

Journées de Recherche

« Crises financières Internationales »

GdR Economie Monétaire et Financière

Orléans, 6-7 mai 2004

Signalement avancé de crises dans les pays émergents par des méthodes d'Intelligence Artificielle

Thierry Apoteker, Sylvain Barthélémy et Philippe Perrin¹

La détection précoce de risques de crise dans les pays en développement est devenue à la fois plus importante, tant du point de vue des décideurs publics dans les pays eux-mêmes que dans les entreprises qui s'internationalisent rapidement, et plus difficile, non seulement parce que le mouvement même d'intégration économique et financière internationale complexifie les enchaînements, mais aussi parce que les phénomènes de rupture se multiplient, dans les sphères réelles et financières.

Symétriquement, les outils les plus couramment utilisés par les opérateurs internationaux ont montré, de façon indiscutable, leurs limites et leurs erreurs. De fait, les grandes agences de notation n'ont jamais réussi à « annoncer » une crise-pays suffisamment à l'avance pour permettre soit un ajustement rapide de politique économique dans le pays concerné, soit une prudence plus marquée des opérateurs internationaux. Les contraintes institutionnelles (annonces auto-réalisatrices compte tenu de l'importance de ces agences sur les marchés financiers) sont certainement une des raisons fortes de ces échecs, mais ceux-ci tiennent également aux difficultés de mise en place et de mise en oeuvre d'outils capables précisément de mesurer des phénomènes de rupture.

Ce papier vise à présenter les apports possibles des outils récents d'intelligence artificielle (ici, réseaux de neurones et algorithmes génétiques) dans le signalement de ces crises « pays ». La première partie du papier revient rapidement sur la notion de crise dans les pays émergents et la difficulté, mais aussi la nécessité, d'utiliser des définitions strictes de ces crises. La seconde partie présente la méthodologie utilisée, en insistant à la fois sur la nécessaire réconciliation entre « intelligence artificielle » et raisonnement d'économiste, et sur les différentes étapes de construction des outils. Enfin, la troisième partie indique les résultats obtenus sur un ensemble de 41 pays en développement au cours des 25 dernières années.

¹ Respectivement, directeur, économiste senior et ingénieur informatique à TAC (THIERRY APOTEKER CONSULTANT), groupe indépendant de recherche économique et financière appliquée (voir www.tac-financial.com)

1. La notion de risque et de crise « pays »

La notion de « crise – pays » (et, partant, celle de risque pays, qui peut se définir comme la probabilité d'occurrence d'une crise) fait partie de ces notions très floues du dictionnaire économique, notion assez largement dominée par les événements et l'histoire. La difficulté de définition tient à la fois à la diversité des intérêts qui examinent et utilisent cette notion (pouvoirs publics, institutions internationales, banques, entreprises industrielles ou de service), et à la question de « gradation » qui permet de qualifier si un événement constitue une « crise » ou un simple « ajustement conjoncturel » sans effet sur le tissu d'entreprise, les performances macroéconomiques à long terme, ou les relations entre créanciers et débiteurs. Le flou tient aussi à ce que les « crises » prennent des visages différents, avec en particulier des événements de type juridique (ou « fait du Prince », par exemple, le défaut souverain) et des événements macroéconomiques plus ou moins précisément liés aux premiers (dévaluation de la monnaie, crise bancaire, rupture sur les marchés d'actifs).

En ne remontant qu'à partir des années 60 et 70, on peut distinguer deux grandes périodes de définition : Jusqu'à la fin des années 80, le « risque pays » est traditionnellement associé au risque politique (confiscation, nationalisation, ...) et au risque de transfert (décision souveraine de limiter les transferts en devises entre pays en crise et le reste du monde). Dans ce cadre, les relations créanciers / débiteurs sont dominées par des emprunteurs essentiellement publics d'une part, des prêteurs officiels et bancaires d'autre part. Depuis les années 90, on assiste à une multiplication des facteurs ou domaines de risque : le risque politique, et de transfert (« décision du Prince ») demeure présent, mais s'y ajoutent les chocs macroéconomiques ou financiers affectant le fonctionnement 'normal' du pays, c'est à dire les crises de change, l'effondrement conjoncturel de l'activité, les crises bancaires systémiques, et les dégradations brutales des marchés financiers. Ces nouveaux chocs sont liés à la transformation des relations financières entre apporteurs de capitaux et emprunteurs des pays en développement, caractérisée par l'importance des débiteurs privés, entreprises et banques, des ressources de marchés (obligataires, actions), des créanciers privés, et des financements de projets à long terme.

La notion de risque pays aujourd'hui doit intégrer des environnements économiques et financiers plus instables et heurtés, une forte imbrication entre risque économique et risque politique, et une complexification des mécanismes financiers internationaux, au travers des financements privés à long terme, des mécanismes d'allocation sur classes d'actifs, et des transferts de risques par assurance et dérivés de crédit.

Le préalable de toute méthode de détection précoce des crises est donc de définir ce que l'on veut mesurer. Le problème central est alors de déterminer comment représenter 'simplement' la complexité des enchaînements (choix d'indicateurs), puis de mesurer les 'non-linéarités' qui caractérisent les crises, c'est-à-dire les « circonstances » propices à l'éclatement de crises.

2. Méthodologie

Les principes méthodologiques de base de la construction d'un outil de détection précoce des crises dans les pays émergents ont cherché à respecter les points suivants :

- Une définition précise des crises que l'on veut pouvoir annoncer : les crises de changes, définies comme une baisse de plus de 20% du taux de change réel contre dollar sur un trimestre, ou 40% sur 2 trimestres ; les crises de défaut sur la dette souveraine du pays, identifiées directement par les notations « de crise » de l'agence Standard & Poor's ; enfin, les crises de conjoncture, caractérisées par un effondrement brutal du rythme de croissance du PIB (évolution négative du PIB en volume, baisse de plus de 5 points par rapport à la période précédente).
- Une recherche visant à distinguer des horizons de « réalisation » de crise par rapport à la date du signal, avec trois horizons différents retenus (moins de 1 an, de 1 à 3 ans et de 3 à 5 ans).
- L'utilisation d'un nombre limité d'indicateurs, et la concentration de la recherche sur une approche conceptuelle de la meilleure façon de combiner ces variables entre elles pour la formation du signal.
- La volonté de pouvoir combiner à la fois les performances statistiques des réseaux de neurones en matière prédictive d'événements non-linéaires, et une capacité de mener un raisonnement clair sur les liens de causalité entre indicateurs et signaux de crises, sachant que, précisément, les réseaux de neurones présentent l'inconvénient lourd de ne pas permettre une identification simple de ces liens de causalité.

La démarche a alors distingué deux composantes méthodologiques à la fois liées et indépendante, une reposant sur une approche normative de la genèse des crises, reposant sur une représentation du rôle des indicateurs retenus dans cette genèse ; l'autre reposant sur l'utilisation directe d'un réseau de neurones sur l'ensemble non-ordonné des indicateurs retenus. L'intérêt de cette démarche à « double détente » est précisément de pouvoir formuler une représentation explicative des éléments conduisant à une crise, tout en reconnaissant qu'une part de la probabilité d'occurrence de telles crises est plus difficilement représentable du fait de la complexité extrême des combinaisons possible (linéaires et non-linéaires) entre indicateurs. Cette part « non-représentable » pourrait correspondre au risque non-attendu (unexpected risk) dans les mesures désormais plus classiques de risque microéconomiques.

Le lien entre les deux méthodologies utilisées tient naturellement au fait que les indicateurs sont les mêmes. Au total, la méthode retient 12 indicateurs macroéconomiques ou financiers, tous très classiques dans la littérature et les outils empiriques consacrés au risque pays : croissance, soldes extérieurs, service de la dette, stabilité des financements externes, charge potentielle en cas de crise (élimination des lignes de crédit à court terme, en plus du seul service de la dette), bouclage financier en devises à court terme, valorisation concurrentielle du taux de change, réserves en devises, masse monétaire, dynamique de conjoncture réelle (indicateur avancé de demande), effets de levier globaux dans l'économie, dépendance des banques au refinancement international. Tous sont des « illustrations » claires de phénomènes économiques, même s'ils sont construits de façon plus complexe que la simple valeur brute de l'indicateur de base : par exemple, l'indicateur de croissance est construit à partir du PIB par habitant associé à un effet « accélérateur - décélérateur » destiné

à prendre en compte le fait que, à taux de croissance identique, une accélération de l'activité économique est réductrice de risque alors qu'un ralentissement est amplificateur.

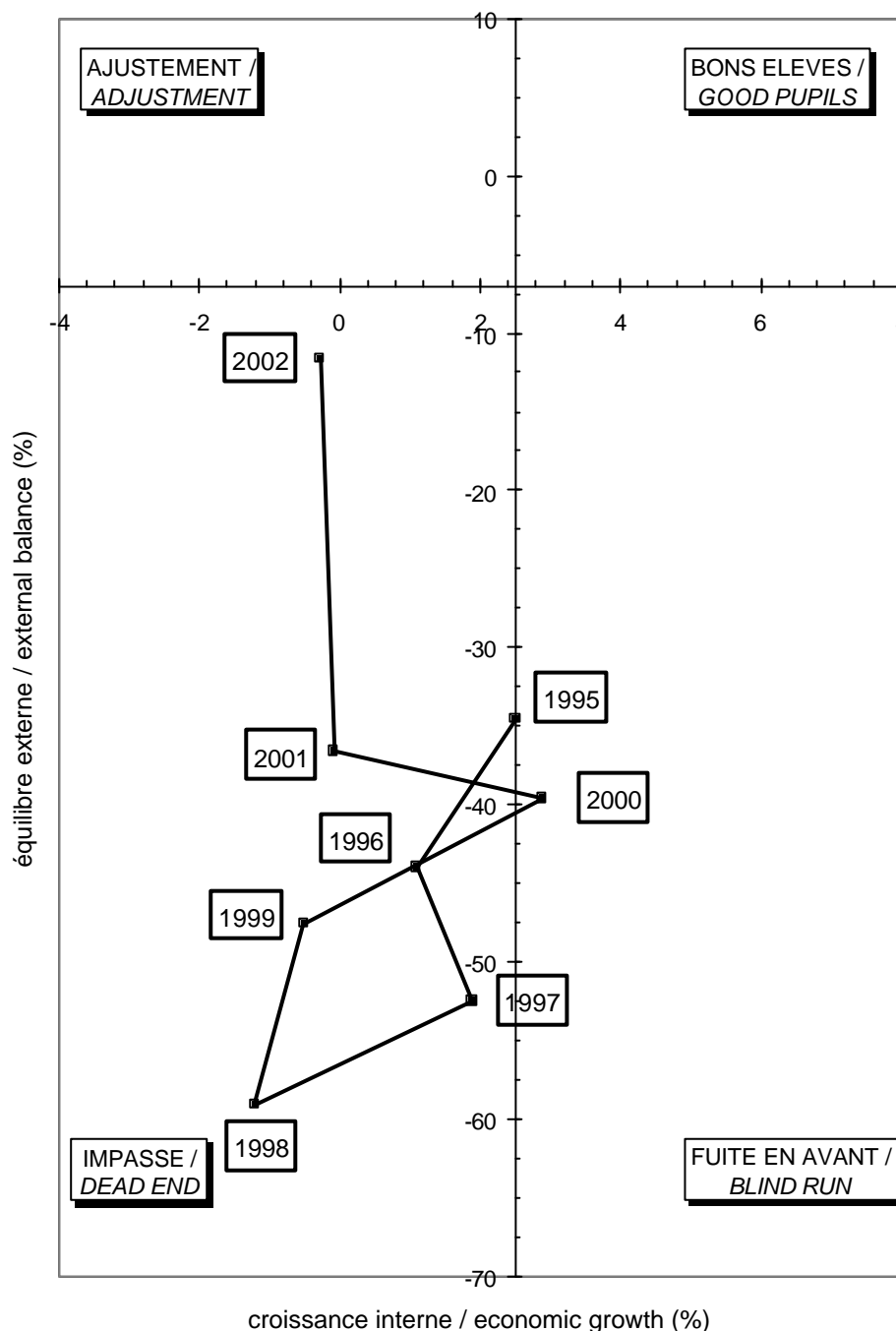
3. Optimisation du raisonnement « d'expert » par algorithme génétique

Les algorithmes génétiques sont une technique d'intelligence artificielle moins répandue que les réseaux de neurones. Ils sont plus adaptés aux optimisations dans le cas de résolution de problèmes combinatoires NP-complets. Ils ont l'avantage d'aboutir à une modélisation parfaitement compréhensible.

La première étape de cette partie méthodologique est la définition des combinaisons de variables qui paraissent a priori les plus porteuses de sens du point de vue de l'analyse de risque pays. Le principe retenu est de combiner les indicateurs deux à deux afin de pouvoir utiliser facilement une visualisation de ces combinaisons. Chacune de ces combinaisons, appelées « équilibre fondamental » représente une facette du risque pays ; l'observation « conjointe » des six équilibres ainsi définis doit alors permettre de fournir un diagnostic de risque pertinent et explicable. La lecture de ces graphiques aide l'économiste à construire un raisonnement élaboré ; il s'intéresse en particulier au positionnement présent et aux déplacements récents du pays dans chacun des équilibres.

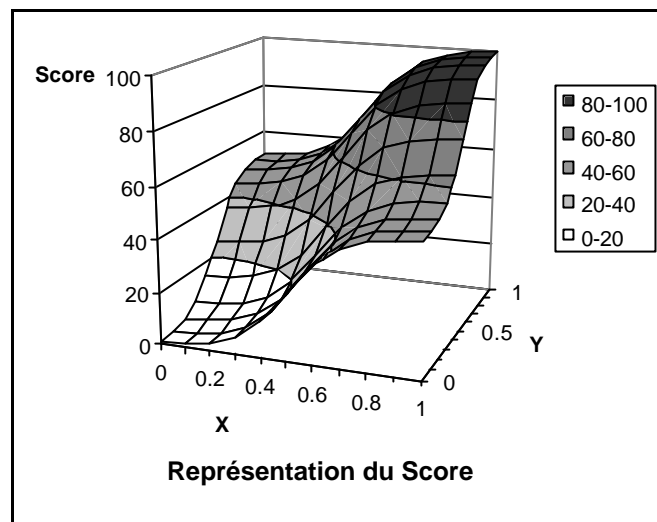
Par exemple, la première combinaison, appelée « **Equilibre de croissance** », permet de mesurer la capacité d'un pays à enregistrer une croissance économique suffisante sans que cela n'entraîne de déséquilibres excessifs des comptes extérieurs. Il croise l'indicateur de croissance interne et l'indicateur d'équilibre externe. Ce graphique peut être séparé en quatre zones : les *bons élèves*, qui combinent à la fois forte croissance et équilibres externes satisfaisants ; la *fuite en avant*, où le maintien d'une croissance élevée se fait au détriment des soldes extérieurs ; l'*ajustement*, lorsque le rétablissement des comptes extérieurs conduit à une croissance insuffisante ; enfin, la zone d'*impasse*, la plus négative en matière de risque, du point de vue de ce premier équilibre fondamental, où le pays enregistre simultanément de forts déséquilibres extérieurs et une croissance de l'activité insuffisante. La plupart des pays suivent une trajectoire circulaire, des *bons élèves* vers la *fuite en avant* lorsque les tensions conjoncturelles internes et/ou des problèmes de taux de change entraînent un creusement des déficits extérieurs. Cette situation ne pouvant être extrapolée durablement, les trajectoires reviennent vers l'*ajustement*, en passant ou non par la zone d'*impasse* selon les performances des secteurs exportateurs. La lecture de ce graphique permet donc à l'économiste de fournir une analyse structurée. Il en est de même pour chacun des cinq autres équilibres fondamentaux.

Exemple: - Equilibre de Croissance, Brésil, Nov-2003



La modélisation, c'est-à-dire ici la quantification du raisonnement mené, à l'intérieur de chaque équilibre fondamental comme par combinaison de ces équilibres entre eux, pose des problèmes particuliers, notamment parce qu'on souhaite définir des seuils «sensibles» séparant chacune des 4 zones des équilibres, et que le nombre de paramètres à optimiser devient alors considérable. : la valeur de 12 seuils (pour chaque indicateur), les déformations de performance lorsqu'on s'éloigne des seuils, le poids à accorder à chaque équilibre pour la détermination du signal ayant les meilleures performances possibles.

Pour la modélisation, à chaque point sur les graphiques est associé un score. Ce score représente la mesure du risque pour chacun des 6 équilibres fondamentaux. Les fonctions de score possèdent toutes les « bonnes propriétés » mathématiques (continues, strictement croissantes, bornées entre 0 et 100). Elles sont également construites pour représenter la brutalité de déclenchement des crises. En effet le passage d'un seuil va dégrader fortement le score. Deux paramètres sont alors utilisés : la position du seuil et la courbure. La courbure sert à pondérer la dégradation.

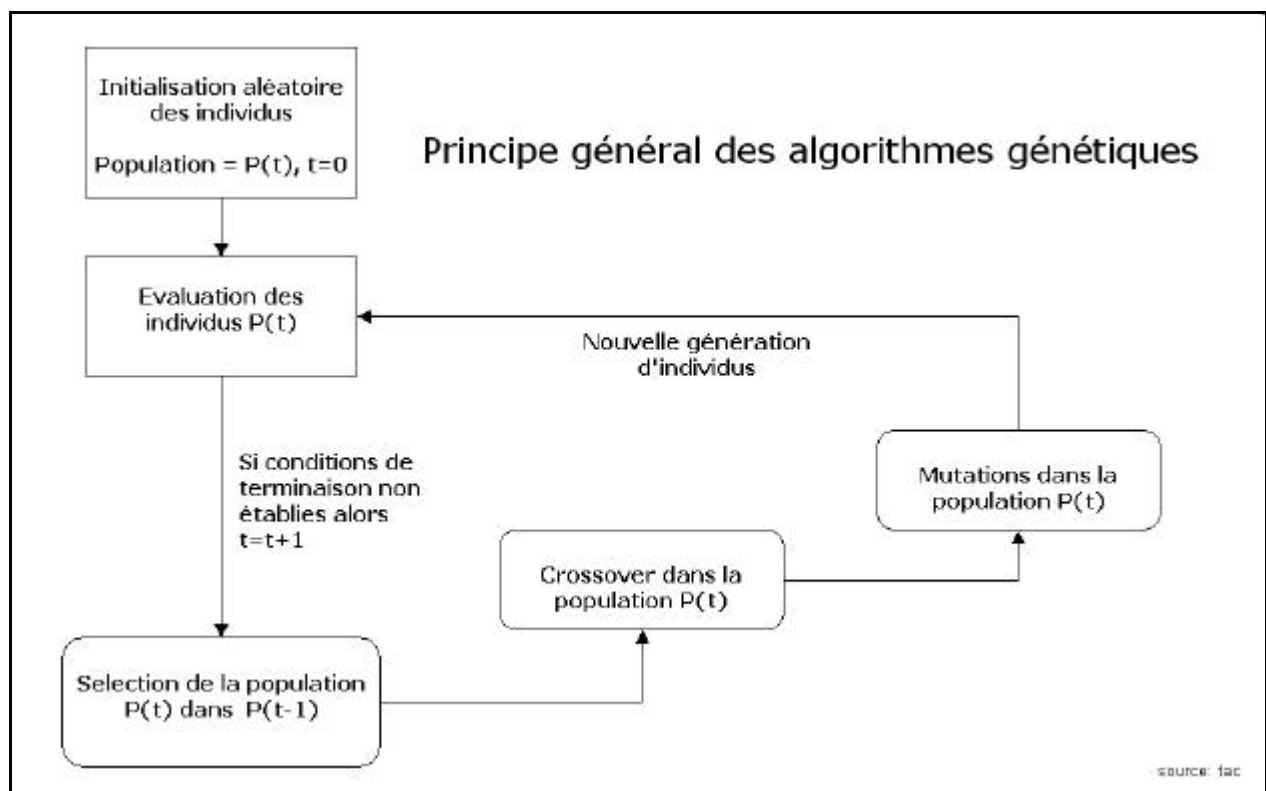


Nous construisons ensuite une notation de risque rating synthétisant la position sur les six graphiques. Elle est construite comme une moyenne géométrique des scores actuels et récents de chacun des six équilibres fondamentaux. La moyenne géométrique permet de renforcer les effets de non-linéarité introduits dans les scores.

Une fois cette notation obtenue, il reste à fixer un seuil de déclenchement du signal de crise. Enfin, nous effectuons une régression logistique (modèle Logit) sur cette notation de risque pour obtenir une probabilité de crise.

Cette modélisation comporte de multiples paramètres (seuils et courbures des scores, pondérations de la moyenne géométrique), au total 51. Le balayage exhaustif et simultané de ces 51 paramètres est techniquement très difficile compte tenu du besoin de temps de calcul nécessaire. Les algorithmes génétiques permettent alors d'optimiser efficacement l'ensemble de ces paramètres. De même que les réseaux de neurones, ils utilisent un parallèle avec la nature en reproduisant le principe de la reproduction sexuée.

Les algorithmes génétiques travaillent sur des chaînes de caractères de taille fixe. Au départ est définie une population d'individus P , chacun disposant d'une chaîne de caractères particulière (codant son chromosome) généralement définie de façon aléatoire. Les individus n'ont aucune connaissance d'un modèle éventuel. Ils vont être évalués (sur la base d'une fonction objectif), être sélectionnés, se reproduire et subir des mutations. C'est un processus itératif qui prend généralement fin lorsque la population n'évolue plus entre deux périodes.



Dans notre cas, la chaîne de caractères est codée sous la forme de 51 entiers, correspondant aux 51 paramètres. A ces chaînes, nous avons associé une fonction d'évaluation qui nous permet de calculer le degré de «fitness» des individus qui constituent la population et de les comparer entre eux. Pour cela, à partir de chacun des couples de paramètres, nous construisons l'ensemble des ratings correspondants (sur l'ensemble de nos pays). A partir de ces ratings, nous cherchons ensuite le seuil limite qui donnera la prévision la plus sûre (le meilleur rapport de prévisions correctes par rapport au nombre total de signaux émis) en couvrant au moins 50% des crises. La fonction d'évaluation retourne alors ce rapport, que l'algorithme génétique cherchera à maximiser.

Pour le paramétrage de l'algorithme, nous avons fixé la taille de la population à 100 individus, dont 20% est reproduite à chaque itération. Les taux de crossover et de mutation sont respectivement de 85% et 1%.

Les algorithmes génétiques nous permettent donc d'optimiser les paramètres d'une modélisation pré-définie. L'avantage de cette méthode réside dans le fait que les résultats obtenus sont entièrement explicables par le suivi des différentes étapes (graphiques, scores et rating)

4. Utilisation directe des réseaux de neurones

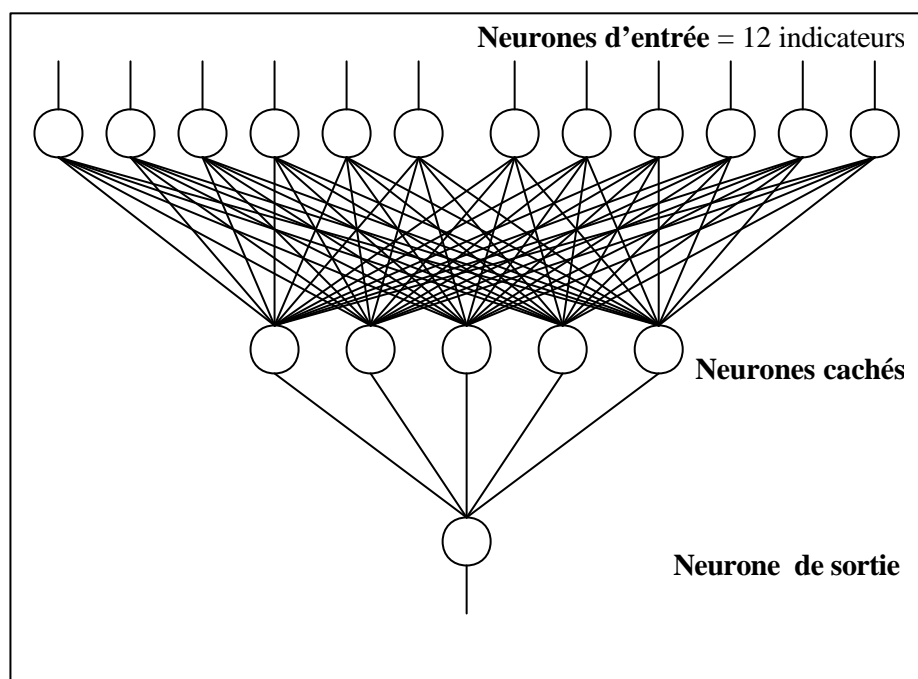
Les réseaux de neurones ont déjà démontré leur facilité d'utilisation et la qualité de leurs performances dans de nombreux domaines. Ils utilisent un parallèle avec la nature en

essayant de reproduire le fonctionnement du cerveau humain. Comme leur nom l'indique, ils sont organisés autour d'un ensemble de cellules (ou neurones) connectées entre elles .

Le principe de fonctionnement est le suivant : une base de connaissances constituée de couples (inputs, outputs) est disponible et cette base est utilisée pour entraîner une « mémoire » informatique à raisonner en prenant comme référence cette base empirique. Dans notre cas, les inputs sont les 12 indicateurs et l'output est une série de crise. La base de connaissance est alors formée de ces couples (indicateurs, série de crise) sur l'ensemble de nos pays.

Nous utilisons un réseau simple de type «perceptron multicouche » avec une seule couche cachée. La fonction d'activation est la sigmoïde standard et les poids des neurones sont optimisés par rétro-propagation. Le réseau de neurone minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM). L'apprentissage s'arrête quand l'EQM ne diminue plus ou après 20 milles itérations.

Le réseau a douze neurones sur la couche d'entrée (correspondant aux 12 indicateurs) et un neurone sur la couche de sortie (correspondant à la présence ou non de crise). Le nombre de neurones sur la couche cachée est fixé à 5. Cette structure assez simple nous garantit une bonne généralisation sur des données nouvelles.



Le réseau de neurone ne prend en entrée que des données comprises entre 0 et 1, il est donc nécessaire de normaliser les entrées dans cet intervalle. Si Y_{Max} et Y_{Min} sont des valeurs extrêmes sur tout l'historique, alors l'opération de normalisation la plus simple est la suivante :

$$Y_{Norm} = \frac{Y - Y_{Min}}{Y_{Max} - Y_{Min}}$$

Avant d'effectuer cette opération, il peut être judicieux d'éliminer certaines valeurs extrêmes pour obtenir une entrée variant de façon plus homogène dans l'intervalle [0,1]. Cette étape de normalisation étant essentielle, nous avons testé d'autres méthodes de normalisation, notamment sur la base des écart-type, mais sans réelle amélioration des résultats obtenus.

Le réseau de neurone fournit une sortie continue comprise entre 0 et 1 et nous l'utilisons de deux manières. D'une part, nous souhaitons avoir une prévision de crise. Nous définissons alors un seuil limite et quand la sortie atteint ce seuil, un signal de crise est émis. D'autre part, nous souhaitons avoir une mesure de risque de crise. Bien que la sortie du réseau de neurones soit croissante avec le risque, nous ne pouvons pas l'utiliser directement comme mesure de risque. Nous effectuons alors une régression logistique (une modèle Logit) sur cette sortie pour obtenir une probabilité de crise.

5. Résultats

Les données utilisées couvrent alors 41 pays en voie de développement sur 23 ans (de 1980 à fin 2002). Les indicateurs avancés sont construits à partir de variables économiques issues uniquement d'institutions reconnues internationalement (FMI, Banque mondiale, OCDE, Statistiques des Nations Unies et Banque des Règlements Internationaux). Nous voulions disposer de données fiables, comparables d'un pays à l'autre, ce qui restreint l'utilisation des sources de données nationales. Malgré une nette amélioration sur la période récente, la disponibilité des données reste cependant un problème majeur sur ces pays instables. De même le décalage temporel entre la disponibilité des données et la période à laquelle elles se réfèrent est souvent considérables. Nous prenons donc en compte cet écart temporel dans la méthode. La prévision étant trimestrialisée, nous avons pu étalonner la méthode sur 2048 trimestres, ce qui est très satisfaisant sur le plan de la représentativité.

L'évaluation des performances d'outil de signalement se fait traditionnellement sur la base de deux mesures (couverture et confiance), que l'on peut définir à partir de la matrice suivante :

	Crise	Pas de crise
Signal	A	B
Pas de Signal	C	D

Sachant que A représente le nombre de bons signaux, B le nombre de faux signaux, C le nombre de faux silences et D le nombre de bons silences.

- La couverture correspond alors au pourcentage de crises correctement prédites :

$$\text{Couverture} = \frac{A}{A + C}$$

- La confiance est la probabilité d'avoir réellement une crise quand un signal est émis :

$$\text{Confiance} = \frac{A}{A + B}$$

Comment peut-on alors appréhender correctement ces deux mesures ? Pour nous aider, intéressons-nous au modèle dit modèle « pile ou face ». C'est à dire que pour chaque pays et chaque trimestre, on lance une pièce de monnaie pour déterminer si une crise va se produire. Ce modèle a bien évidemment un pouvoir explicatif très limité. Sa couverture est de 50% (chaque crise a une chance sur deux d'être prévue) et sa confiance est égale à la probabilité de crise de l'échantillon (si l'échantillon contient 10% de crises alors on a 10% de chance d'avoir réellement une crise quand un signal est émis). Ainsi, un modèle avec une couverture supérieure à 50% et une confiance supérieure à la probabilité de crise peut alors être dit « meilleur » que le modèle « pile ou face ».

Nous présentons ici les performances obtenues (couverture et confiance) par les deux méthodes sur chacun des horizons de prévisions (« moins de 1 an », « de 1 à 3 ans » et « de 3 à 5 ans »). Nous indiquons aussi la probabilité de crise de l'échantillon pour pouvoir apprécier correctement la confiance. En effet plus la probabilité de crise est élevée, plus il est relativement facile de prévoir la crise et donc plus la confiance pourra être élevée. Ce qui est rare est difficilement prévisible. L'écart entre la probabilité de crise et la confiance permet alors d'apprécier la capacité de prévision du modèle.

Prévision par Réseau de neurones

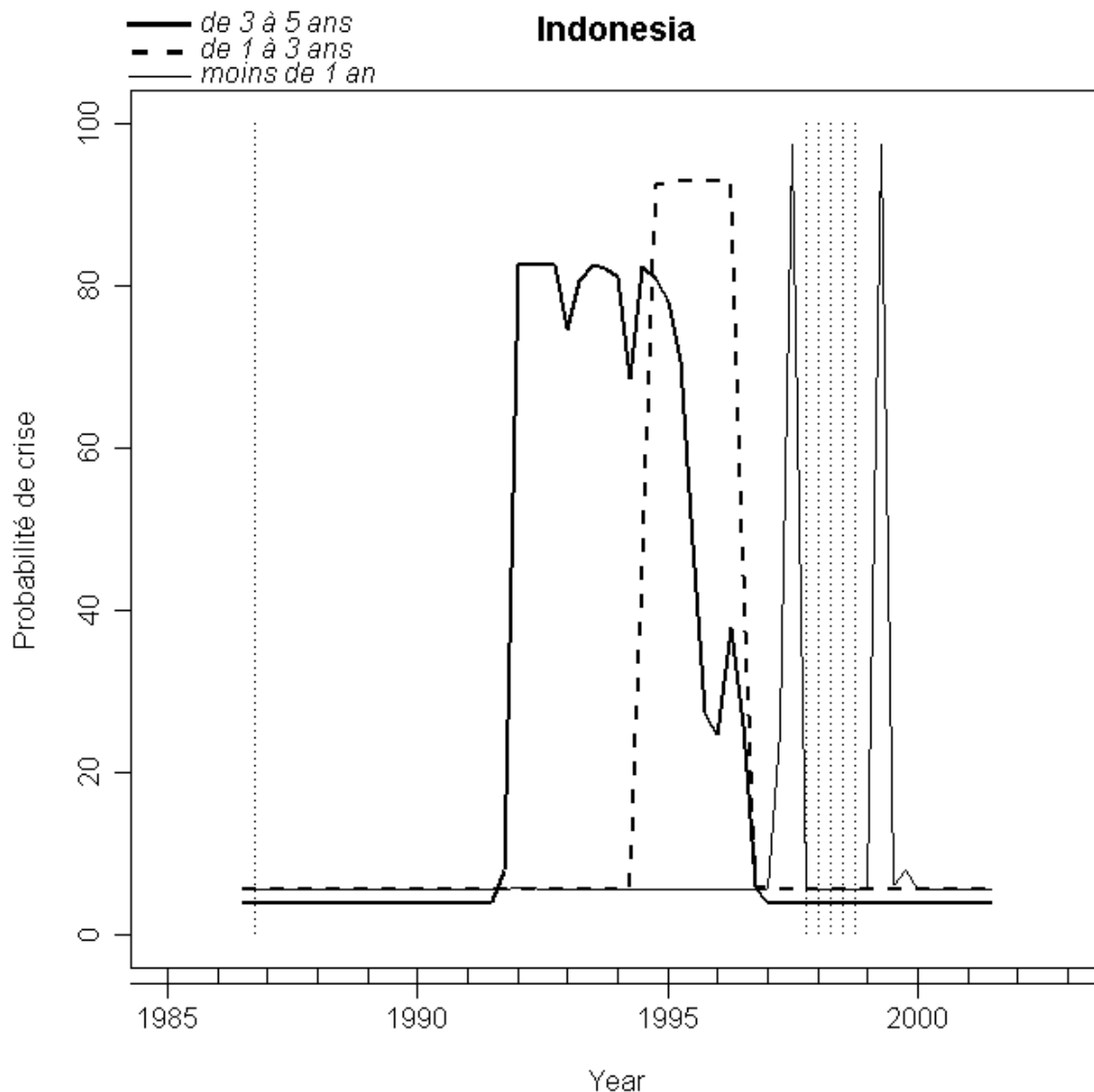
	Moins de 1 an	1 à 3 ans	3 à 5 ans
P(Crise)	12.1 %	20.1 %	17.6 %
Confiance	78.5 %	73 %	76.9 %
Couverture	59.5 %	77 %	75.9 %

Optimisation par Algorithme génétique

	Moins de 1 an	1 à 3 ans	3 à 5 ans
P(Crise)	11.8 %	19.7 %	17.9%
Confiance	30.0 %	43.8 %	42.2 %
Couverture	52.1 %	61.6 %	53.7 %

Les performances obtenues à l'aide des réseaux de neurones sont excellentes sur chacun des horizons de prévision et la confiance est d'environ 75%. Cela signifie que quand un signal est émis, une crise se produit effectivement 3 fois sur 4. Cette confiance élevée est

associée à une couverture importante, qui nous permet de couvrir de 60% à 80% des crises selon l'horizon. Le graphique suivant illustre les résultats, mesurés en termes de probabilité d'occurrence de crise, sur l'Indonésie, et témoigne de la capacité remarquable du réseau de neurone de représenter, avec des « cibles » temporelles définies, la non-linéarité de l'éclatement de crises (elles-ci sont représentées par la zone verticale grisée) :



Pour les algorithmes génétiques, la baisse des performances est importante. Cependant pour chacun des horizons, la confiance est supérieure à plus du double de la probabilité de crise, tout en couvrant plus de la moitié des crises. Autrement dit, les performances du modèle sont deux fois supérieures au modèle « pile ou face », ce qui montre sa capacité à donner une prévision pertinente des crises financières.

La combinaison de ces deux méthodes nous permet d'une part de fournir une prévision très fiable des crises grâce aux réseaux de neurones. D'autre part le modèle optimisé par les algorithmes génétiques, nous indique quelle est la part de cette prévision qui peut être expliquée par un raisonnement économique. L'écart entre les deux révèle la partie qui échappe à l'expertise de l'économiste et montre toute la complexité du risque-pays.

Conclusion

Deux techniques d'intelligence artificielle, réseaux de neurones et algorithmes génétiques, ont montré leur capacité à s'adapter au domaine complexe du risque-pays. Les réseaux de neurones ont en particulier une performance exceptionnelle, mais leur effet de « boîte-noire » qui empêche toute explication des résultats peut être un inconvénient important. Ceci justifie alors l'utilisation de techniques peut-être moins performantes mais facilement interprétable, capable à la fois de conserver une représentation stylisée des mécanismes de crise, et d'intégrer de forts effets de non-linéarité dans les enchaînements causaux. La combinaison de ces deux techniques permet alors de pouvoir expliquer une part considérable de la genèse et détermination des crises, tout en reconnaissant qu'une part du risque est « non-représentable ».

De nombreuses questions restent ouvertes par l'utilisation de ces techniques d'intelligence artificielle : en particulier, leur capacité « d'adaptation » aux changements permanents des conditions économiques internationales à l'œuvre derrière les processus de développement reste incertaine, même si on ajuste les paramètres des réseaux de neurones régulièrement. Ceci est en particulier le cas lorsque la notion même de risque pays, où ses composantes essentielles, se transforment rapidement (par exemple, retour du politique dans la détermination et la datation des crises). On peut néanmoins oser le pari suivant : si ces techniques de signalement sont *a priori* efficaces, si elles sont utilisées par les décideurs publics pour infléchir, avant l'éclatement de la crise, la conduite de la politique économique, et par les décideurs privés pour éviter les phénomènes classiques de bulles et de comportements mimétiques, particulièrement forts dans les mouvements de capitaux vers les pays émergents, alors, les performances *a posteriori* de ces outils devraient devenir moins bonnes... à mesure que le rythme d'éclatement de crises se réduit.

Bibliographie

- Agenor, Bhandari & Flood (1992), 'Speculative attacks and models of balance of payments crises', *IMF Staff Papers*.
- Calvo, G.A. (1998), *The Debt Burden and its Consequences for Monetary Policy*, Macmillian, chapter Varieties of Capital-Market Crises.
- Cantor, R. & Packer, F. (1996), Determinants and impact of sovereign credit ratings, Economic policy review, Federal Reserve Bank of New-York.
- Cumby, R.E. & Pastine, T. (1998), 'Emerging market debt : Measuring credit quality and testing the predictability of excess returns'.
- DeJong, K.A. & Spears, W.M. (n.d.), 'Using genetic algorithms to solve np-complete Problems'.
- Eichengreen, B., Rose, A. & Wyplosz, C. (1995), 'Exchange market mayhem : The antecedents and aftermath of speculative attacks', *Economic Policy*.
- Frankel, J.A. & Rose, A.K. (1996), Currency crashes in emerging markets : An empirical treatment, International Finance Discussion Papers 534, Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Goldstein, M. (1996), The seven deadly sins : Presumptive indicators of vulnerability To financial crises in emerging economies, Technical report, Institute for International Economics.
- Goldstein, M. & Turner, P. (1996), Banking crises in emerging economies : Origins and policy options, Economic Papers 46, BIS.
- Holland, J.H. (1975), *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press.
- Kaminsky, G.L. & Reinhart, C.M. (1996), The twin crises : The causes of Banking and balance of payments problems, International Finance Discussion Papers 544, Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Kaminsky, G.L., Lizondo, S. & Reinhart, C.M. (1997), Leading indicators of Currency crises, Technical report, World Bank.
- Krugman, P. (1998), 'What happened to Asia ?'. This paper is available on his website.
- Lobo, F. G. & Golberg, D.E. (n.d.), 'Decision making in a hybrid genetic algorithm.

- Mavridou, T., Pardalos, P.M., Pitsouli, L. & Resende, M. G.C. (1995), Parallel search for combinatorial optimizations : Genetic algorithm, simulated annealing, tabu search and grasp, in 'Proceedings of the Workshop o Parallel algorithm for Irregularly Structured Problems, Lyon, France'.
- Mitchell, M. (1996), *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press.
- Neely, C., Weller, P. & Dittmar, R. (1996), 'Is technical analysis in the foreign exchange market profitable ? a genetic programming approach'.
- Pictet, O.V., Dacorogna, M. M., Dav, R. D., Chopard, B., Schirru, R. & Tomassini, M. (1996), 'Genetic algorithms with collective sharing of robust Optimization in financial applications'.
- Sutton, R. S. & Barto, A. G. (1998), *Reinforcement Learning*, MIT Press.
- V., M. V. & PunchIII, W. F. (n.d.), 'An approach to solving combinatorial optimisation problems using a population of reinforcement learning agents'.
- Wallet, B.C., Marchette, D. J., Solka, J.L. & Wegman, E. J. (1996), A genetic Algorithm for best subset selection in linear regression, *in* 'Proceedings of the 28th Symposium on the Interface'.