditionnelles. Lors de simulations structurelles (étude de réponses aux chocs, décomposition de la variance, prévisions conditionnelles), il faut recourir à des prévisions VAR individuelles.

En résumé, le présent exposé a démontré que l'utilisation de nombreux «petits» modèles VAR peut être une meilleure stratégie pour établir une prévision non conditionnelle que le recours à un seul modèle VAR. Nos recherches empiriques prouvent que cela est particulièrement le cas pour des prévisions d'inflation à long terme. Notre conclusion se référera à la citation de Shakespeare mentionnée in initio: si l'on ne sait quel grain germera, il est sage de ne pas choisir un seul grain, mais de les semer tous. Lorsqu'il s'agit de prévisions et non d'analyses, le présent exposé et la littérature abondante consacrée aux prévisions combinées démontrent qu'il est préférable de ne pas se limiter à un seul modèle. De fait, les prévisions d'inflation établies par la BNS se fondent sur plusieurs modèles, et le présent exposé contribue à justifier cette approche pluraliste.

7 Bibliographie

Aksu C. et Gunter, S.I. 1992. An empirical analysis of the accuracy of SA, OLS, ERLS, and NRLS combination forecasts. *International Journal of Forecasting* 8: 27-43.

Baltensperger, E., Fischer A.M. et Jordan T.J. 2002. Abstaining from inflation targets, Understanding SNB rhetoric in the inflation targeting debate. Document de travail, Banque nationale suisse

Baltensperger, E., Jordan T.J. et Savioz M.R. 2001. The demand for M_3 and inflation forecasts: An empirical analysis for Switzerland. *Weltwirtschaftliches Archiv/Review of World Economics* 137(2): 244–272.

Bernanke, B.S. 1990. On the predictive power of interest rates and interest rate spreads. *New England Economic Review* November-December: 51–61.

Clemen, R.T. 1986. Linear constraints and the efficiency of combined forecasts. *Journal of Forecasting* 5: 31–38.

Clemen, R.T. 1989. Combining forecasts: A review and annotated bibliography, *International Journal of Forecasting* 8: 559–83.

Clemen, R.T. et Winkler, R.L. 1986. Combined economic forecasts. *Journal of Business and Economic Statistics* 4: 39–46.

Diebold, F.-X. 1989. Forecast combination and encompassing: Reconciling two divergent literatures. Board of Governors of the Federal Reserve System, Finance and Economics Discussion Series.

Diebold, F.-X. et Pauly, P. 1986. Structural change and the combination of forecasts. Boards of Governors of the Federal Reserve System, Special Studies Section, Discussion Paper 201.

Granger, C.W.J. 1986. *Forecasting Economic Time Series*. Londres: Academic Press.

Granger, C.W.J. 1989. *Forecasting in Business and Economics*. Londres: Academic Press.

Granger, C.W.J. et Newbold, P. 1973. Some comments on the evaluation of economic forecasts. *Applied Economics* 5: 35–47.

Granger, C.W.J. et Newbold, P. 1986. *Forecasting Economic Time Series*. Deuxième édition, Londres: Academic Press.

Granger, C.W.J. et Ramanathan, R. 1984. Improved methods of combining forecasts. *Journal of Forecasting* 14(3): 367–79.

Greene, W.H. 2000. *Econometric analysis*. Quatrième édition, Londres: Prentice-Hall.

Holden, K. et Peel, D.A. 1986. An empirical investigation of combinations of economic forecasts. *Journal of Forecasting* 5: 229–42.

Holden, K. et Peel, D.A. 1989. Unbiasedness, efficiency and the combination of economic forecasts. *Journal of Forecasting* 8: 175–882.

Jordan, T.J. 1999a. The information content of bank credit to forecast output and inflation: The case of Switzerland. Document de travail, Banque nationale suisse.

Jordan, T.J. 1999b. Inflationsprognosen mit VAR-Systemen. Document de travail, Banque nationale suisse.

Jordan, T.J. et Peytrignet, M. 2001. Die Inflationsprognosen der Schweizerischen Nationalbank, La prévision d'inflation de la Banque nationale suisse. *Bulletin trimestriel de la Banque nationale suisse* 2: 54–61.

Jordan, T.J., Kugler, P., Lenz, C. et Savioz, M.R. 2002. Inflationsprognosen mit vektorautoregressiven Modellen, Prévisions d'inflation par des modèles vectoriels autorégressifs. *Bulletin trimestriel de la Banque nationale suisse* 1: 40–66.

Jungmittag, A. 1993. Die Kombination von Prognosen: Ein Überblick mit Anwendungen, *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik* 212(1–2): 58–72.

Kirchgässner, K. et Savioz, M.R. 1997. Empirische Forschung in den Wirtschaftswissenschaften: Ein Überblick. *Homo oeconomicus* 16: 507–538.

Kirchgässner, K., et Savioz, M.R. 2001. Monetary policy and forecasts for real GDP growth: An empirical investigation for the Federal Republic of Germany. *German Economic Review* 2: 339–365.

Kugler, P. et Jordan, T.J. 2000. Structural vector autoregressions and the analysis of monetary policy interventions: The Swiss case. Document de travail, Université de Bâle.

Miller, C.M., Clemen, R.T. et Winkler, R.L. 1992. The effect of nonstationary on combined forecasts. *International Journal of Forecasting* 7(4): 515–529.

Ruoss, E. et Savioz, M.R. 2002. Quelle est la fiabilité des prévisions du PIB – Etude empirique pour la Suisse. *Bulletin trimestriel de la Banque nationale suisse* 3: 43–63.

Sims, C. 1980. Macroeconomics and reality. *Econometrica* 48: 1–49.

Stalder, P. 2001. Ein ökonometrisches Makromodell für die Schweiz, Un modèle macroéconomique pour la Suisse. *Bulletin trimestriel de la Banque nationale suisse* 2: 63–89.

Thoma, M.A. et Gray, J.A. 1994. On leading indicators: Getting it straight. 1994 Federal Reserve Bank of Dallas *Texas conference on monetary economics Paper* No. 4.

West, K.D. 2001. Tests for forecast encompassing when forecasts depend on estimated regression parameters. *Journal of Business & Economic Statistics* 19(1): 29–33.

Winkler, R.L. 1989. Combining forecasts: A philosophical basis and some current issues. *International Journal of Forecasting* 5: 605–609.

Annexe:

Test de stationnarité ADF (Augmented Dickey Fuller) 1974:1 – 2000:3 Tableau 1

Variable	k	r	t
ΔP	5	0.699	−2.699(*)
ΔQ	10	0.058	−3.17*
ΔM	4	0.570	−2.845(*)
ΔC	0	0.833	−2.905*
ΔR	0	0.412	−6.736**

* indique que l'hypothèse zéro d'une racine unitaire est rejetée à un niveau de signification de 5%. ** et (*) indiquent un rejet à un niveau de signification de 1 et de 10%. *k* est le nombre de variables (endogènes) retardées incluses dans l'équation du test ADF. *k* est le retard (entre 0 et 10) à la valeur la plus petite du critère AIC (Akaike information criterion). *r* est la racine unitaire estimée et *t* est la statistique du test. Il est recouru aux valeurs critiques de MacKinnon.

Prévisions individuelles VAR au-delà de l'échantillon
Résultats moyens des 16 prévisions VAR Tableau 2

Nombre de variables figurant dans les VAR	Prévisions sur une année 1991:1 – 2000:3 39 prévisions		Prévisions sur deux ans 1993:1 – 2000:3 31 prévisions		Prévisions sur trois ans 1995:1 – 2000:3 23 prévisions	
	RMSE	U de Theil	RMSE	U de Theil	RMSE	U de Theil
Tous les VAR (16)[1]	*0.892*	*0.340*	*1.259*	*0.817*	*1.418*	*1.302*
n = 1 (1)	1.198	0.457	1.365	0.886	1.464	1.345
n = 2 (4)	0.966	0.369	1.252	0.812	1.417	1.301
n = 3 (6)	0.860	0.328	**1.242**	**0.806**	**1.402**	**1.287**
n = 4 (4)	**0.801**	**0.306**	1.245	0.808	1.425	1.309
n = 5 (1)	0.842	0.321	1.340	0.869	1.445	1.328

Remarque:
La meilleure statistique est indiquée en caractères gras pour chaque horizon de prévision. *n* est le nombre de variables d'un VAR. Tous les VAR sont d'ordre 4. Pour *n* = 1 par exemple, les prévisions sont calculées avec un modèle AR(4). Pour *n* = 2 (*n* = 3), elles sont calculées avec un modèle bivarié (trivarié) VAR(4), etc. L'échantillon permettant d'estimer les VAR débute par 30 observations; il est élargi de manière à atteindre 50 observations.

1 Le nombre de VAR à n variables est indiqué entre parenthèses. «*n* = 3 (6)», par exemple, signifie que six prévisions ont été calculées à partir de six VAR(4) trivariés. Le résultat indiqué dans le tableau correspond à la moyenne des six prévisions.

Prévisions combinées VAR au-delà de l'échantillon

Résultat moyen de 79 prévisions combinées

Tableau 3

Méthode	Prévisions sur une année 1991:1 – 2000:3 39 prévisions			Prévisions sur deux ans 1993:1 – 2000:3 31 prévisions			Prévisions sur trois ans 1995:1 – 2000:3 23 prévisions		
	RMSE	*U*	%	RMSE	*U*	%	RMSE	*U*	%
Prévision VAR	*0.892*	*0.340*	*100%*	*1.259*	*0.817*	*100%*	*1.418*	*1.302*	*100%*
SA	**0.749**	**0.286**	−15,9%	1.167	0.757	−7,3%	1.374	1.262	−3,1%
LS	1.069	0.408	20%	1.714	1.112	36,1%	2.528	2.322	78,3%
CRLS	0.942	0.360	5,9%	1.142	0.741	−9,3%	**1.261**	**1.158**	−11,1%
ERLS	0.868	0.331	−2,6%	1.302	0.844	3,3%	1.552	1.426	9,5%
NRLS	0.904	0.345	1,5%	**1.088**	**0.706**	−13.6%	1.268	1.165	−10,5%

Remarque:
Les VAR(4) et les combinaisons sont estimés sur la base de 50 observations.

Catégories de prévisions VAR combinées

Tableau 4

Nombre de variables du VAR	Nombre de prévisions combinées (m):				
	m = 2	*m* = 3	*m* = 4	*m* = 5	*m* = 6
n = 2	6	4	1	–	–
n = 3	15	20	15	6	1
n = 4	6	4	1	–	–

Remarque:
n est le nombre des variables qui se trouvent dans les VAR.
m est le nombre de prévisions individuelles incluses dans une prévision combinée.

Prévisions combinées VAR au delà de l'échantillon par catégories

Résultat moyen des 79 prévisions combinées de diverses catégories

Tableau 5

	Prévisions sur une année 1991:1 – 2000:3 (39 prévisions) SA			Prévisions sur deux ans 1993:1 – 2000:3 (31 prévisions) CRLS			Prévisions sur trois ans 1995:1 – 2000:3 (23 prévisions) CRLS		
	RMSE	**U**	**Bénéfice**	**RMSE**	**U**	**Bénéfice**	**RMSE**	**U**	**Bénéfice**
Prévision VAR	*0.892*	*0.340*	*100%*	*1.259*	*0.817*	*100%*	*1.418*	*1.302*	*100%*
Prévision CVAR	*0.749*	*0.286*	*−15,9%*	*1.142*	*0.741*	*−9,3%*	*1.261*	*1.158*	*−11,1%*
Catégories formées à partir du nombre de prévisions individuelles incluses dans les prévisions VAR combinées									
m = 2 (27)	0.782	0.298	−12,4%	1.208	0.784	−4,0%	1.327	1.219	−6,4%
m = 3 (28)	0.745	0.284	−16,5%	1.179	0.765	−6,4%	1.264	1.161	−10,8%
m = 4 (17)	0.721	0.275	−19,1%	1.080	0.701	−14,2%	1.201	1.104	−15,2%
m = 5 (6)	0.705	0.269	−20,9%	0.914	0.593	−27,4%	1.147	1.054	−19,0%
m = 6 (1)	**0.698**	**0.266**	−21,8%	**0.783**	**0.508**	−37,9%	**1.100**	**1.011**	−22,4%
Catégories formées à partir du nombre de variables incluses dans le modèle VAR									
n = 2 (11)	0.869	0.332	−2,4%	1.389	0.901	−10,3%	1.285	1.181	−9,3%
n = 3 (57)	0.734	0.280	−17,6%	**1.073**	**0.696**	−14,9%	1.258	1.156	−11,2%
n = 4 (11)	**0.706**	**0.270**	−20,6%	1.256	0.815	−0,2%	**1.251**	**1.149**	−11,8%

Remarque:
m est le nombre des prévisions individuelles incluses dans une prévision combinée.

Remarque:
n est le nombre de variables du modèle VAR.

Les meilleures prévisions VAR individuelles

Tableau 6

Rang	VAR	RMSE	U de Theil
	Prévisions sur une année: 1991:1-2000:3 (39 prévisions)		
1	*P, M, C, R*	0.716	0.273
2	*P, M, C, Q*	0.732	0.280
3	*P, C, R*	0.742	0.283
	Prévisions sur deux ans: 1993:1-2000:3 (31 prévisions)		
1	*P, M, C, Q*	1.088	0.706
2	*P, M, C*	1.128	0.732
3	*P, M, Q*	1.152	0.748
	Prévisions sur trois ans: 1995:1-2000:3 (23 prévisions)		
1	*P, C, R*	1.318	1.210
2	*P, C, Q, R*	1.351	1.241
3	*P, C*	1.358	1.247

Remarque:
les VAR(4) sont estimés sur la base de 50 observations.

Les meilleures prévisions VAR combinées

Tableau 7

Rang	CVAR	RMSE	U de Theil	Bénéfice
	Prévisions sur une année (SA)			
	Meilleure prévision VAR	*0.716*	*0.273*	*100%*
1	*P,M,C + P,Q,R*	0.650	0.248	−9,2%
2	*P,M,C + P,C,R + P,Q,R*	0.658	0.251	−8,1%
3	*P,M,C,Q + P,M,C,R + P,M,Q,R*	0.662	0.252	−7,7%
	Prévisions sur deux ans (CRLS)			
	Meilleure prévision VAR	*1.088*	*0.817*	*100%*
1	*P,M,C + P,M,Q + P,M,R + P,C,Q + P,C,R + P,Q,R*	0.783	0.508	−38,8%
2	*P,M,C + P,M,R + P,C,Q + P,C,R + P,Q,R*	0.787	0.511	−37,5%
3	*P,M,C + P,M,R +P,C,R + P,Q,R*	0.817	0.530	−35,1%
	Prévisions sur trois ans (CRLS)			
	Meilleure prévision VAR	*1.318*	*1.210*	*100%*
1	*P,M,C + P,C,R + P,Q,R*	0.921	0.846	−30,1%
2	*P,M,C + P,C,R + P,Q,R + P,M,R*	0.951	0.874	−27,8%
3	*P,M,C + P,C,R + P,Q,R + P,M,Q*	0.952	0.874	−27,8%

Remarque:
les VAR(4) et les combinaisons sont estimés sur la base de 50 observations.