
Modélisation spatiale de la susceptibilité des versants aux mouvements de terrain

Stratégie et application d'une analyse bivariée par SIG

Yannick Thiery* — **Simone Sterlacchini**** — **Jean-Philippe Malet*** — **Anne Puissant***** — **Olivier Maquaire***.

* *Institut de Physique du Globe, IPGS-EOST UMR 7516 ULP/CNRS, 5 rue Descartes, 67084 Strasbourg Cedex, France*
yannick.thiery@eost.u-strasbg.fr ; jeanphilippe.malet@eost.u-strasbg.fr ;
olivier.maquaire@eost.u-strasbg.fr

** *CNR-IDPA, sezione de Milano, Piazza della Scienza 1, 20126 Milano, Italy*
simone.sterlacchini@unimib.it

*** *Image et Ville, UMR 7011 ULP/CNRS, 3 rue de l'Argonne, 67000 Strasbourg, France*
anne@lorraine.u-strasbg.fr

RÉSUMÉ. Les SIG sont de plus en plus utilisés pour modéliser la susceptibilité des versants aux mouvements de terrain. Parmi les différentes méthodes utilisées, les techniques bivariées sont considérées comme les plus robustes et les plus souples à mettre en place, notamment la technique de la théorie de l'évidence. Cependant, l'inconvénient majeur de ce type de technique reste le problème de redondance d'information entre les variables prédictives, ce qui nécessite une stratégie adaptée pour régler le problème de dépendance conditionnelle. A travers une analyse de sensibilité sur les variables à modéliser et sur les variables prédictives, cet article présente une stratégie pour obtenir des cartes de susceptibilité réalistes et statistiquement acceptables pour une échelle du 1/10 000^{ème} dans un environnement montagneux complexe.

ABSTRACT. GIS are more and more used to model slopes landslides susceptibility. Among the different methods generally used, bivariate analysis are considered as the more efficient and robust techniques, particularly the Weight of Evidence technique. However, one major drawback of this technique is the problem of information redundancy between predictive variables. It needs an adapted strategy to reduce this conditional dependence problem. This paper presents a strategy to obtain good landslides susceptibility zonation without statistical problems at the 1/10 000 scale in a complex mountainous environment.

MOTS-CLÉS: susceptibilité, mouvements de terrain, modélisation, SIG, théorie de l'évidence, indépendance conditionnelle.

KEYWORDS: susceptibility, landslides, modelling, GIS, Weight of Evidence, conditional independence.

1. Introduction

Pour la cartographie du risque «mouvements de terrain », il est nécessaire d'évaluer le niveau d'aléa et les enjeux humains ou la vulnérabilité des éléments exposés (MATE/METL, 1999). Un aléa est défini par une *intensité*, une *probabilité d'occurrence spatiale* et *temporelle* qui dépendent de *facteurs de prédisposition* et de *facteurs déclenchants* (Cruden et Varnes, 1996). Avant d'évaluer l'aléa, il faut d'abord apprécier *la susceptibilité* des terrains à un type de mouvements donné, c'est à dire la possibilité qu'un mouvement se produise dans une zone particulière sur la base de conditions environnementales locales. Cela revient à répondre à ces trois questions : quel type de mouvement de terrain est susceptible de se produire ? quels sont les facteurs de prédisposition ? où ces facteurs sont-ils spatialement réunis ?

La *probabilité d'occurrence spatiale* est conditionnée par des *facteurs « permanents » de prédisposition ou de susceptibilité* comme par exemple la pente, la géologie (lithologie et structure), l'occupation des sols. La démarche consistera donc à évaluer la probabilité de rupture des terrains sur la base des facteurs de prédisposition et des phénomènes passés, sans tenir compte de leur occurrence temporelle. Cette carte de susceptibilité peut-être obtenue par deux types d'approches : l'approche *directe* (ou qualitative) et l'approche *indirecte* (fondée sur des modèles spatiaux) utilisant l'outil SIG soit comme un outil de dessin et de gestion de données, soit comme outil de modélisation.

Cet article présente une analyse de la susceptibilité des versants aux mouvements de terrain par l'utilisation de modèles spatiaux par SIG. L'objectif est de montrer comment obtenir des cartes fiables et réalistes en utilisant une méthode statistique issue de la *théorie de l'évidence* (Weight of evidence). L'article propose une stratégie pour régler les problèmes de la redondance de données et pour identifier le nombre minimum de données à collecter à une échelle du 1/10 000^{ème}. Les cartes obtenues sont validées statistiquement et comparées à une carte d'inventaire acquise par une démarche géomorphologique. Le site d'étude est le versant ubac du bassin de Barcelonnette (Alpes-de-Haute-Provence, France).

2. Les différentes approches de modélisation de la susceptibilité des terrains

Les SIG sont de plus en plus utilisés pour évaluer la susceptibilité des versants aux mouvements de terrain (Soeters et van Westen, 1996 ; Guzzetti *et al.*, 1999). Cet outil permet de combiner différents facteurs de prédisposition représentés par des cartes thématiques. Deux approches sont généralement utilisées.

2.1 L'approche directe

L'approche directe (ou qualitative) privilégie l'avis de l'expert et sa connaissance des phénomènes et du terrain. Ce type d'analyse peut donner des

résultats différents selon la personne qui cartographie (van Westen, 2000). Deux méthodes peuvent être distinguées :

- la méthode *expert*, dans laquelle le scientifique évalue intuitivement et directement les relations entre les mouvements de terrain observés et les différents facteurs de prédisposition. Cette méthode est utilisée en France pour l'élaboration des PPR (Plan de Prévention des Risques, MATE/METL, 1999), et en Suisse pour la réalisation des cartes de danger (BUWAL/BWW/BRP, 1997) ;

- la méthode de *combinaison qualitative indexée*, dans laquelle le scientifique hiérarchise chaque classe des facteurs de prédisposition suivant sa connaissance avant de les pondérer et de les combiner (Wachal et Hudak, 2000).

2.2. L'approche indirecte

L'approche indirecte (ou quantitative) est fondée sur des règles de calcul statistiques et sur le concept d'*unités homogènes* (Carrara *et al.*, 1995 ; Soeters et van Westen, 1996 ; Aleotti et Chowdhury, 1999 ; Guzzetti *et al.*, 1999). Ces méthodes sont considérées objectives et règlent le problème de la subjectivité de l'expert (Soeters et van Westen, 1996). Le principe consiste à définir des relations mathématiques entre les facteurs de prédisposition et les mouvements de terrain observés afin d'évaluer quantitativement la probabilité de rupture pour les zones sans mouvement de terrain. L'utilisation de ces méthodes suppose trois conditions : (i) les mouvements de terrain potentiels se déclencheront selon les mêmes conditions que par le passé, (ii) tous les facteurs de prédisposition sont connus a priori et introduits dans l'analyse, (iii) tous les mouvements de terrain sont inventoriés pour l'aire d'étude. Deux types de méthodes peuvent être distinguées :

- *l'analyse bivariée* dans laquelle chaque classe de facteurs (géologie, occupation du sol, topographie) est combinée avec la carte d'inventaire des mouvements de terrain puis pondérée suivant la densité des mouvements de terrain. Les techniques les plus utilisées sont celles issues du théorème de Bayes (*théorie de l'évidence ou weight of evidence* ; Bonham-Carter, 1994 ; van Westen *et al.*, 2003), de la *logique floue* (*fuzzy logic*, Chung et Fabbri, 1993), et des techniques de *fonctions favorables* (*favourability functions*, Chung et Fabbri, 1993) ;

- *l'analyse multivariée*, développée et optimisée par Carrara *et al.* (1995) dans laquelle chaque facteur de prédisposition est combiné en *unité de versant*. La présence ou l'absence de mouvements de terrain est déterminée dans chaque unité. La matrice résultante est analysée par des méthodes de régressions multiples ou des analyses discriminantes (van Westen, 2000).

2.3. Critique et choix du modèle

L'analyse bivariée est souvent considérée comme l'analyse la plus robuste et la plus souple à mettre en œuvre. En effet, l'analyse multivariée requiert un nombre

exhaustif de paramètres pour obtenir de bons résultats (parfois plus de 50 paramètres différents) ce qui implique des efforts démesurés de collecte de données (Soeters et van Westen, 1996). L'avantage principal des procédures bivariées réside dans la détermination des paramètres ou des combinaisons de paramètres utilisés pour l'estimation des probabilités. Peu de paramètres peuvent donner de bons résultats s'ils sont bien choisis par la personne qui modélise. Néanmoins, ce type d'analyse nécessite une hypothèse d'*indépendance conditionnelle* (IC) des paramètres ; ce qui suppose que les différents facteurs de prédisposition introduits dans le modèle sont indépendants par rapport à la probabilité de localisation d'un mouvement de terrain. Une solution pour minimiser ce problème est de combiner les cartes de facteurs au préalable selon une stratégie adaptée (Bonham-Carter, 1994).

2.4. Principes de l'analyse spatiale par la théorie de l'évidence

La modélisation statistique par la *théorie de l'évidence*, déjà appliquée en médecine (Spiegelhalter et Kill-Jones, 1984) et en géologie (Bonham-Carter, 1994), est une version log-linéaire du théorème général de Bayes utilisant les principes de calcul de probabilité fondés sur les notions de probabilité *a priori* et de probabilité *a posteriori*. Ce principe résout les problèmes de combinaisons de sources de données multiples. La probabilité *a priori*, qui est la probabilité qu'une unité de terrain (un pixel) contienne une *variable à modéliser* (V_m , dans notre cas les mouvements de terrain), est calculée suivant la densité sur la zone d'étude. La probabilité *a posteriori* est estimée après le calcul de la probabilité *a priori* selon la densité de V_m pour chaque *variable considérée comme prédictive* (V_p , dans notre cas chaque facteur de prédisposition). La méthode est fondée sur le calcul du poids positif (W_+ ; [1]) et du poids négatif (W_- ; [2]), dont les valeurs dépendent de l'association entre la V_m et les V_p .

$$[1] W_+ = \ln \frac{P(B|V_m)}{P(B|\bar{V}_m)} \qquad [2] W_- = \ln \frac{P(\bar{B}|V_m)}{P(\bar{B}|\bar{V}_m)}$$

où B est la classe de V_p et le symbole « $\bar{}$ » représente l'absence de V_p et/ou de V_m . Le modèle s'exprime par un ratio appelé *cote*. Ce ratio représente la probabilité qu'un phénomène soit présent sur la probabilité qu'un phénomène soit absent (Bonham-Carter, 1994). Les différentes pondérations calculées peuvent être additionnées en utilisant le logarithme naturel des cotes appelé *logit*. Dans ce cas le contraste C ($C = W_+ - W_-$) donne une mesure de l'association spatiale entre les V_p et la V_m . Ce contraste a une valeur nulle lorsque ces deux variables sont complètement indépendantes. La valeur de contraste donne un premier aperçu pour accepter ou rejeter une variable prédictive en évaluant la corrélation spatiale entre celle-ci et la V_m . Les calculs des valeurs de W_+ et de W_- pour toutes les variables choisies permettent de calculer la probabilité *a posteriori*, qui actualise la probabilité *a priori*. Lorsque plusieurs V_p sont combinées, les zones qui ont un poids

respectivement élevé ou faible correspondent respectivement à une plus grande ou une plus petite probabilité de retrouver V_m .

Ce modèle statistique est introduit dans le SIG ArcView 3.2 ® par une extension appelée *ArcSDM* (Kemp *et al.*, 2001). Le modèle calcule les probabilités *a priori*, les probabilités *a posteriori* et un test d'hypothèse de type χ^2 . La procédure pour déterminer la meilleure combinaison est réalisée en additionnant un à un chaque V_p . Les résultats sont analysés sous la forme d'une courbe cumulative représentant l'aire cumulée en fonction de la probabilité *a posteriori*. Elle permet de définir trois classes de susceptibilité (faible, moyenne, élevée). Le test d'indépendance conditionnelle, pour accepter ou rejeter une variable prédictive, consiste à effectuer un test d'hypothèse couplé (χ^2) pour chaque nouvelle V_p introduite dans le modèle. Les V_p sont ainsi croisées deux à deux sous la forme d'un tableau de contingence avec les V_m . L'hypothèse nulle H_0 est testée en déterminant la valeur du χ^2 obtenu, pour différent degré de liberté [3] et un seuil de signification fixé à $\alpha = 0.05$.

$$[3] \delta = [(r-1)(c-1)]$$

où δ est le nombre de degré de liberté, r est le nombre de classe d'une V_p 1, et c est le nombre de classe d'une V_p 2. Pour évaluer la performance du modèle, l'erreur relative [4] est calculée pour chaque simulation. Ce calcul est réalisé en comparant les zones de déclenchement des mouvements de terrain et la classe considérée comme la plus susceptible (classe élevée) suivant l'équation [4].

$$[4] \hat{\xi} = \frac{vr - vm}{vr}$$

où ξ est l'erreur relative, vr est la valeur réelle (nombre de pixel de la zone de déclenchement des mouvements de terrain) et vm est la valeur modélisée (nombre de pixel de la zone ayant la classe de susceptibilité considérée comme élevée).

3. Le site d'étude et les variables prédictives utilisées

3.1. Le site d'étude

Le site d'étude, d'une superficie d'environ 100 km², est localisé sur le versant ubac du Bassin de Barcelonnette. Culminant à des altitudes de 1100 m et 3100 m, ces crêtes sont armées par des formations résistantes (calcaires, grès et flyschs). Au dessous, le versant aux pentes moyennes à fortes (de 8° à 36°) est entaillé dans des marnes noires recouvertes sur 77% de la surface par des dépôts morainiques. La forêt, principalement composée de conifères, atteint 62% de la surface. Ces dépôts sont incisés par des torrents laissant apparaître les formations marneuses et une morphologie de bad-lands (Maquaire *et al.*, 2003). Le contexte hydro-géomorphologique singulier (géologie complexe et climat méditerranéen à

précipitations irrégulières mais souvent violentes) a donné naissance à de nombreuses instabilités de versants comme des glissements rotationnels, translationnels, des glissements-coulées et des coulées de débris (Flageollet *et al.*, 1999). Sur les trois-cent cinquante mouvements de terrain actifs observés, seuls les mouvements rotationnels et translationnels (71% de la totalité des mouvements actifs du versant), pour lesquels on suppose que les facteurs de prédisposition sont les mêmes, sont pris en compte pour la modélisation. Pour obtenir des résultats réalistes, une recherche a été menée sur l'aire du mouvement de terrain à représenter (zone d'ablation, zone d'accumulation) et sur le nombre minimum de mouvements de terrain à introduire. Pour chaque simulation un test statistique couplé (χ^2) et un calcul de l'erreur relative sont effectués.

Catégorie de variables prédictives	Variables prédictives	Sources
Géomorphologie	1. Glissements de terrain	Photographies aériennes orthorectifiées, observations de terrain, GPS, cartes topographiques, cartes morphologiques
Paramètres géométriques du terrain	2. Classe de pente 3. Classe d'exposition 4. Concavités/convexités	BDAI [®] , MNT élaboré à partir de la digitalisation des courbes de niveaux des cartes topographiques IGN à l'échelle du 1/10 000 ^{ème}
Géologie	5. Lithologie 6. Formations superficielles	Carte géologique, observations de terrains, GPS, photographies aériennes orthorectifiées, rapports techniques
Occupation du sol	7. Occupation du sol	Images satellites, observations de terrain
Hydrologie	8. Réseau hydrographique	MNT, cartes topographiques, observations de terrains, GPS

Tableau 1. Variables prédictives retenues pour élaborer les cartes de susceptibilité.

3.2. Les variables prédictives utilisées

Les cartes de susceptibilité sont élaborées à partir de 6 facteurs de prédisposition (Tableau 1). Ces derniers sont dérivés de bases de données nationales existantes et disponibles, de la digitalisation d'informations obtenues par photo-interprétation, du traitement statistique d'images satellites, d'interprétation de cartes topographiques et d'observations de terrain. Une première analyse de sensibilité a été effectuée pour définir quelles étaient les sources de données les plus adaptées pour une échelle du 1/10 000^{ème} (Tableau 1) et un pixel de 10 x 10 m. Les résultats obtenus avec les données disponibles sont peu satisfaisants, en particulier à cause de l'échelle de réalisation ou de l'inadéquation des typologies (Thiery *et al.*, 2003).

4. Résultats

4.1. Aire du mouvement de terrain à modéliser

Plusieurs simulations ont été réalisées en prenant en compte (i) la totalité de l'aire des mouvements de terrain (TA), (ii) l'aire de la zone d'ablation des mouvements de terrain (ZA), (iii) un pixel représentant le barycentre de chaque mouvement de terrain (BM), (iv) un pixel représentant le barycentre de chaque zone d'ablation (BA) et enfin (v) un pixel représentant la *combinaison linéaire des variables prédictives les plus fréquentes pour chaque zone d'ablation* (CFA). Les simulations avec TA et ZA sont refusées car l'hypothèse H_0 formulée avec $\alpha = 0.05$ est rejetée. Il est impossible de déterminer quelles sont les variables prédictives qui posent des problèmes de dépendance conditionnelle. Pour TA, si la carte (Figure 2b) et la courbe cumulative des poids obtenues sont analysables, trop de zones planes ressortent avec une valeur de susceptibilité élevée : les zones d'accumulation ayant des pentes très faibles sont prises en compte par le modèle.

	P	FS	OC	LIT	CE	CC
FS	<i>del = 54</i> 72.1 31					
OC	<i>del = 72</i> 92.8 13.9	<i>del = 108</i> 31				
LIT	<i>del = 36</i> 51 54.18	<i>del = 54</i> 72.1 5.5	<i>del = 72</i> 92.8 10.9			
CE	<i>del = 12</i> 21 4.7	<i>del = 14</i> 23.7 4.4	<i>del = 24</i> 36 48.9	<i>del = 12</i> 21 1.7		
CC	<i>del = 12</i> 21 11.7	<i>del = 14</i> 23.7 7.3	24 13.9 36.42	<i>del = 52</i> 69.8 5.7	<i>del = 4</i> 9.4 1.4	
EXP	<i>del = 42</i> 58.1 23.7	<i>del = 63</i> 82.5 17.3	<i>del = 84</i> 106.4 21.1	<i>del = 48</i> 65.1 89.5	<i>del = 16</i> 26.3 28.2	<i>del = 14</i> 23.6 9.1

Tableau 2. Sélection des variables prédictives. En gras les variables retenues pour la meilleure simulation pour 234 CFA. En grisé les résultats rejetés pour H_0 avec $\alpha = 0.05$; *del* = degré de liberté ; 72.1 = χ^2 théorique ; **31** = χ^2 calculé.

Les simulations avec un pixel (BM, BA et CFA) sont plus satisfaisantes. Quelle que soit la combinaison de variables prédictives les résultats obtenus avec CFA sont meilleurs que ceux obtenus avec BM et BA. Néanmoins, des problèmes de dépendance conditionnelle apparaissent lorsque la lithologie ou les zones tampons des cours d'eau sont introduites (Tableau 2, Figure 1a). Dans ce cas, le test de l'hypothèse H_0 est rejetée pour $\alpha = 0.05$ (Tableau 2). La meilleure combinaison acquise avec les CFA (erreur relative de 7%) est représentée par l'addition des valeurs de probabilité *a posteriori* obtenues avec les cartes de convexités/concavités, carte de classes de pente, carte de formations superficielles, carte d'exposition, carte d'occupation du sol (courbe n°6, Figure 1a).

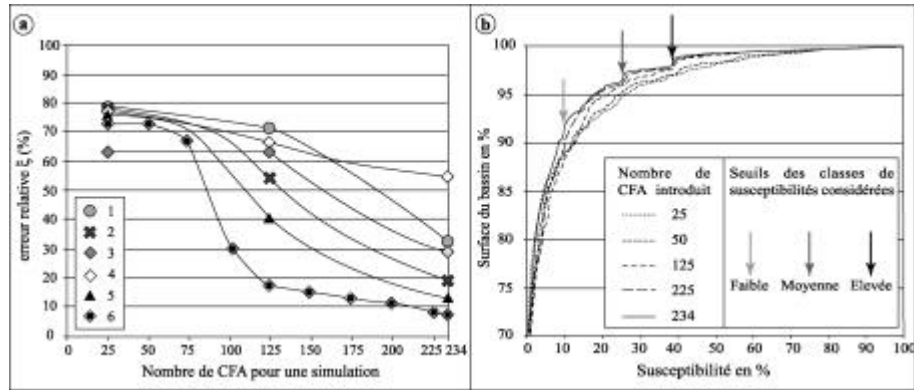


Figure 1. Résultats des simulations. (a) Erreur relative suivant le nombre de combinaison linéaire des variables prédictives les plus fréquentes pour chaque zone d'ablation (CFA) et le nombre de variables considérées comme prédictives (V_p) introduites dans le modèle, avec les cartes suivantes : P : classes de pente ; FS : formations superficielles ; OC : occupation du sol ; L : lithologie ; CE : cours d'eau avec 5 classes « tampon » ; CC : concavités et convexités ; EX : expositions. 1 = P + FS ; 2 = P+FS+OC ; 3 = P + FS + OC + L ; 4 = P + FS + OC + CE ; 5 = P + FS + OC + CC ; 6 = P + FS + OC + CC + EXP. (b) courbes cumulatives représentant l'aire cumulée en fonction de la probabilité a posteriori suivant le nombre de CFA introduit dans le modèle.

4.2. Nombre minimal de mouvements de terrain à introduire dans le modèle

Afin de réduire le temps de cartographie et de préparation des données, une recherche sur le nombre minimum de mouvements de terrain à introduire pour obtenir un modèle robuste a été effectuée à partir d'un tirage aléatoire sur les CFA. Les différents tests (Figure 1a) indiquent qu'à partir de 125 CFA introduits dans le modèle, les résultats s'approchent considérablement de la meilleure simulation obtenue avec la totalité des CFA (Figure 1 et Figure 2d et 2e). Ainsi, 53% des mouvements de terrain recensés sont nécessaires pour obtenir des simulations suffisamment acceptables. La figure 2b confirme cette tendance, bien qu'il soit difficile d'analyser les courbes de probabilités obtenues avec moins de 125 CFA. Leurs formes ne présentent aucun seuil permettant de définir des classes de susceptibilité. Pour les courbes obtenues avec plus de 125 CFA les seuils correspondant aux différentes classes de susceptibilités choisies se situent pratiquement aux mêmes endroits (Figure 1b).

5. Discussion et conclusion

L'analyse de l'erreur relative indique que la variable prédictive (*Vp*) *occupation du sol* est la plus influente pour augmenter la capacité prédictive du modèle. En introduisant cette *Vp* dans le modèle, l'erreur relative passe de 32% à 19%. Le calcul de l'erreur relative confirme certaines études sur la sensibilité du modèle pour ce type de variable (Sánchez, 2002 ; Thiery *et al.*, 2003).

Les autres *Vp* augmentant la validité de la carte et sa capacité de prédiction sont la *Vp* *convexité/concavité* et la *Vp* *exposition des versants* pour lesquelles l'erreur relative diminue respectivement de 19% à 12.5% et de 12.5% à 7%. Cependant, contrairement à l'occupation du sol, elles ne nécessitent pas un travail d'observation ou de traitement d'images car elles sont dérivées d'un MNT. Mais ces informations, comme les classes de pentes, l'exposition, la morphométrie du terrain ne sont valables pour ce type de modèle que si le MNT est suffisamment précis pour l'échelle de travail choisie. Par exemple, à l'échelle du 1/10 000^{ème} en milieu montagneux complexe, les tests effectués sur les données dérivées de la BdAlti® montrent qu'elle n'est pas suffisamment précise pour l'échelle retenue (Thiery *et al.*, 2003). Par conséquent, un nouveau MNT a été élaboré par digitalisation des courbes de niveau des cartes topographiques de l'IGN à l'échelle du 1/10 000^{ème}. Après plusieurs tests avec différents algorithmes (méthode de Borgfors, méthode radial basis, krigeage linéaire, etc.), les meilleurs résultats sont obtenus avec les données dérivées du MNT issu d'une méthode d'interpolation complexe par krigeage avec un variogramme spécifiquement adapté au terrain. Il est donc nécessaire de vérifier la qualité intrinsèque du MNT pour parvenir à des résultats acceptables et réalistes à l'échelle du 1/10 000^{ème}.

Pour la *Vp* *lithologie*, les résultats du test de χ^2 indique une dépendance conditionnelle (Tableau 2) avec la *Vp* *classes de pentes*, ce qui se traduit par une erreur relative forte (Figure 1a). Face à cette dépendance conditionnelle et comme le préconise Bonham-Carter, (1994), une combinaison de ces deux *Vp* fut tentée. Malgré la résolution de cette dépendance conditionnelle, pour le Bassin de Barcelonnette, l'introduction de la *Vp* *lithologie* dans le modèle augmente seulement la probabilité sur les zones aux pentes comprises entre 8° et 27° et la diminue dans les autres zones aux pentes supérieures à 27° (Figure 2c). Ainsi, contrairement à un fait souvent admis (Soeters et van Westen, 1996), pour le site d'étude, la lithologie n'est pas une variable augmentant automatiquement le pouvoir prédictif du modèle, dans la mesure où la morphologie des versants dépend principalement des dépôts morainiques. D'ailleurs, la majorité des mouvements se produisent dans ces dépôts morainiques plutôt que dans le substratum. De ce fait, la *Vp* *lithologie* est rejetée des simulations.

La méthode de la *théorie de l'évidence* (Weight of evidence) apparaît comme un outil performant pour évaluer la susceptibilité des versants aux mouvements de terrain de type translationnel et rotationnel à une échelle du 1/10 000^{ème} en milieu montagneux complexe. Cependant, à cette échelle de travail, lorsque la *Vm* est com-

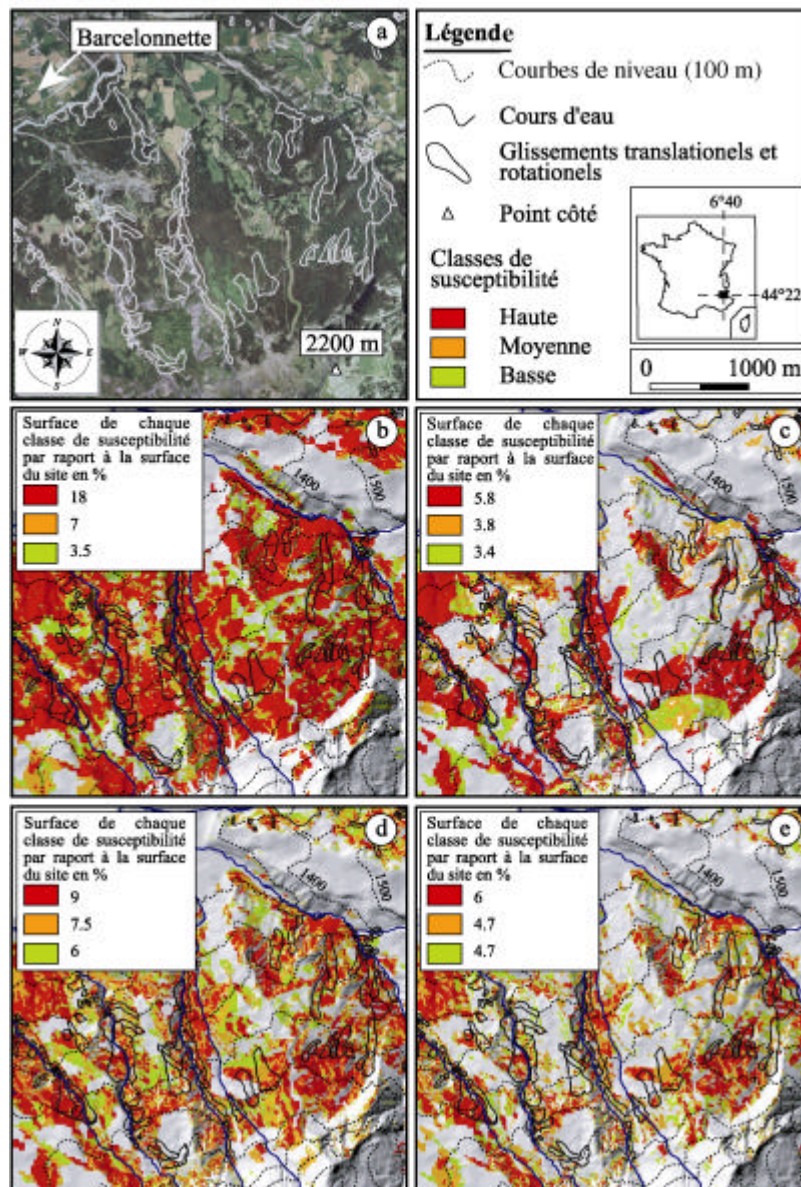


Figure 2. Cartes de susceptibilité obtenues avec des combinaisons de V_p différentes ; (a) localisation du site d'étude. (b) Carte obtenue avec la totalité de l'aire des glissements (TA). (c) Carte obtenue avec P, FS, OCS, L et 234 CFA. (d) Carte obtenue avec P, FS, OCS, CC, EXP et 234 CFA. (e) Carte obtenue avec les mêmes V_p que (d) et CFA.

-plexe et que certaines Vp sont absentes, sont trop imprécises ou qu'il n'y a pas de relation entre elles d'un point de vue expert, la méthode présente certaines limites surtout en ce qui concerne la combinaison de Vp préconisée par Bonham-Carter (1994).

Pour le bassin de Barcelonnette, cette limite a été corrigée en effectuant (i) une analyse sur les Vm , (ii) en rejetant systématiquement chaque Vp posant un problème de redondances de données après analyse statistique et réflexion experte. En passant de la totalité de l'aire des mouvements de terrain à un pixel caractéristique du mouvement de terrain (CFA) on obtient un modèle statistiquement robuste et des cartes prédictives réalistes. La stratégie adoptée apporte une approche nouvelle pour ce type de modélisation employant les techniques bivariées surtout à une échelle du 1/10 000ème qui jusque là étaient réservées à des modèles déterministes (Soeters et van Westen, 1996). Elle confirme les résultats récents de van Westen *et al.* (2003) qui conseillent ce type de modèle, basé à la fois sur l'expérience de l'expert et sur l'objectivité de la méthode de calcul. Il faut maintenant utiliser les résultats acquis sur certains sites vers d'autres sites, avec le même type de variables, afin de valider les modèles, définir leur reproductibilité et leur réel pouvoir prédictif à cette échelle de travail.

Remerciements

Cette recherche est soutenue par l'Union Européenne grâce au programme de recherche ALARM (Assessment of Landslide Risk and Mitigation in Mountainous Areas), contrat EVG1-2001-00018, 2002-2004, Coordinateur: S. Silvano (CNR-IRPI, Padoue, Italie). Ceci est une contribution EOST N° 2004.13-UMR7516.

7. Bibliographie

- Aleotti P., Chowdhury R., « Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives », *Bulletin of Engineering Geology Environment*, vol. 58, 1999, p. 21-44.
- Bonham-Carter G.F. 1994, *Geographic Information System for Geoscientists : modelling with GIS*, Computer methods in the Geosciences, vol. 13, Pergamon Press, 1994.
- BUWAL/BWW/BRP, « Berücksichtigung der Massenbewegungsgefahren bei raumwirksamen Tätigkeiten », Herausgeber: Bundesamt für Umwelt, Wald und Landschaft (BUWAL), Bundesamt für Wasserwirtschaft (BWR), Bundesamt für Raumplanung (BRP), 1997, Bern: Empfehlungen, EDMZ 310.023d.
- Carrara A., Cardinali M., Guzzetti F., Reichenbach P., « GIS technology in mapping landslide hazard », in Carrara A., Guzzetti F (eds.), *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*, 1995, p. 135-176.
- Chung C.F., Fabbri A.G., « The representation of geoscience information for data integration », *Non Renewable Resources*, vol. 2, n° 2, 1993, p. 122-139.

- Cruden D.M., Varnes D.J., Landslides types and processes, in Turner A.K., Schuster R.L. (eds), *Landslides investigation and mitigation*, Transport Research Board, National Research Council, special report 247, 1996, p.36-75.
- Flageollet J.C., Maquaire O., Martin B., Weber D., « Landslides and climatic conditions in the Barcelonnette and Vars Basins Southern French Alps, France », *Geomorphology*, vol. 30, 1999, p. 65–78.
- Guzzetti F., Carrara A., Cardinali M., Reichenbach P., « Landslide hazard evaluation : a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy », *Geomorphology*, vol. 31, 1999, p. 181-216.
- Kemp L.D., Bonham-Carter G.F., Raines G.L. and Looney C.G., *Arc-SDM: ArcView extension for spatial data modelling using weights of evidence, logistic regression, fuzzy logic and neural network analysis*, 2001, <http://ntserv.gis.nrcan.gc.ca/sdm/>.
- Maquaire O., Malet J.P., Remaître A., Locat J., Klotz S., Guillon J., « Instability conditions of marly hillslopes : towards landsliding or gullying? The case of the Barcelonnette Basin, South-East France », *Engineering Geology*, vol. 70, issue 1-2, 2003, p. 109-130.
- MATE/METL, Plans de Prévention des Risques Naturels (PPR): Risques de Mouvements de Terrain, Ministère de l'Aménagement du Territoire et de l'Environnement, (MATE), Ministère de l'Équipement, des Transports et du Logement (METL), 1999, La Documentation Française, Paris.
- Sánchez M.J., « Slope deposits in the Upper Nalón River Basin (NW Spain) : an approach to a quantitative comparison », *Geomorphology*, Vol. 43, n° 1-2, 2002, p. 165-178.
- Soeters R., Van Westen C.J., Slope instability, recognition, analysis, and zonation, in Turner A.K., Schuster R.L. (eds), *Landslides investigation and mitigation*, Transport Research Board, National Research Council, special report 247, 1996, p.129-177.
- Spiegelhalter D., Kill-Jones R.P., « Statistical and Knowledge Approaches to Clinical Decision-support Systems, with an Application in Gastroenterology », *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 147, n° 1, 1984 p. 35-77.
- Thiery Y., Puissant, A. Malet, J.P., Remaitre A., Beck E., Sterlacchini S., Maquaire O., « Towards the construction of a spatial database to manage landslides with GIS in mountainous environment », *Proceedings of the 6th AGILE 2003: The science behind the infrastructure*, Lyon, France, 24-26 Avril 2003, Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, Lausanne, p.37-44.
- Van Westen C.J., « The modelling of landslide hazard using GIS », *Surveys in Geophysics*, vol. 21, 2000, p. 241-255.
- Van Westen C.J., Rengers N., Soeters R., « Use of geomorphological information in indirect landslide susceptibility assessment », *Natural Hazards*, vol. 30, 2003, p. 399-419.
- Wachal D.J., Hudak P.F., « Mapping landslide susceptibility in Travis County, Texas, USA », *GeoJournal*, n° 51, 2000, p. 245–253.