

La survenue des catastrophes naturelles : classification des variables explicatives par les réseaux de neurones

By/Par | **Rim Jemli*, Nouri Chtourou*, Rochdi Feki*, Damien Bazin****

* Université de Sfax - la Tunisie. Faculté des Sciences Économiques et de Gestion, Unité de Recherche en Économie de Développement (U.R.E.D).

** Université de Nice Sophia Antipolis, (UNS) – la France, Institut Supérieur d'Économie et de Management de Nice, (ISEM), Centre d'Études en Macroéconomie et Finance Internationale (CEMAFI)

ABSTRACT

In recent decades, the occurrence of natural disasters has been sharply increasing. These disastrous risks hit different countries in many dispersed areas and will most likely continue to be real threats in the world. Since no country is immune to natural disasters. It therefore seemed appropriate to test the determinants of their occurrence particularly with the restriction in their period of return and their increasing chance of occurrence.

We booked this paper to test the factors underlying the occurrence of natural disasters. Our work is based on the application of an artificial neural network that is the multilayer perceptron. We use this network to predict the number of natural disasters from the variables the most mentioned by literature. Then, we applied the sensitivity analysis for classifying explanatory variables according to their influence on the natural disasters number during the period of 1990-2007.

The obtained results showed that our neural network predicts well the number of natural disasters. Indeed, all the explanatory variables have a significant effect on the neural output. So, they contribute considerably in the explanation of a complex problem such the occurrence of natural disasters.

Keywords: Natural Disasters, Urban Economics, Risk Management, Neural Network, Sensitivity Analysis.

RÉSUMÉ

Durant les dernières décennies, l'occurrence des catastrophes naturelles a été fortement à la hausse. En effet, les catastrophes naturelles sont devenues de plus en plus fréquentes. En fait, ces risques dévastateurs ont touché durant les années précédentes différents pays dans des zones très diversifiées et continueront très probablement à être de réelles menaces dans le

monde. Puisqu'aucun pays n'est à l'abri des catastrophes naturelles, il s'avère alors utile d'étudier les facteurs déterminants de leur survenue notamment avec la restriction de leurs périodes de retour et donc l'augmentation de leurs chances d'occurrence. Il nous a donc semblé opportun de tester les facteurs sous-jacents de la survenue des catastrophes naturelles.

Notre travail se base sur l'application d'un réseau neuronal de type perceptron multicouche pour prédire le nombre des catastrophes naturelles à partir des variables les plus connues théoriquement. Ainsi, nous allons utiliser ce modèle neuronal pour effectuer l'analyse de sensibilité. Cette dernière permet de classer les variables explicatives selon l'importance de leur contribution dans la détermination du nombre de catastrophes naturelles comptabilisées durant la période d'étude. Les résultats obtenus ont montré que le réseau retenu peut prédire le nombre des catastrophes naturelles. De même, les différentes variables possèdent un effet considérable sur la sortie du réseau neuronal mais selon différents ordres d'importance. De ce fait, toutes ces variables contribuent à l'explication d'un problème aussi complexe comme la survenue des catastrophes naturelles.

Mots Clés : Catastrophes Naturelles, Economie Urbaine, Gestion des Risques Majeurs, Réseaux de Neurones Artificiels, Analyse de Sensitivité.

Classification JEL : Q54, G32, C45.

INTRODUCTION

La tendance haussière des catastrophes naturelles a suscité un vif intérêt sur l'étude des déterminants de leur survenue. A cet égard, plusieurs travaux et études ont été menés par les organisations multilatérales et les centres spécialisés dans la recherche sur l'environnement. A leur issue l'accroissement du nombre des catastrophes naturelles a été accordé à toute une batterie de facteurs. Toutefois, l'homme reste le principal responsable de l'intensification de ces facteurs dont le changement climatique, la déforestation et l'urbanisation rapide.

A travers cet article, nous nous focalisons sur la détermination des variables les plus pertinentes pour l'explication de la survenue des catastrophes naturelles. Toutefois, vu la complexité entourant les catastrophes naturelles, les techniques usuelles et traditionnelles s'avèrent peu satisfaisantes. Ainsi, nous avons choisi de recourir à une technique plus sophistiquée à savoir la méthode neuronale du perceptron multicouche. Cette dernière tire ses avantages des méthodes de réseaux de neurones artificiels qui sont plus aptes à traiter les problèmes complexes et les non-linéarités sans qu'il y ait une obligation de fixer des hypothèses préalables ou d'effectuer des tests économétriques souvent complexes et contraignants.

Dans ce travail, nous allons appliquer le réseau de neurones du perceptron multicouche pour effectuer l'analyse de sensibilité des variables explicatives. A l'issue des résultats de l'analyse de sensibilité, nous pouvons classer ces variables, compte tenu de l'importance de leur influence, sur le nombre de catastrophes naturelles.

Ce papier sera scindé en trois sections. Dans la première section, nous livrons une brève revue de la littérature sur les variables explicatives de la survenue des catastrophes naturelles. Puis, nous réservons la deuxième section au rappel des définitions des variables retenues ainsi que de leurs sources. Enfin, la dernière section sera consacrée à notre étude empirique. Ainsi, nous commençons par mettre en évidence les atouts de la technique neuronale appliquée. Puis, nous exposons les principaux résultats obtenus et nous proposons des interprétations nécessaires.

LE CADRE THÉORIQUE

L'étude des déterminants de la survenue des catastrophes naturelles se justifie, premièrement, par leur forte tendance haussière. Une tendance qui s'est accélérée d'autant plus ces dernières années. Deuxièmement, ce champ de recherche peut se fonder sur la pluridisciplinarité des domaines. Dans ce cadre, de nombreuses études ont été menées tout en ayant comme souci de repérer les facteurs sous-jacents de l'accroissement de la survenue des catastrophes naturelles.

La tendance haussière des catastrophes naturelles

Les études liées aux catastrophes naturelles soulignent fréquemment que le nombre des événements naturels extrêmes connaît une tendance à la hausse. En effet, le nombre de cyclones, tempêtes, inondations et feux de forêts s'accroît de façon continue de sorte que nous serons de plus en plus exposés à ces événements dans un futur proche (Prestipino, 2004). Cette conscience de la menace future des catastrophes naturelles va se traduire par une nouvelle perception de ces risques et selon laquelle il y aura une plus grande responsabilisation de l'homme envers l'environnement et la nature ainsi qu'une nécessité de l'action préventive.

En effet, selon Kunreuther et Michel-Kerjan (2010), la croissance urbaine, la concentration des valeurs en risques et le changement climatique ont entraîné une tendance haussière des catastrophes naturelles posant ainsi des défis majeurs devant leur gestion.

En fait, l'intensification des catastrophes naturelles en nombre et en conséquence nous a obligé d'entrer dans ce que Kunreuther et Michel-Kerjan (2009) ont baptisé « la nouvelle ère de risques ». De ce fait, dorénavant, la question n'est plus de déterminer si des catastrophes naturelles vont survenir mais plutôt où et avec quelle fréquence elles surviennent.

D'ailleurs, le nombre total des catastrophes naturelles enregistrées dans le monde entier a été de 81 en 1970 ; 141 en 1980 ; 296 en 1990 pour atteindre les 402 catastrophes en 2010 (The International Disaster Database (Emdat), 2011). Ces catastrophes sont devenues de plus en plus fréquentes mais également plus dispersées partout sur le globe terrestre en touchant un nombre plus important de pays auparavant non affectés par ces risques majeurs. En fait, en 1950 seulement 14 pays ont été frappés par des catastrophes naturelles. Par contre en 2010, ces dernières ont touché un panel de 156 pays¹.

Les facteurs sous-jacents de la survenue des catastrophes naturelles

Les catastrophes naturelles sont qualifiées de menaces complexes vu qu'elles mettent en jeu plusieurs facteurs simultanément. En effet, dans le cadre de la Stratégie Internationale de Réduction des Catastrophes (*International Strategy for Disaster Reduction* : ISDR), les nations unies considèrent les catastrophes naturelles comme la conséquence de la combinaison de plusieurs types de facteurs :

socio-économiques : la pauvreté, la croissance urbaine non organisée, le manque de conscience du risque, l'absence d'un cadre institutionnel adéquat, ... etc.

physiques : une mauvaise utilisation des terrains et la construction dans des zones propices aux risques naturels.

environnementaux : la dégradation de l'écosystème, le changement climatique et la pollution.

¹ The International Disaster Database (Emdat), 2011, Centre for Research on the Epidemiology of Disasters (CRED): <http://www.emdat.be/> (accessible le 06/02/2011 à 12:10).

Dans ce qui suit, nous allons cibler notre étude sur les trois facteurs les plus cités par la littérature en insistant sur la forte fréquence des catastrophes naturelles à savoir : le changement climatique, la déforestation et l'urbanisation.

a) Le phénomène du changement climatique: l'effet de la concentration des gaz à effets de serre

Il y a une unanimité au niveau de la communauté scientifique disant que les activités humaines exercent une influence majeure sur le climat du globe, entraînant en conséquence un nombre croissant de risques naturels majeurs (Bruce, Burtan et Egener, 1999). En effet, en 2002, le Programme des Nations Unies pour le Développement (PNUD) a essayé de recenser les différents facteurs susceptibles d'aggraver la vulnérabilité des pays face aux catastrophes naturelles. Parmi les facteurs examinés figurent la dégradation environnementale et le changement climatique². Dans le même cadre et compte tenu de l'augmentation d'événements catastrophiques dans les dernières années, le comité européen de l'assurance (CEA) considère qu'il est indispensable d'analyser, au niveau européen, les causes et les conséquences du changement climatique. En fait, selon le rapport des Nations Unies en 2008, les compagnies d'assurance ont prévu de fortes hausses concernant les sinistres causés par les risques climatiques dans les prochaines décennies³. Cette intensification de l'occurrence des catastrophes naturelles pose un défi majeur devant les sociétés et les économies. De ce fait, une attention particulière doit être accordée à l'adoption d'une approche globale de management des risques naturels majeurs qui part de l'identification de leurs causes jusqu'à leurs contrôle et financement (Smolka, 2006 a).

Toujours concernant les défis posés par le changement climatique, les nations unies ont révélé dans le Cadre d'Action de Hyogo⁴ pour la décennie 2005-2015 (CAH) que : « Au moins 200 millions de personnes sont touchées par la sécheresse, les inondations, les cyclones, les séismes, les grands feux de forêt et autres aléas dont l'impact est aggravé par la densité démographique accrue, la dégradation de l'environnement, le réchauffement de la planète et la pauvreté » (p.1)⁵. Ainsi, le CAH est venu accroître l'effort de coopération internationale pour la réduction des catastrophes naturelles et le renforcement de leur intégration dans les pratiques et les plans de développement (Provention Consortium, 2004).

² www.unep.org/geo/geo3/english/081.htm

³ "Insurance companies anticipate significant rises in climate related losses over the next decade, which could top the one trillion dollar mark in a bad year." (UN, 2008, p13)

⁴ Le Cadre d'action de Hyogo est le principal instrument que les États membres des Nations unies ont adopté pour réduire les risques de catastrophe. Son but fondamental est d'instaurer la résilience des nations et des collectivités face aux catastrophes par une réduction considérable des pertes dues aux catastrophes d'ici 2015 - pertes tant en vies humaines qu'au niveau du capital social, économique et environnemental des collectivités et des pays. Il est nommé d'après la préfecture japonaise de Hyogo dont la principale ville est Kobé ou s'est tenue en 2005 la conférence, région qui touchée par un sévère tremblement de terre en 1995. Depuis l'adoption du Cadre d'action de Hyogo en janvier 2005, de nombreux efforts ont été déployés à l'échelon mondial, national et local pour réduire les risques de catastrophe de manière plus méthodique.

⁵ <http://www.unisdr.org/eng/hfa/docs/HFA-brochure-French.pdf>

Sur la même lignée de pensée, le Groupe d'Experts Intergouvernemental de l'Évolution du Climat (GIEC) en 2007, a considéré que l'un des effets directs du changement climatique sera une augmentation dans le nombre des événements extrêmes. De sorte qu'il sera plus probable de témoigner des ouragans plus intenses, des fortes vagues de chaleur et des épisodes de sécheresses plus longues et des inondations plus fréquentes (Kunreuther et Michel-Kerjan, 2009). Ainsi, le réchauffement climatique est l'un des facteurs principaux de l'augmentation en intensité et en fréquence de certaines catastrophes naturelles, particulièrement les ouragans, cyclones, tornades et inondations causées par l'élévation du niveau de la mer⁶.

Ce phénomène de changement climatique ou encore le réchauffement global de la planète est principalement lié à la forte concentration des gaz à effet de serre dans l'atmosphère. Ces gaz forment une sorte de coque ou de couche épaisse limitant les réfléchissements des radiations solaires vers l'espace (Bruce et al., 1999). En fait, l'effet de serre est défini comme : « un gaz qui a tendance à réchauffer la surface terrestre en absorbant certains des rayons infrarouges qu'il émet » (Bagayoko, 2008, p. 24). Ainsi, le réchauffement climatique est d'autant plus important si les émissions des gaz à effet de serre sont plus grandes. Raison pour laquelle, nous avons choisi de mesurer la contribution des différents pays de notre échantillon dans le phénomène global du changement climatique. Pour cela, nous considérons comme variable qui reflète la contribution de chaque pays dans l'intensification du phénomène du changement climatique, le niveau de ses émissions de gaz à effet de serre par habitant.

b) La déforestation

L'augmentation en fréquence et en sévérité des catastrophes naturelles est, en grande partie, accordée aux mauvaises activités et pratiques humaines telles que la déforestation et l'utilisation inappropriée des terrains (Programme des Nations Unies pour l'Environnement (PNUE), 2002)⁷. D'ailleurs, lorsque les plans de développement sont mis en œuvre sans une prise en considération de l'existence de risques naturels (l'implantation dans des zones à risques, la déforestation, la monoculture, la dégradation environnementale), les chances de réalisation d'une catastrophe seront plus grandes (ActionAid International, 2006). De ce fait, parmi les mesures d'adaptation et d'atténuation dans lesquelles les gouvernements peuvent s'engager, nous pouvons citer les programmes de lutte contre les dégradations environnementales notamment la lutte contre les érosions de sol *via* l'encouragement de la reforestation (Freeman, Keen et Mani, 2003).

D'après les études de PNUE (2002), il y a eu une forte dégradation des forêts à quoi il faut ajouter aussi une forte dégradation des sols (la déforestation engendre à elle seule la dégradation de 30% des sols). Or, la dégradation des sols va entraîner une plus grande occurrence des catastrophes naturelles notamment les avalanches, les glissements de terrains, l'effondrement du manteau neigeux, et les coulées d'eau. En outre, la forêt est « le poumon de la planète ». Pourtant, durant les dernières années, il y avait une déforestation massive de sorte que les prévisions estiment une perte de la moitié de la surface forestière d'ici 2030

⁶ Vedula. 2010. « Catastrophe écologique . Pollution et environnement ». Vedula : le portail spécialisé en développement durable.

⁷ www.unep.org/geo/geo3/english/081.htm.

(*Global Environmental Outlook* (GEO), 2009). En fait, 80 000 km² de forêts disparaissent chaque année. Mais, cette déforestation aura des conséquences écologiques néfastes⁸. En effet, la déforestation provoque une modification du climat aussi bien à l'échelle locale que mondiale. Localement, dans une zone tropicale, la température ambiante moyenne peut augmenter de plus de 10°C après une déforestation. Ce réchauffement local modifie la pression atmosphérique, qui elle-même influe sur le déplacement des masses d'air et des cellules de tempêtes. A l'échelle mondiale, les cycles pluviométriques seront aussi modifiés provoquant, ainsi, de plus dures sécheresses ou à l'opposé de plus fortes inondations. De plus, la déforestation diminue l'évapotranspiration, ce qui pourrait diminuer les précipitations dans certaines zones. Aussi, la biomasse forestière permet d'emmagasiner de grandes quantités de carbone (40% de la quantité de carbone sur la terre est captée par les forêts). Par conséquent, la disparition des forêts peuvent faire doubler le taux de CO₂ dans l'atmosphère. Donc, l'effet sur le réchauffement climatique sera considérable. Raison pour laquelle, le changement climatique a porté la gestion des forêts au premier plan de l'intérêt mondial. Ainsi, la réforme des institutions forestières et l'accroissement des investissements dans la science et la technologie sont essentiels pour un meilleur aménagement des forêts (*Food Agriculture Organisation* (FAO), 2009).

Dans ce même cadre, en 2009 le programme des Nations Unies pour la réduction des émissions liées à la déforestation et la dégradation des forêts tropicales a fortement recommandé la réduction des émissions de carbones forestiers. En fait, selon la déclaration du sous-directeur général de la FAO en 2008: « La déforestation contribue pour une grande part au changement climatique, mais dans le même temps, les usagers des forêts pourraient devenir des acteurs clés de la réduction des émissions de gaz à effet de serre » (Les Nations Unies, 2008).

c) L'urbanisation

Un évènement naturel extrême ne sera qualifié en tant que catastrophe naturelle que s'il frappe une zone peuplée (Smolka, 2006b). En fait, les conséquences des catastrophes naturelles sont de plus en plus dévastatrices suite à la forte croissance démographique, l'urbanisation non planifiée, l'industrialisation des zones fluviales et côtières (Forum Économique Mondial, 2006). Évidemment, les conséquences des catastrophes naturelles ont augmenté ces dernières décennies du fait de la croissance urbaine et économique dans les territoires exposés aux risques naturels et donc une plus grande vulnérabilité des sociétés. D'où, la maîtrise de l'urbanisation et la réduction de la vulnérabilité sont les principaux enjeux de la prévention des risques naturels (Ifen, 2006). Sur le même axe, le leader mondial de réassurance des catastrophes naturelles, « Munich Re », a signalé un fort lien entre l'augmentation dans le nombre de mégapoles, regroupant une grande population et d'importantes infrastructures, et la survenue des catastrophes naturelles (les méga-risques). En effet, l'urbanisation n'a cessé de s'accélérer. Alors qu'en 1950 son taux était de l'ordre de 30% de la population mondiale, actuellement il est de 50 % et selon les nations unies il dépassera les 60% en 2030. Ces agglomérations de personnes, industries et commerces vont agir négativement sur l'environnement et donc ils vont augmenter les chances d'occurrence des catastrophes naturelles (Munich Re Group, 2005).

⁸ GEO. 2009. « Déforestation : tout savoir sur la déforestation ».

De ce fait, l'augmentation de la concentration des populations dans les zones les plus vulnérables est susceptible de rendre les catastrophes naturelles plus intenses et plus graves dans les années prochaines (Freeman, Keen et Mani, 2003). Les situations seront plus aggravées du fait de la vulnérabilité croissante engendrée par : la croissance démographique, la dégradation des conditions socio-économiques, l'urbanisation non planifiée, le développement dans des zones à risque, le sous-développement, la dégradation environnementale, les épidémies et la compétition pour les ressources rares (Les Nations Unies, 2005). En effet, pour s'approcher des sites de services et d'emplois dans les grandes villes, les pauvres acceptent de se localiser dans des zones risquées et marginalisées telles que les vallées inondables, les bords des ravins, les zones sismiques et les terrains pentus menacés par des effondrements.

De ce fait, il est nécessaire que les pouvoirs publics interviennent pour restreindre tout développement économique ou occupation dans des zones à risque *via* les documents d'urbanisation et les Plans de Prévention des Risques « PPR » (ifen, 2006).

SOURCES DES DONNÉES ET VARIABLES EXPLICATIVES

Dans cette section, nous donnons, tout d'abord, un aperçu des bases de données consultées. Puis, nous présentons les variables qui seront retenues comme explicatives du nombre des catastrophes naturelles.

Les bases de données consultées

Les données utilisées en tant qu'entrées et sorties pour notre modèle neuronal supervisé ont été collectées au travers de deux bases de données. Ainsi la première est issue de la base : " *The Global Environmental Outlook Data Portal* " (GEODATA). Nous en avons tiré les différentes variables exogènes (les entrées du réseau de neurones). Puis, nous avons utilisé une deuxième base spécialisée dans le recensement des statistiques sur les catastrophes naturelles. Il s'agit de la base : " *The Emergency Management Disasters Database* " (EM-DAT), pour collecter les données relatives au nombre annuel des catastrophes naturelles par pays (la sortie du réseau neuronal).

a) La base GEODATA

Cette base est gérée par le GRID-Europe qui est un centre statistique du PNUE, spécialisé dans la publication des données environnementales. Ce centre prépare et diffuse des informations compréhensibles et à jour. Les informations fournies par cette base sont destinées à accroître la sensibilisation et améliorer les processus de prise de décision.

De plus, le GRID-Europe entreprend toute une série de projets en collaboration avec les agences des Nations Unies afin de soutenir les conventions régionales et mondiales sur l'environnement, qui aident le PNUE à mieux mener sa mission. De ce fait, le portail de données *Global Environmental Outlook* (GEO) est la principale source de données utilisées par le PNUE et ses partenaires lors de la rédaction du rapport GEO "l'avenir de

l'environnement mondial". Cette base de données en ligne fournit plus de 500 variables couvrant des catégories différentes : des statistiques au niveau national, régional, sous-régional ; des données géospatiales (cartes) couvrant divers thèmes comme l'eau douce, la population, les forêts, les émissions, le climat, les désastres, la santé,... etc. L'utilisation du portail de données par un large public a mené à plusieurs initiatives pour installer des versions régionales de cette base de données. La première région qui a commencé à développer un tel système est la région Amérique Latine et Caraïbes (LAC). Le portail de données GEO LAC a été formellement lancé au début de l'année 2006. Les portails GEO contiennent de nombreuses séries de données de haute qualité sur une multitude de thèmes liés à l'environnement dont les utilisateurs peuvent y accéder gratuitement.

A partir de la base GEODATA nous avons ressortit les variables explicatives de la survenue des catastrophes naturelles durant la période 1990-2007.

b) La base EM-DAT

Cette base est créée par " l'Office for Foreign Desasters Aids " (OFDA) et le "Centre for Research on the Epidemiology of Disasters" (CRED) depuis 1988. Elle est la plus grande base mondiale fournissant des données sur les désastres. Cette base contient d'importantes données sur l'occurrence et les effets des catastrophes dans le monde entier, depuis 1900 jusqu'à présent. Cette base collecte ses données auprès de nombreuses sources dont : les agences des nations unies, les organisations non gouvernementales, les compagnies d'assurance, les instituts de recherche et les agences de presse. La base EM-DAT est gérée par l'université Catholique de Louvain, Belgique. C'est une base de données internationale accessible au public. Elle est actualisée sur une base journalière.

EM-DAT fournit l'une des méthodes les plus complètes et les plus transparentes (Tschoegl, Below et Guha-Sapir, 2006). Les objectifs fondamentaux de cette base sont : l'aide des actions humanitaires aussi bien au niveau national qu'international ; la rationalisation des prises de décisions liées à la préparation aux catastrophes ; et la fourniture d'une base objective pour l'évaluation des vulnérabilités et la fixation des priorités. De ce fait, elle est utilisée par plusieurs agents et dans différents contextes de recherche surtout qu'elle est accessible à tout le public (Guha-Sapir et Below, 2004).

Nous avons fait recours à la base EM-DAT pour collecter les statistiques sur le nombre des catastrophes naturelles survenues durant notre période d'étude.

Les variables explicatives retenues

En faisant référence aux différentes études et travaux ayant évoqué le sujet des facteurs susceptibles d'expliquer l'augmentation du nombre des catastrophes naturelles, nous avons choisi de retenir trois facteurs déterminants de la survenue des catastrophes. Ainsi, nous allons retenir comme variables explicatives : les émissions de gaz à effet de serre par habitant, le pourcentage de la surface forestière, et le pourcentage de la population urbaine.

a) les émissions de gaz à effet de serre par habitant (EGES/H)

Les gaz à effet de serre sont au nombre de six : le dioxyde de carbone (CO_2), le méthane (CH_4), l'oxyde nitreux (N_2O), les hydrofluorocarbures (HFC), les perfluorocarbures (PFC),

et l'hexafluorure de soufre (SF_6). Ainsi, la variable « EGES/H » permet de mesurer la quantité annuelle totale des différents gaz à effet de serre émis par chaque habitant (H).

De ce fait, les pays pour lesquels cette variable prend des valeurs élevées sont censés être ceux qui contribuent le plus à l'intensification du phénomène global du changement climatique. Par conséquent, nous allons vérifier, en ayant recours à l'analyse de sensibilité, si cette variable a un effet important sur le nombre des catastrophes naturelles. Est-ce que les pays dont le niveau des émissions par habitant est élevé auront une fréquence plus importante de catastrophes naturelles ?

b) Le pourcentage de la surface forestière (% Forêt)

Selon les concepts du programme des nations unies pour l'environnement, la forêt peut se définir à la fois par : « la présence d'arbres et par l'absence d'autres utilisations des sols. Les arbres doivent atteindre une hauteur minimale de 5 mètres et avoir un couvert forestier de plus de 10% de la surface. Sont également considérées comme forêts : les superficies plantées en bambous et en palmiers lorsqu'elles réunissent les critères de hauteur et de couvert forestier, les routes de forêt, les pare-feux et autres espaces libres; les forêts des parcs nationaux, les réserves naturelles et les autres zones protégées, notamment les zones d'intérêt scientifique, historique, culturel ou spirituel, les brise-vents, les rideaux abris et les allées d'arbres dont la superficie excède 0,5 hectare et la largeur de 20 mètres ainsi que les plantations destinées à une exploitation forestière ou de protection tels que : les plantations d'hévéas et de chêne-liège, les peuplements de chênes. Toutefois, sont exclus: les peuplements des systèmes de production agricole, par exemple les plantations d'arbres fruitiers et les systèmes d'agroforesterie. Sont également exclus de cette catégorie les arbres des jardins et les parcs urbains »⁹.

L'importance de la variable « % Forêt » est qu'elle mesure la variation annuelle de la surface des forêts de chaque pays par rapport à sa surface totale. Ainsi, un pourcentage élevé reflète une déforestation excessive. A l'opposé, une hausse de ce pourcentage traduit l'importance des efforts consacrés par le gouvernement et/ou les associations de protection des surfaces vertes pour la reforestation et la plantation de nouvelles surfaces.

c) Le pourcentage de la population urbaine (% Urbain)

Selon la définition fournie par le PNUE, le pourcentage de la population urbaine est le pourcentage de la population résidant dans des zones urbaines. Mais, en raison de différences nationales dans les caractéristiques qui distinguent les zones urbaines des zones rurales, la distinction entre la population urbaine et rurale n'est pas favorable à une définition simple qui serait applicable à tous les pays. Plus généralement, les définitions nationales sont basées sur la taille de la localité. La population qui n'est pas urbaine est considérée rurale. Les séries annuelles du pourcentage de la population urbaine ont été déduites par interpolation de la série quinquennale préparée par l'Organisation des Nations Unies en 2003¹⁰.

⁹ <http://geodata.grid.unep.ch/Forêts/metadata.php>

¹⁰ <http://geodata.grid.unep.ch/Population Urbaine-Pourcentage de Population Totale/metadata.php>.

La variable « % Urbain » sert à mesurer l'évolution du taux d'urbanisation dans le temps (d'une année à une autre) et dans l'espace (d'un pays à un autre).

APPLICATION DE LA MÉTHODE NEURONALE DU PERCEPTRON MULTICOUCHE POUR LA CLASSIFICATION DES VARIABLES EXPLICATIVES

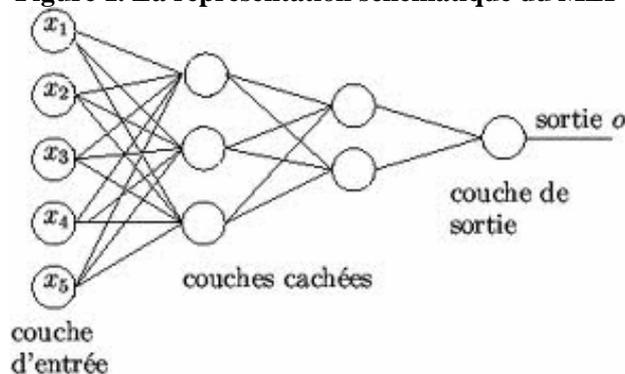
La technique du perceptron multicouche "*Multi Layer Perceptron*" (MLP) est issue de la méthode des réseaux de neurones. Dans ce qui suit, nous allons commencer par justifier l'intérêt de l'utilisation de ce réseau de neurones. Puis, nous présentons la technique de l'analyse de sensibilité. Ensuite, nous expliquons notre choix du modèle ainsi que son processus d'apprentissage. Enfin, nous exposons les résultats et leurs interprétations.

Les atouts du réseau de neurones MLP

Les réseaux de neurones artificiels "*Artificial Neural Networks*" (ANN) ont apparu pour la première fois au début du vingtième siècle (en 1943 avec les travaux pionniers de McCulloch et Pitts) et ont constitué une technique relativement nouvelle et enracinée dans l'intelligence artificielle. Mais, second souffle en 1986 lorsque Rumelhart, Hinton et Williams ont publié leur article intitulé : "*Learning Internal Representations by Error Propagation*". Ils ont proposé un réseau neuronal à plusieurs couches, capable à traiter les non-linéarités et ayant des fonctions de transfert différentiables qui permettent d'éviter les limites du modèle initial du perceptron à une seule couche. Ils ont aussi fourni un algorithme d'apprentissage raisonnablement efficace pour les réseaux de neurones.

En réalité, il y a beaucoup de types d'ANN mais le plus utilisé est le MLP, qui est un réseau entièrement connecté (Rosenblatt, 1962). Le MLP est arrangé par plusieurs couches : une couche d'entrée (*input layer*) recevant les données en entrée ; une couche de sortie (*output layer*) proposant des résultats ; et une ou plusieurs couches intermédiaires (*hidden layers*). Ces dernières sont appelées aussi « couches cachées ». Elles sont responsables de la compilation du réseau et peuvent capturer la relation de non-linéarité entre les variables explicatives.

Les composants de base de n'importe quelle couche sont des nœuds (de neurones). Chaque nœud est connecté aux différents nœuds dans la couche ultérieure. Les informations passent en avant de la couche d'entrée à la couche de sortie sans retour en arrière (figure1). C'est pourquoi, le MLP est appelé un réseau neuronal "*feedforward*".

Figure 1. La représentation schématique du MLP

Source: Rumelhart, Hinton et Williams (1986).

Selon Minsky et Papert (1969), le MLP a une bonne capacité d'apprentissage et de généralisation. C'est une technique utile pour entreprendre l'analyse de sensibilité des variables d'entrée du réseau neuronal. En fait, quand nous changeons une variable (valeur à l'entrée), la performance du réseau, évaluée par l'erreur quadratique moyenne (EQM) varie le plus si cette variable possède un impact plus important sur la sortie du réseau (le nombre des catastrophes naturelles dans notre cas).

L'analyse de sensibilité par MLP

L'approche du réseau neuronal MLP peut rapprocher n'importe quel problème malgré sa complexité. De ce fait, cette technique est utile pour entreprendre l'analyse de sensibilité des entrées du réseau. L'analyse de sensibilité par un MLP est utilisée pour étudier l'influence des variables d'entrée (variables exogènes ou explicatives) sur la sortie du réseau (variable endogène ou dépendante) et consiste en l'évaluation des changements de l'EQM une fois qu'une variable d'entrée a été perturbée. Cette mesure, généralement connue dans la littérature sous le nom de « l'erreur de delta », produit un classement de valeur de la pertinence des variables exogènes (Pasteur-Bárcenas et al., 2004).

En réalité, le but principal de l'analyse de sensibilité est d'évaluer les effets des perturbations des entrées sur la sortie du modèle. Ainsi, la force et le signe de la relation entre les entrées et les sorties, les types de non-linéarité et la présence d'interactions entre les variables peuvent être diagnostiqués en utilisant cette méthode. Parmi les travaux ayant appliqué l'analyse de sensibilité par MLP nous pouvons mentionner : Hewitson et Crane (1994) qui ont utilisé l'analyse de sensibilité pour rapprocher les composants principaux des conditions de circulation à une échelle synoptique de la précipitation locale au Mexique du sud ; et Tangang et al. (1998) qui ont appliqué l'analyse de sensibilité pour la prédiction des anomalies de la température d'eau de surface de la mer de l'Océan Pacifique Équatorial.

Par définition, l'analyse de sensibilité est : « l'étude de la manière avec laquelle la variation (l'incertitude) de la sortie d'un modèle mathématique peut être répartie, qualitativement ou quantitativement entre les différentes sources de variations introduites sur ses entrées » (Saltelli et al., 2008).

En termes plus généraux et selon Pannell (1997) les analyses de sensibilité examinent la robustesse d'une étude quand celle-ci inclut une certaine forme de modelage mathématique.

L'analyse de sensibilité est appropriée en étudiant un phénomène complexe comme celui des catastrophes naturelles. En fait, elle nous aide à fixer les variables exogènes les plus pertinentes dans l'explication du nombre annuel des catastrophes naturelles. De là, nous pouvons mieux soutenir les prises de décisions de prévention des catastrophes naturelles et donc de proposer des recommandations de haute qualité pour les décideurs politiques.

Le choix et l'apprentissage du modèle neuronal

Notre échantillon total comprend 702 observations couvrant les données relatives à 39 pays durant 18 années (1990-2007). La conception du modèle consiste, dans une première étape, à déterminer les échantillons d'apprentissage, de test et de validation. L'échantillon apprentissage couvre 60% de la population totale à savoir 420 observations. Quant à l'échantillon test, il représente 20% de l'ensemble des observations (ce qui est équivalent à 140 observations). De même, l'échantillon de validation est formé de 140 observations (soit 20% de la population statistique étudiée).

La deuxième étape consiste à tester différentes architectures ou structures des modèles. Il s'agit de changer le nombre de couches cachées ainsi que le nombre des neurones qu'elles contiennent. Ces changements entraînent à leurs tours des changements dans les EQM apprentissage, test et validation (tableau 1).

Une fois, déterminé le modèle MLP pour lequel il y a simultanément de faibles EQM apprentissage et test, nous devons aussi fixer le nombre d'itérations. En effet, il est nécessaire de choisir un critère d'arrêt de l'apprentissage pour qu'il n'y ait pas un sur-apprentissage sur l'échantillon étudié. Le sur-apprentissage signifie que le modèle perd sa capacité d'apprentissage si nous lui fournissons de nouveaux exemples. Dans notre cas, nous avons choisi pour l'arrêt de l'apprentissage le critère d'*Early Stopping*. D'après ce dernier, il faut arrêter le modèle une fois l'EQM apprentissage baisse considérablement alors que l'EQM validation commence à augmenter.

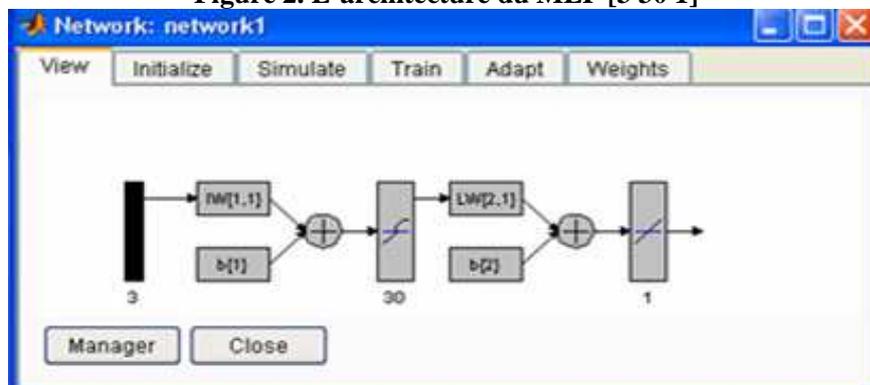
De ce fait, le modèle retenu dans notre travail est le modèle M4. Il s'agit d'un MLP comprenant une seule couche cachée (Figure 2). En effet, un MLP à une seule couche intermédiaire (cachée) est capable d'approximer n'importe quel problème complexe. D'ailleurs, d'après le théorème de Cybenko : « un feedforward réseau de neurones à une seule couche cachée est capable de rapprocher toute fonction continue et multivariée avec n'importe quel degré de précision » (Cybenko, 1989, p. 308).

Tableau 1. Les différentes architectures testées et le choix du modèle à appliquer

Modèle	Architecture	Itérations	Erreur initiale	EQM apprentissage	EQM test	EQM Validation	Variation relative de l'EQM apprentissage
M1	[3 5 1]	500	2,59901	0,522388	0,6257	0,5533	-0,799005006
		1000		0,522302	0,62571	0,55327	-0,799038095
		5000		0,522128	0,62575	0,55314	-0,799105044
M2	[3 10 1]	500	3,30144	0,345886	3,6876	0,85065	-0,895231778
		1000		0,344731	3,7028	0,86526	-0,895581625
		5000		0,339097	5,6134	1,1925	-0,897288153
M3	[3 20 1]	500	2,31945	0,124572	19,143	6,0435	-0,94629244
		1000		0,11809	31,006	5,29	-0,949087068
		5000		0,11006	38,498	2,7661	-0,952549096
M4	[3 30 1]	500	2,61194	0,0630345	6,8257	10,519	-0,975866789
		1000		0,0593138	4,9056	10,904	-0,977291285
		5000		0,0588711	4,3014	10,097	-0,977460776
M5	[3 20 10 1]	500	1,75449	0,0228834	45,821	45,195	-0,986957235
		1000		0,0191473	56,317	41,762	-0,989086686
		5000		0,0119747	714,92	478,81	-0,993174826
M6	[3 20 20 1]	500	4,10342	0,00777848	36,929	34,648	-0,998104391
		1000		0,00431017	86,201	92,234	-0,998949615
		5000		0,000422385	829,66	699,99	-0,999897065
M7	[3 30 10 1]	500	1,22843	0,00795687	110,19	88,551	-0,993522732
		1000		0,00416934	73,877	116,18	-0,99660596
		5000		0,000415048	290	287,38	-0,999662131
M8	[3 30 20 1]	500	3,86752	0,00190624	49,8	39,688	-0,999507116
		1000		0,0000301	93,004	49,295	-0,999992217
		5000		2,81E-14	98,713	84,413	-1

Source: Calculs des Auteurs (2011)

Figure 2. L'architecture du MLP [3 30 1]



Source: Calculs des Auteurs (2011)

De plus, avec le modèle M4, les différents types d'erreurs (apprentissage, test et validation) restent faibles. Il a comme architecture [3 30 1] sachant que le nombre d'itérations est égal à 600. En fait, au-delà de 600 itérations, l'EQM validation augmente de nouveau, donnant une alerte sur le sur-apprentissage de ce réseau (tableau 2).

Tableau 2. La détermination du nombre des itérations selon le critère d'Early Stopping

Modèle	Architecture	Itérations	Erreur initiale	EQM apprentissage	EQM test	EQM Validation	Variation relative de l'EQM apprentissage
M4	[3 30 1]	500	2,61194	0,0630345	6,8257	10,519	-0,975866789
		600		0,0618567	5,8097	10,414	-0,976317718
		625		0,0602511	6,8281	11,698	-0,976932433
		650		0,0596515	6,1378	11,315	-0,977161995
		700		0,0594463	5,2219	11,093	-0,977240557

Source: Calculs des Auteurs (2011)

Finally, the learning is the procedure that consists in estimating the parameters of the MLP, so that it can better perform the task assigned to it. This procedure is carried out iteratively. The behavior of the network changes until it is capable of performing the task. Generally, the learning procedure is carried out on a part of the data base which is the learning sample. Most of the learning algorithms are optimization algorithms that try to minimize, by non-linear techniques, a cost function that represents the difference between the outputs (the responses) provided by the network and the desired outputs (targets or "Targets"). One can distinguish two types of learning according to the form of the examples in the learning sample: supervised learning and unsupervised learning. The adjustment of the parameters of an MLP is carried out according to a supervised learning procedure. The latter includes a set of observations for which we

connaissions à la fois les entrées et les sorties souhaitées. Une fois le réseau de départ choisi, nous initialisons les paramètres (il s'agit généralement de valeurs arbitraires) et nous présentons les exemples au réseau. Nous calculons alors l'erreur commise par le réseau en comparant la sortie obtenue à celle désirée et en fonction de quoi, nous effectuons les corrections nécessaires jusqu'à ce que le MLP minimise l'EQM sur l'échantillon apprentissage. Pour un MLP avec une seule couche cachée, la sortie peut s'exprimer avec l'équation suivante:

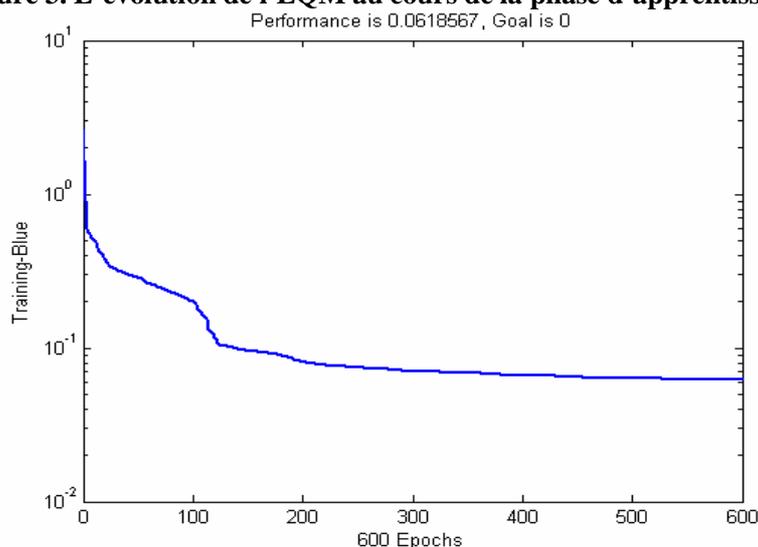
$$Y = f[\beta_0 + \sum_{j=1}^h g(\alpha_j + \sum_{i=1}^n \gamma_{ij} x_i) \beta_j]$$

Pour notre application, Y représente le nombre des catastrophes naturelles et x_i représente les variables explicatives (respectivement pour $i= 1, 2, 3$), h est le nombre de neurones sur la couche cachée. f et g sont des fonctions d'activation monotones et non décroissantes. f est une fonction d'activation linéaire de la couche de sortie (respectivement g est une fonction d'activation sigmoïdale de la couche intermédiaire). $\beta_0, \beta_j, \alpha_j$ et γ_{ij} sont les paramètres du modèle (les poids synaptiques) qui doivent être ajustés itérativement en utilisant un algorithme d'apprentissage supervisé, l'algorithme de propagation vers l'avant, proposé par Rumelhart et al. (1986).

L'interprétation des résultats

Généralement, les résultats trouvés sont pertinents. L'EQM apprentissage décroît de façon remarquable (passage de 2,612 à environ 0,062 selon la Figure 3). Ce qui traduit la bonne capacité d'apprentissage du modèle retenu. De même, les erreurs test et validation sont aussi faibles. L'EQM test est de l'ordre de 5,809 et l'EQM validation est égale à 10,414.

Figure 3. L'évolution de l'EQM au cours de la phase d'apprentissage



Source: Calculs des Auteurs (2011)

Notre travail est destiné principalement pour appuyer des mesures de prévention. En effet, notre étude consiste à appliquer l'analyse de sensibilité par réseau neuronal MLP pour les variables soupçonnées les plus explicatives du nombre des catastrophes naturelles. Ainsi, plus la variable explicative retenue possède une grande influence sur la survenue des catastrophes naturelles, plus sa perturbation entraîne une forte augmentation de l'EQM apprentissage. Par conséquent, la variable dont sa perturbation (par suppression dans notre étude) entraîne la variation relative la plus élevée, par rapport à l'EQM initiale du modèle, sera la variable qui possède l'ordre de sensibilité le plus important (cette variable sera considérée comme ayant l'influence la plus grande sur la survenue des catastrophes naturelles).

D'après les résultats trouvés, la perturbation de chacune des variables étudiées a entraîné une hausse importante de l'EQM apprentissage. Par conséquent, les trois variables retenues ont une influence considérable sur le nombre annuel des catastrophes naturelles. Pourtant, il y a une dominance de l'une par rapport à l'autre. D'où, l'utilité de leur classement selon l'ordre de sensibilité donné par le tableau 3.

Tableau 3. La classification des variables explicatives selon l'ordre de sensibilité

	L'EQM apprentissage	L'EQM apprentissage suite à la suppression de x_i	Variation relative de L'EQM apprentissage	Ordre de sensibilité
$x_i = \% \text{ Forêt}$	0,062	26,89	432,710	1
$x_i = \% \text{ Urbain}$		14,2	228,032	2
$x_i = \text{EGES/H}$		8,2519	132,095	3
Régression R-value	0,969			

Source: Calculs des Auteurs (2011)

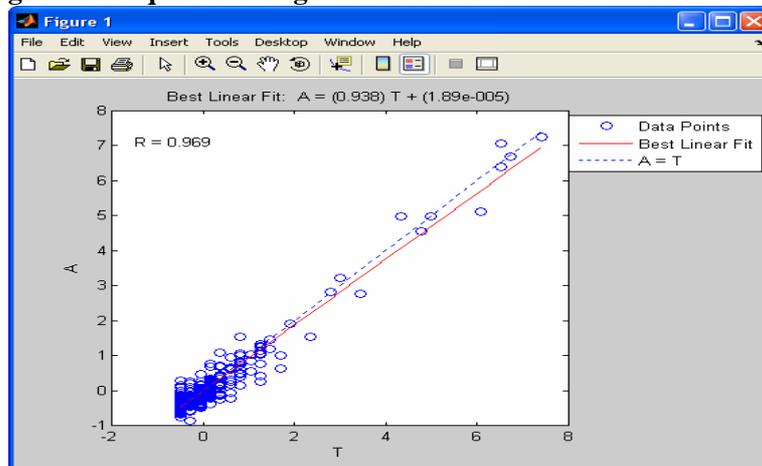
De plus, le réseau neuronal utilisé a une bonne capacité à prédire le nombre des catastrophes naturelles à partir de ces variables explicatives. En fait, la linéarisation des sorties simulées par ce MLP par rapport aux "targets" est dotée d'une très bonne qualité d'ajustement linéaire, avec une R-value de 0,969 (Figure 4). Cette régression linéaire est donnée par l'équation suivante :

$$A = 0,938T + 0,000089$$

Où, A : les sorties calculées par le MLP retenu ;

T : le nombre réel des catastrophes naturelles (ou encore les cibles du réseau supervisé).

Figure 4. La qualité de régression linéaire des sorties du réseau M4



Source: Calculs des Auteurs (2011)

Nous constatons que la variable « *% Forêt* » possède l'ordre de sensibilité le plus important avec une variation relative de son EQM apprentissage de 432,710. Ainsi, le pourcentage de la surface forestière est la variable ayant le premier ordre de sensibilité. En effet, l'erreur engendrée par la perturbation de cette variable est très significative ce qui traduit sa grande influence sur la précision de détermination du nombre des catastrophes naturelles. Ce premier résultat n'est pas étonnant puisque la destruction des forêts et le recul de leurs surfaces participent aussi bien à la dégradation des sols qu'à la pollution de l'air. En effet, les forêts aident aussi bien à la lutte contre l'érosion du sol mais elles jouent aussi un rôle crucial d'emprisonnement du CO₂. Par conséquent, la déforestation en elle-même est une sorte de dégradation environnementale vu ses répercussions secondaires (pollution¹¹) sur le sol et l'air.

Le deuxième ordre de sensibilité est réservé à la variable « *% Urbain* ». En effet, la perturbation de cette variable entraîne une augmentation considérable de l'EQM apprentissage avec une variation relative de l'ordre de 228,032. Plus précisément, l'urbanisation non planifiée et mal organisée viole les normes d'utilisation des terrains et intensifie la localisation dans des zones prônes aux risques naturels, augmentant ainsi le risque de la survenue des catastrophes naturelles. Toutefois, la variation de l'erreur due à la perturbation du pourcentage de la population urbaine reste inférieure à celle résultante de la perturbation de la surface forestière.

Finalement, la perturbation de la variable « *EGES/H* » engendre également une hausse de l'EQM apprentissage. La variation relative de cet EQM est égale à 132,095. De ce fait, l'émission des gaz à effet de serre par habitant prend le troisième ordre de sensibilité.

¹¹ Voir le lien : http://en.rsrf.org/IMG/pdf/RSF_Report_Environment-2.pdf

L'influence de cette variable sur le nombre des catastrophes naturelles est importante ; toutefois, elle reste inférieure à celles respectives à la surface forestière et à l'émission des gaz à effet de serre par habitant.

Ce résultat peut s'expliquer par le fait que l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre peut souvent être la conséquence d'une forte urbanisation (industrialisation intensive, climatisation et chauffage, combustion des fossiles, ... etc.) ou aussi d'une déforestation massive (étant donné le rôle des forêts dans l'emmagasinement de grandes quantités de carbone. Or, le CO₂ a été repéré dans plusieurs reprises comme l'un des gaz à effet de serre ayant un lien direct avec l'intensification du phénomène du changement climatique et donc l'augmentation de la survenue des catastrophes naturelles).

CONCLUSION

Les catastrophes naturelles ne cessent de devenir plus intenses et plus fréquentes de sorte qu'elles n'épargnent aucune région sur le globe terrestre. Le renforcement des capacités et de la résilience des pays passe par un ensemble de mesures (l'observation et la surveillance des risques naturels, les systèmes d'alerte précoce, l'évaluation des pertes, la prévention et le renforcement des mesures de réponse et de recouvrement de désastre). En fait, une bonne gestion des catastrophes naturelles suppose de faire le couplage entre la réduction de ces risques catastrophiques (actions *ex antes*) et les mesures adéquates de réponse (actions *ex post*). En effet, les mesures *ex antes* ou proactives permettent d'alléger énormément le coût de l'intervention post-catastrophe et facilitent donc les mesures de réponse.

Dans ce cadre, ce papier (en ciblant plus la gestion proactive des catastrophes naturelles) s'est porté essentiellement sur l'étude des facteurs pouvant influencer la survenue de ces risques catastrophiques. Donc, notre étude s'inscrit dans le cadre d'une étude multidimensionnelle qui met en jeu différentes dimensions : l'environnement (les émissions des gaz à effet de serre), l'urbanisation (pourcentage de la population urbaine) et l'écosystème (pourcentage de la surface forestière). Ce choix se justifie par la complexité du phénomène des catastrophes naturelles et par les études préalables qui le lient à des facteurs relevant de domaines très variés.

Or, pour tenir compte des hétérogénéités et interactions entre les différentes variables retenues, nous avons eu recours aux réseaux de neurones qui sont plus aptes à traiter les relations complexes et non-linéaires. Les résultats trouvés avec le réseau neuronal MLP sont très pertinents. Ils montrent l'impact considérable des différentes variables explicatives sur le nombre annuel des catastrophes naturelles comptabilisées durant la période d'étude. Pourtant, ces variables peuvent être classées selon l'ordre de sensibilité suivant : (1) le pourcentage des forêts, (2) le taux de la population urbaine et (3) l'émission individuelle des gaz à effet de serre.

En conséquence, les pays doivent agir avec précaution et prévention notamment à travers la lutte contre la déforestation, la meilleure planification de l'urbanisation et la réduction des émissions de gaz à effet de serre. De telles mesures seront nécessaires pour réduire l'exposition et la vulnérabilité aux catastrophes naturelles. D'où, leur utilité pour le renforcement de la résilience des nations face à ces risques catastrophiques.

RÉFÉRENCES

- Actionaid International. (2006). Disaster Risk Reduction: Implementing the Hyogo Framework for Action, An Action Aid International Briefing Paper, International Emergencies and Conflict Team, 14 pages, January.
- Bagayoko Farfé (2008). Cours de climatologie et d'impact des changements climatiques sur l'environnement et les ressources en eau, Support de Cours, Institut International d'Ingénierie de l'Eau et de l'Environnement, Mai.
- Bruce, James P., Ian Burton et I.D. Mark Egener, (1999). Mesures d'atténuation des catastrophes et protection civile dans un monde au climat changeant, Emergency Preparedness Canada, Monograph, 42 pages. Accessible sur : http://www.iclr.org/Mesures_d_attenuation_des_catastrophes_et_protection_civile
- Cybenko George V., (1989). 'Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function', Mathematics of Control, Signals and Systems, 2(4): 303-314.
- Food Agriculture Organisation (FAO), (2009). Situation des forêts du monde, rapport de l'organisation des nations unies pour l'alimentation et l'agriculture, Rome, Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture, 168 pages.
- Freeman, Paul K., Michael Keen et Muthukumara Mani, (2003). 'Comment se prémunir ? de plus en plus fréquentes, destructives et meurtrières, les catastrophes naturelles touchent particulièrement les pays pauvres', Finances & Développement, 3: 42-45.
- Guha-Sapir Debarati et Regina Below, (2004). The Quality and Accuracy of Disaster Data: A Comparative Analyses Of Three Global Data Sets, WHO Centre for Research on the Epidemiology of Disasters, University of Louvain, Brussels, Belgium, Provention Consortium, The Disaster Management Facility and The World Bank, http://www.unisdr.org/2005/task-force/working_groups/wg3/Comparative_Analysis_of_3_Global_Data_Sets.pdf
- Hewitson, Christian B., et Robert G. Crane, (1994). 'Precipitation Controls in Southern Mexico'. In Neural Nets: Applications in Geography, Hewitson BC, Crane RG (eds). Kluwer Academic: Dordrecht, p.121-143.
- Kunreuther, Howard C. et Erwann O. Michel-Kerjan, (2010). 'Market and Government Failure in Insuring and Mitigating Natural Catastrophes: How Long-Term Contracts Can Help, Public Insurance and Private Markets', In Jeffrey R. Brown (ed.), AEI Press, p.115-142.
- Kunreuther, Howard C., and Erwann O. Michel-Kerjan, (2009). 'The Development of New Catastrophe Risk Markets', Annual Review of Resource Economics, 1: 119-139.
- L'institut français de l'environnement (ifen), (2006). La société face aux risques majeurs, les synthèses ifen.
- Nations unies, (2005). Hyogo Framework for Action 2005-2015: Building the Resilience of Nations and Communities to Disasters, World Conference on Disaster Reduction, 18-22 January, Kobe, Hyogo, Japan, extract from the report of the world conference on disaster reduction (A/CONF. 206/6).

- Nations unies, (2008). 'La foresterie face au défi du changement climatique', Portail de l'action du système des organismes des Nations Unies sur les changements climatiques. Accessible sur: www.fao.org/news/story/fr/item/8788/icode.
- Mc Cullock, Warren et Walter Pitts, (1943). 'A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity', *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5: 115-133
- Minsky, Marvin et Seymour Papert, (1969). *Perceptrons: an Introduction to Computational Geometry*, Cambridge: MIT Press, 258 pages.
- Munich RE group, (2005). *Mégapoles-Mégariques : Les tendances et les défis pour l'assurance et la gestion des risques*, Munich Re, Collection Connaissances.
- Pannell, David J., (1997). 'Sensitivity Analysis of Normative Economic Models: Theoretical Framework and Practical Strategies', *Agricultural Economics*, 16: 139-152.
- Pastor-Bárceñas, Óscar, Emilio Soria-Olivas, José D. Martín-Guerrero, Gustavo Camps-Valls, José L. Carrasco-Rodríguez et Secundino del Valle-Tascón, (2004). 'Unbiased Sensitivity Analysis and Pruning Techniques in Neural Networks for Surface Ozone Modeling', *Ecological Modelling*, 182: 1-10.
- Prestipino, David, (2004). 'Meeting the Natural Disaster Challenge', *The Australian Journal of Emergency Management*, 19(2): 8-10.
- Programme des nations unies pour l'environnement (PNUE), (2002). *L'avenir de l'environnement mondial 3*, Global Environment Outlook geo3, Programme des Nations Unies pour l'Environnement.
- Provention Consortium, (2004). *Working in Partnership to Build Safer Communities and Reduce the Impacts of Disasters in Developing Countries*, News, 3, 8 pages, December.
- Rosenblatt, Frank, (1962). *Principles of Neurodynamics: Perceptrons and Theory of Brain Mechanism*, Washington, DC: Spartan Books, 616 pages.
- Rumelhart, David E., Geoffrey E. Hinton et Ronald J. Williams, (1986). 'Learning Representations by Back-propagation Errors', *Nature*, 323: 533-536.
- Saltelli, Andrea, Marco Ratto, Terry Andres, Francesca Campolongo, Jessica Cariboni, Debora Gatelli, Michaela Saisana et Stefano Tarantola, (2008). *Global Sensitivity Analysis, The Primer*, England: John Wiley & Sons, 287 pages.
- Smolka, Anselm, (2006a). 'Natural Catastrophes: Causes, Trends and Risk Management. The Challenge of Submarine Mass Movements- An Insurance Perspective', *Norwegian Journal of Geology*, 86: 363-372.
- Smolka, Anselm, (2006b). 'Natural Disasters and the Challenge of Extreme events: Risk Management from an Insurance Perspective', *Philosophical transaction of the royal society*, 364: 2147-2165.
- Tangang, Fredolin T., Benyang Tang, Adam H. Monahan et William W. Hsieh, (1998). 'Forecasting ENSO Events: A Neural Network-Extended EOF Approach', *Journal of Climate*, 11: 29-41.
- The International Disaster Database (Emdat), (2011). Centre for Research on the Epidemiology of Disasters (CRED). Accessible sur: <http://www.emdat.be/> (le 06/02/2011 à 12:10).

Tschoegl, Liz, Regina Below et Debarati Guha-Sapir, (2006). An Analytical Review of Selected Data Sets on Natural Disasters and Impacts, UNDP/CRED Workshop on Improving Compilation of Reliable Data on Disaster Occurrence and Impact, 2-4 April, Bangkok – Thailand.

World Economic Forum, (2006). Addressing Global Risks: Disaster Risk Reduction, World Economic Forum: findings from cross-industry session, New York, NY, 27 September.