

CATEGORISATION, INDIVIDUALISATION.

RETOUR SUR LES SCORES DE CREDIT

Pierre FRANCOIS

CNRS – Sciences Po – CSO

Chaire PARI

pierre.francois@sciencespo.fr

Résumé – Les *big data* sont souvent identifiées comme un outil de remise en cause fondamentale du modèle économique des entreprises d'assurance et de ce qui en constitue le fondement : la mutualisation des risques et l'impossibilité de proposer une mesure du risque attaché à tel ou tel assuré. Ainsi présentées, les *big data* constitueraient une révolution comparable à celles qu'ont connu les assureurs à la fin du XVIII^e Siècle, quand ils ont commencé à utiliser le calcul des probabilités. Des expériences, parfois fort anciennes, existent cependant, qui ont tenté de proposer une mesure individualisée des risques. C'est le cas, en particulier, des scores de crédit, dont les déclinaisons historiques relèvent de deux logiques très différentes : la catégorisation et l'individualisation. L'article propose un bilan des travaux portant sur ce dispositif de gestion des risques, en comparant les cas français et états-uniens sur quatre principaux points : l'invention des scores ; leur modalité de calcul ; les usages ; leurs conséquences.

Comme dans d'autres secteurs économiques, l'arrivée des *big data* remet en cause des éléments tectoniques de l'activité des entreprises d'assurance. Il est généralement admis qu'au moins en première approximation, les « *big data* » désignent deux choses : la disponibilité accrue de données abondantes et non structurées concernant des populations très étendues d'une part, la mise au point de nouveaux outils mathématiques permettant de les exploiter de l'autre. Ainsi comprises, les *big data* reconfigurent l'activité des assureurs sur plusieurs plans (ACPR 2018 ; Boobier 2016 ; Corbett *et al.* 2013 ; OCDE 2017, 2020). Elles les incitent d'abord à développer, à côté de la compensation des risques après qu'ils sont survenus, des activités de *prévention* : lorsque l'assuré sait que, dans sa voiture, est embarqué un boîtier qui enregistre des paramètres qui décrivent sa conduite (roule-t-il trop vite ? freine-t-il trop brusquement ?), il la surveillera davantage et les risques d'accident seront mécaniquement réduits, avance-t-on (Meyers et Hoyweghen 2020). De ce point de vue, la collecte de données fonctionnerait comme un dispositif d'incitations, suivant une logique que l'économie comportementale tente de modéliser (Tanninen 2020). Plus profondément, les données massives reconfigureraient le portefeuille des services que peut rendre un assureur : si l'on reprend l'exemple des boîtiers télématiques dans les véhicules, savoir qu'un usager emprunte chaque jour le même trajet peut permettre à son assureur de développer des offres commerciales avec la station-service devant laquelle il passe quotidiennement. Cette redéfinition des services que pourrait rendre un assureur redessine, potentiellement, sa position dans la chaîne de valeur : si l'utilisateur d'une voiture ne la possède plus mais qu'il la loue, alors l'interlocuteur de l'assureur n'est plus le conducteur, mais l'entreprise qui lui loue le véhicule et qui dispose, sur son parc et sur ses clients, d'informations en très grand nombre, dont ne dispose pas l'assureur (Berbain et Salamanca, 2015). L'asymétrie d'informations constitutive de la relation assurantielle – où l'assuré en sait plus sur son risque que l'assureur – en serait alors inversée.

Mais c'est sans doute en remettant en cause, au moins théoriquement, le principe fondateur du métier de l'assureur tel qu'il s'est défini depuis la fin du XVIII^e Siècle que les *big data* sont censées déstabiliser le plus profondément le métier des assureurs (Barry et Charpentier 2020 ; Cevolini et Esposito 2020 ; Frezal et Barry 2019). Le *business model* de l'assurance repose en effet sur une logique de *mutualisation des risques* qui, avant même d'être motivée normativement par des principes de solidarité, renvoie avant tout à des considérations économiques. Elle repose sur quelques idées simples. D'abord, l'idée que, collectivement comme individuellement, les acteurs ont intérêt à se couvrir contre la survenue de certains risques. Si l'on reste sur le cas particulier de l'assurance automobile, le conducteur individuel peut souhaiter se prémunir contre le risque d'accident ; mais la société tout entière y a aussi intérêt : si un conducteur qui n'est pas couvert est impliqué dans un accident, il peut détériorer non seulement sa situation, mais celle de toutes les autres parties s'il n'est pas en mesure de couvrir

les dommages qu'il a provoqués. L'assurance n'est pas seulement individuellement souhaitable, elle peut devenir collectivement nécessaire (Ewald 1986). Une autre idée déterminante tient au fait qu'au sein d'une population donnée, on ne sait pas qui, précisément, aura à faire face à tel ou tel risque (Daston 1986). On sait simplement qu'en moyenne, au sein de cette population, tant d'individus connaîtront tel risque. Dès lors, si tous confient à l'assureur une somme d'argent en échange de la promesse d'un dédommagement si le risque se produit, tous sont couverts : quand le risque survient – ici ou là, sans qu'on ait pu en amont l'anticiper précisément – l'assureur assume les coûts et se rémunère en conservant la différence entre les sommes qu'il a collectées et celles qu'il a finalement déboursées.

La mutualisation des risques repose donc sur l'idée selon laquelle il est impossible de savoir où, quand et qui sera affecté par tel ou tel risque, et sur le principe qui veut que, pour certains risques au moins, tous doivent être assurés. Or, parce qu'elles permettraient de segmenter beaucoup plus finement la population des assurés, les *big data* permettraient d'imaginer que, de manière asymptotique, on puisse disposer d'une mesure précise du risque encouru par tel ou tel individu. La mesure du risque pourrait être désormais individualisée. Le *business model* des assureurs, vieux de deux cent cinquante ans, serait remis en cause, et le principe selon lequel l'assurance de chacun bénéficie à tous serait sévèrement ébranlé (Cevolini et Esposito 2020 ; Lasry 2015). Dès lors, en effet, que l'on peut mesurer précisément le risque attaché à chaque individu, certains (les « mauvais risques ») ont toutes les chances d'être exclus du marché, alors que l'ancien *business model* permettait de les y maintenir.

Ce scénario, qui voit dans les *big data* un choc comparable, pour l'assurance, à celui de l'arrivée simultanée, au XVIII^e siècle, des premières collectes de données systématiques et de la théorie des probabilités, doit cependant être mis en perspective. Les premières enquêtes sur l'usage des *big data* par les assureurs montrent en effet qu'à ce jour, leurs conséquences sont modestes : le développement des produits reste limité (Jeanningros 2020 ; Meyers et Hoyweghen 2020) et les modèles qui traitent les nouvelles données n'ont pas été révolutionnés (Barry et Charpentier 2020). L'idée selon laquelle la mesure individuelle des risques se traduirait mécaniquement et nécessairement par la fin de la mutualisation est par ailleurs beaucoup trop simple. Il est en effet possible de prendre une mesure précise du différentiel de risques encourus par tel ou tel *et* de maintenir le principe d'une mutualisation des risques : toujours dans le secteur automobile, le système bonus-malus distingue les « bons » des « mauvais » risques sans nécessairement faire payer à chacun, précisément, le risque qu'il encourt. Individualisation et mutualisation ne s'excluent pas nécessairement, elles peuvent se combiner. Enfin et surtout, l'idée selon laquelle l'individualisation des risques serait une nouveauté doit être relativisée. De très longue date en effet, les assureurs se sont efforcés de distinguer les « bons » des « mauvais » risques, et si l'on peut imaginer que les *big data* les dotent à cet égard de ressources inédites, leur quête n'est pas nouvelle (Caranton 2020). Autrement

dit, il est possible de faire fond sur des expériences passées pour préciser ce que peut recouvrir l'individualisation des risques et pour en apprécier les conséquences éventuelles.

C'est à la présentation de l'un de ces dispositifs visant à affiner, jusqu'à l'individualiser, la mesure des risques attachés à tel ou tel individu, que cet article est consacré : les scores visant à mesurer le risque de crédit attaché à tel ou tel emprunteur¹. L'entreprise consistant à proposer une mesure des risques de crédit existe de très longue date, puisqu'on la rencontre dès le milieu du XIX^e siècle aux Etats-Unis. Le *scoring* renvoie, on va le voir, à une très grande variété de pratiques, mais on peut, avec Rona-Tas et Guseva (2018) en donner provisoirement la définition suivante : un score de crédit, écrivent-ils, constitue « une prédiction statistique du comportement à venir d'un candidat au crédit qui s'appuie sur les comportements passés d'individus comparables » (p. 8). La définition d'un score repose sur une série d'opérations qui, de manière schématique, correspondent à la séquence suivante. L'individu est d'abord décrit à l'aide de quelques variables élémentaires (Aalbers 2005 ; Langley 2014 ; Lazzarato 2011), qui sont soit des variables socio-démographiques (s'agit-il d'un homme ou d'une femme ? Est-il jeune ou vieux ? où habite-t-il ?), soit des variables comportementales. Qu'il s'agisse de l'un ou de l'autre type de variables (ou d'une combinaison des deux), les variables mobilisées pour décrire l'individu peuvent différer considérablement : aux Pays-Bas, par exemple, le code postal de l'individu est une variable déterminante pour lui attribuer un score (Aalbers 2005), alors que l'usage du lieu d'habitation est interdit aux Etats-Unis. Quant aux variables comportementales, elles peuvent renvoyer exclusivement aux champs de pratiques dont on tente d'évaluer le caractère plus ou moins risqué, et notamment son historique de crédit (l'individu a-t-il déjà fait défaut ou a-t-il toujours honoré ses remboursements ?) ; mais elles peuvent aussi recouvrir un champ de pratiques beaucoup plus large (Björkegren et Grissen 2020 ; Hurley et Adebayo 2017), dont on fait alors l'hypothèse qu'elles permettent de prédire adéquatement la fiabilité de l'individu dans ses pratiques de crédit : en Chine, par exemple, les scores sont attribués en tenant compte de la propension à tenir ses promesses, à se conformer aux lois, aux règles morales, aux standards éthiques et professionnels (Chen et Cheung 2017).

Une fois décrit à l'aide de cette batterie de variables, l'individu peut se voir attribué un score qui résume de manière synthétique le risque de crédit qui lui est attaché. Cette mesure du risque peut renvoyer à deux logiques très différentes, que nous proposons de typifier en nous appuyant sur les réflexions de Besedovsky (2018), de Liberti et Petersen (2019) et de Barry et Charpentier (2020). La première, que nous appellerons « catégorisation », est *discontinue*, *ordinaire*, et elle propose une mesure *collective* du risque. Elle est *discontinue*, car elle

¹ Nous nous appuyons à cette fin sur une très vaste littérature dont nous tentons de présenter de manière synthétique les principaux enseignements, en nous appuyant en particulier sur les bilans très complets et exemplaires déjà dressés par Lazarus (2012), Rona-Tas et Guseva (2018), Kiviat (2019) et Lazarus et Lacan (2020).

définit des catégories (A, B ou C, ou encore rouge, jaune, vert, etc.), qui rassemblent des individus censés partager un même ensemble de propriétés, et qui les distinguent d'autres individus (classés dans une autre catégorie) dont les propriétés, au contraire, diffèrent (Pridmore et Zwick 2011). En un moment particulier du temps, un même individu appartient à une classe et une seule : les catégories sont étanches les unes aux autres, elles ne se recouvrent pas – même si, dans le temps, un même individu peut passer d'une catégorie à une autre. Ces catégories sont inscrites dans une logique *ordinaire* : certaines sont plus risquées que d'autres. Si une probabilité est attachée à ces catégories, enfin, cette probabilité définit une mesure *collective* du risque. On peut constater, par exemple, que les individus classés dans la catégorie A ont fait en moyenne défaut une fois sur 1000 au cours des cinq dernières années. On peut en déduire qu'en moyenne, dans l'année qui vient, sur 1000 individus que l'on a classés dans la catégorie A (parce que leurs propriétés les rapprochaient de ceux qui y étaient assimilés jusque-là), un fera défaut à son tour. Mais on ne peut pas savoir *a priori* lequel de ces individus classés en A fera défaut. Ce que l'on mesure, c'est la probabilité, *au sein d'un groupe donné*, de voir un événement se réaliser. Si l'on accepte la présentation schématique que nous en donnions plus haut, le métier des assureurs, depuis la fin du XVIII^e Siècle, repose sur un travail permanent de catégorisation : les individus sont associés à des classes de risque, à ces classes de risque sont associés des tarifs, calculés de telle manière qu'en moyenne les sommes collectées permettent de faire face au risque qui, en moyenne et au sein d'un groupe donné, se réaliseront.

La mesure du risque peut prendre une forme très différente, que nous appellerons « individualisation ». Dans ce cas, la mesure du risque est continue, elle est cardinale et la mesure du risque n'est plus collective, mais individuelle. Quand les mesures sont individualisées, elles s'inscrivent sur une échelle *continue* : les individus se voient associer une note très précise, qui bien sûr, de temps en temps et de loin en loin, peut être partagées avec d'autres, mais qui en général permet de classer les individus les uns par rapport aux autres. Ces notes ne sont plus des catégories discrètes, discontinues, qualitatives, mais des nombres que l'on peut par conséquent engager dans des calculs. Ces nombres ont par ailleurs une valeur *cardinale*, au sens où ils ne permettent pas seulement de classer les risques les uns par rapport aux autres, mais où ils désignent une quantité (de risque) sur laquelle il est possible de raisonner (et notamment de calculer). Enfin, à ces nombres peuvent être associés des probabilités qui ne sont pas la propriété d'un groupe mais celles d'un individu : la mesure du risque n'entend plus désigner la probabilité de voir, au sein d'un groupe, le risque se produire une fois sur 1000 ; elle prétend fournir une appréciation chiffrée du risque de défaut associé à tel ou tel individu, dans son idiosyncrasie et son irréductible singularité. La mesure du risque est désormais une mesure *individuelle*². C'est cette mesure individualisée du risque que la mobilisation des données massives doit permettre

² Nous ne discutons pas ici la pertinence épistémologique de ce glissement, pas plus que la pertinence de raisonner sur des probabilités individuelles. Ces discussions sont menées ailleurs, et notamment dans Barry (2020) et Frezal (2015, 2018).

d'atteindre, et c'est elle qui doit, selon certaines prédictions que nous évoquions plus haut, remettre en cause le modèle économique multiséculaire de l'assurance.

Ces deux formes de mesure du risque, catégorisation et individualisation, ne sont certes pas sans rapport : à bien des égards, la seconde constitue une sorte de limite asymptotique de la première. Si l'on découpe suffisamment la population en associant un individu à une et une seule catégorie, et si au sein de chaque catégorie peut se trouver un et un seul individu, alors catégorisation et individualisation tendent à se confondre. Nous défendons cependant l'idée que, dans ce passage à la limite, c'est un saut qualitatif qui se joue : lorsque l'on passe de la catégorisation à l'individualisation, le potentiel calculatoire est démultiplié, tandis que les propriétés logiques des raisonnements sont profondément modifiées.

En évoquant les mesures de risque de crédit, nous montrerons comment se sont progressivement mises en œuvre des pratiques de catégorisation qui, dans certains pays – aux Etats-Unis avant tout – ont fini par se transformer en tentatives d'individualisation de la mesure du risque. Avant de revenir en détail sur les pratiques de *scoring* et sur ce qu'elles recouvrent, signalons que, quelle que soit leur forme, les scores s'établissent dans un rapport paradoxal à la transparence. D'un côté en effet, leur objectif est de rendre le monde immédiatement ordonné et lisible : au-delà de la singularité des positions multiples occupées par un individu, les scores simplifient le monde, ils l'ordonnent et le hiérarchisent. Grace aux scores, les individus sont installés dans un espace d'équivalence et de comparabilité immédiatement lisible : ils rendent le monde transparent aux acteurs qui s'appuient sur eux pour s'y repérer. Mais d'un autre côté, et simultanément, les scores sont eux-mêmes construits au terme de procédures dont l'opacité est parfois délibérément entretenue. C'est vrai des données qui permettent de les calculer : sont-elles accessibles à tous (et notamment à ceux à qui ces scores sont appliqués), ou sont-elles la propriété des organisations qui les définissent ? C'est aussi vrai des raisonnements qui permettent de les établir : qu'il s'agisse de méthodes parfois très qualitatives ou de techniques algorithmiques, ils sont le plus souvent peu compréhensibles et presque systématiquement masqués. Lorsque l'attribution du score est issue d'une appréciation qualitative, les critères sont le plus souvent non explicites, et les scores peuvent dès lors être disqualifiés comme arbitraires. Quand la notation est le résultat d'une procédure algorithmique, l'opacité est plus grande encore : les algorithmes sont en effet souvent tenus secrets, puisque ceux qui les mobilisent y voient un instrument leur permettant d'optimiser leur position concurrentielle et tentent de prévenir les possibilités de manipulation dont ils pourraient faire l'objet (Rona-Tas et Hiss 2010). Et, enfin, lorsqu'ils sont connus, les algorithmes sont souvent peu compréhensibles (Lepri *et al.* 2018). La publicité des modalités de calcul des scores est l'objet de controverses juridiques parfois très vives, et débouche sur des jugements un peu balancés : au Brésil par exemple, les données qui permettent de définir les scores sont accessibles à tous, mais les algorithmes qui permettent d'en déduire les scores peuvent demeurer

secrets, car ils n'ajoutent pas d'informations aux données qu'ils ne font que les organiser (Doneda 2016 ; Spindler 2016).

L'attribution et l'usage des scores, on le comprend à la lecture de cette introduction, peuvent renvoyer à des pratiques très différentes selon les pays et les époques. Parce que l'individualisation de la mesure du risque que dessinent les *big data* se rapproche des pratiques états-uniennes contemporaines, c'est sur elles que nous concentrerons notre attention – sans nous interdire, à titre de comparaison, d'évoquer d'autres pratiques, françaises notamment, qui s'apparentent davantage à ce que nous avons proposé d'appeler catégorisation³. Nous commencerons par évoquer le contexte où les scores ont vu le jour, aux Etats-Unis et en France. Nous évoquerons, dans un deuxième temps, les modalités contemporaines d'attribution des scores, et nous verrons que ces techniques, par ailleurs fort diverses, renvoient à des paramètres organisationnels, marchands et politiques qui en surdéterminent et la nature, et les usages. C'est précisément les usages des scores que nous détaillerons dans un troisième temps, en nous montrant comment, dans certains pays au moins, ces usages les font passer d'une logique catégorielle à une logique individuelle. Nous concluons en évoquant quelques conséquences de la mobilisation des scores.

1. NAISSANCE DES SCORES

L'ambition de proposer une mesure des risques de crédit n'est pas nouvelle. On peut y voir une déclinaison de l'ambition de rendre le monde calculable que Weber assimile au capitalisme et qui, selon François et Lemercier (2021), correspond davantage à ce qu'ils nomment « l'âge de l'usine », où la rationalisation des organisations, des pratiques, des marchés et des dispositifs qui les équipent s'impose comme un impératif sinon incontournable, du moins très fortement prégnant. Aux Etats-Unis, la mise en place de scores est particulièrement ancienne, puisque les acteurs commencent à en faire usage dès le milieu du XIX^e Siècle. En France, elle est beaucoup plus tardive et accompagne le mouvement spectaculaire de bancarisation qui intervient durant les années 1960.

³ Nous ferons ponctuellement référence aux pratiques que l'on rencontre dans d'autres pays, notamment européens. Les marchés du crédit, et le rôle des *scores* sur ces marchés, ont été étudiés dans de nombreux espaces nationaux, notamment britanniques (Wainwright 2011), portugais (Lopes et Marques 2011) ou chiliens (Ossandón 2014).

De Deadwood à Mad Men : les scores aux Etats-Unis

Comme nombre de récits historiques quand ils abordent la sphère économique, ceux qui ont tenté de rendre compte du développement des pratiques de *scoring* aux Etats-Unis y ont longtemps vu la déclinaison d'une séquence fonctionnaliste où des solutions consensuelles viennent répondre à des problèmes clairement identifiés par des acteurs engagés dans des pratiques incertaines. L'histoire du crédit, et des scores qui le rendent possible, ne fait pas exception (Klein 1992 ; White 2010). Octroyer un crédit est une décision marquée par une grande incertitude ; et les scores, parce qu'ils produisent de la transparence, parce qu'ils limitent ou annulent l'arbitraire du décisionnaire, et parce qu'ils introduisent de l'automatisme (donc de la vitesse et de la fluidité) dans la prise de décision, permettraient de lever cette incertitude : ils s'imposeraient donc comme naturellement quand se développe le crédit, qui lui-même accompagne le développement du capitalisme.

A ces récits linéaires et fonctionnalistes répondent des chroniques plus politiques du développement des scores⁴. La mesure des risques de crédit y apparaît d'abord comme une pratique s'inscrivant de manière très ancienne dans l'histoire économique états-unienne, puisqu'elle remonte aux années 1840. Au milieu du XIX^e Siècle, les Etats-Unis constituent un continent immense, très largement inexploré, où le maillage urbain, dès lors que l'on s'éloigne des côtes, est extrêmement relâché (en 1840, Chicago ne compte par exemple que 4.500 habitants). C'est à cette époque que furent mises au point les premières évaluations par des *credit bureaus*, des entreprises spécialisées dans la collecte de renseignements sur des acteurs économiques dont il s'agit d'apprécier la fiabilité. Les services rendus par les *credit bureaus* étaient dans un premier temps mobilisés par des grossistes, des négociants ou des banques (*i.e.*, des entreprises relativement grandes) pour apprécier la fiabilité d'autres entreprises, de taille souvent plus modeste (des détaillants ou des entrepreneurs locaux), afin de décider s'ils pouvaient, ou non, les faire bénéficier de crédits commerciaux. S'ils s'appuyaient sur des rapports formels produits par ces *bureaus*, c'étaient notamment parce que les créanciers potentiels considéraient que la situation économique des emprunteurs, leur métier et leurs revenus en particulier, ne permettaient que très imparfaitement de prédire s'ils allaient ou non honorer leurs engagements. Rien ne garantissait aux yeux des créanciers, autrement dit, qu'un riche débiteur disposant de revenus importants et stables allaient effectivement rembourser ses dettes. Les marchands souhaitaient s'appuyer sur un outil plus robuste pour évaluer le risque attaché au prêt auquel on leur demandait de consentir. Les rapports des *credit bureaus* étaient l'un des outils sur lesquelles ils tentèrent d'appuyer leurs décisions – d'autres, à la même époque,

⁴ On les trouvera notamment dans les contributions de Bruce Carruthers (voir en particulier Cohen et Carruthers (2014), et Anderson *et al.* (2015)), de Doncha Marron (Marron 2007, 2009) ou encore de Josh Lauer (Lauer 2017 ; Bittmann 2018), sur qui nous nous appuyons ici de manière privilégiée.

virent le jour, comme les *credit managers*, qui visaient à répondre aux même enjeux (Marron, 2007).

Dès le début du XX^e Siècle, l'industrie de la notation connaît une expansion considérable. Des associations professionnelles réunissent les centaines de *credit bureaus* qui maillent l'ensemble du territoire, avant que, dans les années 1930, une vague de fusions ne consolide le secteur – préfiguration d'un mouvement qui débouchera sur la domination finale de trois « majors », Equifax, Experian et TransUnion. Si les *bureaus* croissent et multiplient, c'est notamment parce que les objets qu'ils évaluent se transforment : initialement destinés à évaluer des petites entreprises, les *bureaus* s'attachent, dans les premières décennies du XX^e, à noter les particuliers qui souhaitent s'engager dans des relations de crédit. Ces relations de crédit, en particulier lorsqu'elles concernaient des membres des classes populaires, n'impliquaient pas nécessairement (ni même avant tout) des banques, mais très souvent des officines spécialisées, souvent de petite taille. La clé du modèle économique des *bureaus* – un point sur lequel nous serons appelés à revenir, tant il distingue les Etats-Unis d'autres pays, et de la France notamment – tient au fait que *les rapports qu'ils rédigent sont vendus à d'autres entreprises*. Les évaluations, autrement dit, ne sont pas produites par ceux qui les utilisent, et elles peuvent être mobilisées pour octroyer ou refuser un crédit (ou encore pour le tarifier), mais aussi comme un outil *marketing* permettant de cibler précisément des offres commerciales sur certains clients.

Dès la première moitié du XX^e Siècle, selon les termes de Lauer (2017), c'est un gigantesque « système de surveillance de masse » qui scrute et évalue 70% des adultes vivant aux Etats-Unis. La chronologie n'est pas indifférente : l'extension de ce système de surveillance privée, construit par et pour des entreprises et poursuivant des finalités marchandes coïncide en effet avec la mise en place d'un autre système de surveillance, public celui-là, et orienté vers le maintien de l'ordre public, avec l'instauration du FBI durant les premières décennies du XX^e Siècle également. Mais de ces deux dispositifs de surveillance, insiste Lauer, le plus étendu et le plus puissant n'est pas nécessairement celui qu'on croit. La surveillance privée mise en place par les *bureaus* a en effet des conséquences souvent considérables sur la vie de ceux qui y sont soumis. Les comportements financiers d'une immense partie de la population adulte états-unienne étaient observés et classés, de telle sorte que les scores fonctionnaient, selon Lauer, comme un dispositif disciplinaire à la force considérable.

La généralisation des scores précède donc, et de beaucoup, la constitution de larges bases de données et la mobilisation d'outils informatiques permettant de les traiter. Durant les premières décennies d'activité des *bureaus* en effet, les informations recueillies le sont de manière très qualitatives, par des enquêteurs locaux qui rédigent des rapports, eux aussi très circonstanciés, qu'ils transmettent aux sièges des *bureaus* – à New York par exemple – où ces informations sont ensuite agrégées dans des registres standardisés. Cette opération d'agrégation s'apparente, selon les termes que nous avons proposés en introduction, à une opération de catégorisation : des individus, dont la propension à rembourser les

crédits qui leur sont octroyés est appréciée dans des rapports individuels et circonstanciés, sont rassemblés dans une même catégorie qui les assimile dès lors les uns aux autres (gommant ainsi leurs différences) et qui les distingue de ceux qui seront assimilés à une autre catégorie. Cette opération n'a évidemment rien de neutre : elle consiste à convertir un compte rendu détaillé des relations sociales où sont engagés les emprunteurs en « des formes de données désincarnées et de plus en plus abstraites » (Lauer, 2017, p. 32), qui résument sous une forme synthétique, prompte à circuler, l'identité financière du candidat au crédit. La collecte de données est extrêmement large, tant quant à la nature des informations collectées, souvent très riches, qu'à la population concernée : les *bureaux* rédigent des rapports sur des candidats à l'emprunt, mais aussi sur des locataires potentiels, d'éventuels souscripteurs d'assurances, des postulants à un emploi. Ces rapports sont d'ailleurs acquis par un éventail très large de clients : des créanciers, mais aussi des employeurs, des propriétaires, et jusqu'à l'administration fédérale. Ces informations restent cependant longtemps utilisées au cas par cas : ce n'est que dans les années 1960 que le recours aux statistiques et l'informatisation des traitements commencent à se systématiser.

La France : les scores et la bancarisation

En France également se sont faites jour des tentatives visant à proposer une mesure des risques de crédit, mais elles sont intervenues beaucoup plus tardivement – à partir des années 1960⁵. Le développement du *scoring* y est inséparable du mouvement de bancarisation, à la fois tardif et brutal, qui s'y déploie suite aux lois Debré de 1966-1967. Il faut certes se déprendre de l'image, très largement fautive, de petits épargnants français qui conserveraient jusqu'à cette date leurs économies sous leur matelas, dans des bas de laine : P.-C. Hautcoeur montre que dès avant la première guerre mondiale la France était une nation de spéculateurs, et que les Français étaient prompts à investir leurs économies sur les marchés financiers, notamment sur des emprunts d'Etat (Hautcoeur 2007). Il n'en reste pas moins que, jusque dans les années 1960, l'épargne des ménages et les crédits qu'ils contractent échappent pour une bonne part aux circuits bancaires : au milieu des années 1960, seul un ménage sur cinq dispose d'un compte chèque ; dix ans plus tard, en 1976, ils sont 87%. Les accords de 1970, suivis par les lois de 1971, imposent en effet que le versement des salaires, celui des prestations sociales, le paiement des charges usuelles transitent sur compte bancaire dont l'usage, dès lors, se généralise.

⁵ L'histoire des pratiques de crédit en France et de la mesure des risques est très bien documentée par les travaux que présentent Lazarus et Lacan (2020). On pourra notamment se reporter à Lemercier et Zalc (2012) pour une mise en perspective historiographique et une proposition de problématisation. Des éléments sur l'histoire du crédit peuvent être trouvés dans (Lazarus 2010, 2012b chapitre 1 en particulier), ainsi que dans Laferté et O'Connell (2015) ou dans les thèses de Ducourant (2009b) ou de Lacan (2013).

La bancarisation se traduit par un accroissement considérable du recours au crédit. Jusque dans les années 1960, le crédit dont bénéficiaient les consommateurs était avant tout le fait des commerçants qui leur vendaient des biens ; quant aux crédits immobiliers, ils étaient accordés par des établissements spécialisés, publics ou semi-publics. A partir des années 1960, le montant des crédits accordés par les banques aux particuliers s'accroît dans des proportions considérables – entre le milieu des années 1960 et celui des années 1970, il est multiplié par cinq. Il consiste, pour l'essentiel, en des crédits immobiliers ou des crédits à la consommation. Ces derniers se développent en s'appuyant notamment sur l'essor d'établissements spécialisés, ou de services dédiés dans des banques généralistes.

C'est dans ce cadre que le recours aux scores se développe. L'enjeu est simple, il est aussi ancien : à qui prêter, et à quel prix ? Avant que ne se développe massivement le crédit, *i.e.* lorsque les prêts bancaires étaient réservés à une clientèle exigüe et souvent très cossue, les discussions étaient très personnalisées : elles entraient dans le détail de chaque dossier qui était évalué au cas par cas. A partir des années 1960 commencent à se développer les premières pratiques de catégorisation. La prise de contact entre l'emprunteur potentiel et la banque s'effectuait le plus souvent au téléphone, et durant la conversation l'opératrice leur posait une série de questions qui lui permet de renseigner une fiche. Les questions posées portaient à la fois sur le client (quelle est sa situation économique ? professionnelle ? familiale ?) et sur l'opération qu'il souhaitait financer. Au cours de la même interaction téléphonique, le client était invité à se rendre dans l'établissement pour y rencontrer, physiquement, un conseiller (Ducourant 2012 ; Lazarus 2009). Le recueil d'informations était donc relativement personnalisé, même si le traitement de la demande passe par une forme d'abstraction : l'étude du prêt et sa gestion s'effectuaient au sein des bureaux et sur la base des renseignements compilés dans le dossier, *i.e.* sans contact entre les clients et les employés qui en avaient la charge.

C'est au début des années 1970 que des pratiques de *scoring* commencèrent d'être mises en œuvre. Lazarus (2012, p. 108) note ainsi que le mot « *scoring* » apparaît pour la première fois en 1971 dans une étude publiée dans la revue *Banque*, qui applique des scores de solvabilité à 2.200 clients. C'est à cette époque que les progrès de l'informatique permettent d'accroître la quantité des informations prises en compte et d'accélérer leur vitesse de circulation : aux informations recueillies sur l'emprunteur potentiel et sur la nature de l'opération qu'il souhaite réaliser viennent s'ajouter celles qui renvoient aux flux transitant sur son compte bancaire. Pour faire face à ces données, plus riches qu'auparavant, et pour traiter les dossiers beaucoup plus nombreux que les banques doivent gérer (les consommateurs se voient proposer des crédits à la consommation, des prêts personnels, des opportunités liées à la diffusion des cartes de crédit, etc.), il devient impossible de les traiter de manière fine et détaillée, comme c'était le cas jusque-là : il faut pouvoir prendre les décisions rapidement, et c'est pour répondre à cet objectif que, durant les années 1970, se développe un système de notations.

2. CALCULER DES SCORES

Cela a déjà été souligné : les techniques qui permettent d'attribuer un score à un individu diffèrent considérablement dans l'espace et dans le temps. Pour les présenter de manière synthétique, nous nous appuyerons sur la comparaison que propose Lazarus (2012) entre les modalités adoptées aux Etats-Unis, qui progressivement mettent en place un système d'individualisation de la mesure du risque, et celles qui prévalent, notamment, en France, qui le plus souvent continuent de relever de la catégorisation.

Des scores pour soi tout seul

En France, n'importe quel candidat au crédit à la consommation, qu'il s'adresse à une banque ou à un établissement de crédit spécialisé, est évalué par un score. Ce score est en général organisé de manière discrète, et distribue l'individu dans une parmi trois catégories, identifiées par une couleur (rouge, orange ou vert). D'une manière générale, la mesure du risque associé à un individu relève donc de la catégorisation. Il peut aussi arriver, dans certains établissements spécialisés, que le score attribué à un consommateur consiste en une valeur numérique qui vient sanctionner le comportement du consommateur. Lorsqu'il n'y dispose pas encore d'un historique de crédit, sa note est basse ; s'il emprunte beaucoup et qu'il ne fait pas défaut, sa note augmente : il se voit alors offrir de nouvelles offres et, s'il se porte candidat à un nouveau crédit, les réponses qui lui sont données ont de plus fortes chances d'être positives. Symétriquement, sa note peut également être revue à la baisse s'il rencontre des difficultés de remboursements ou – signe qu'il pourrait être en difficulté – s'il adresse à l'établissement trop de demandes de crédit. Dans tous les cas, le client ne connaît pas le score qui lui est attribué, qui reste un outil strictement interne aux banques, pas plus que son évolution : il n'en voit que les conséquences.

Qu'il s'agisse de classer les clients dans des catégories discrètes ou de les positionner sur une échelle continue, les scores sont déterminés en s'appuyant sur des données internes aux banques. Il s'agit d'abord d'informations qu'un sociologue nommerait « socio-démographiques » : quel est son état civil, son activité professionnelle, son patrimoine, etc. ? Par ailleurs, s'il est déjà client, son historique de crédit peut également être mobilisé : a-t-il beaucoup emprunté, ou peu ? A-t-il fait défaut, est-il fiable ? L'enjeu est alors, pour le créancier, de prédire les chances de remboursement sur la base des pratiques passées du candidat au crédit.

Intervient ici un point capital : les scores, quelle que soit leur nature (catégorisation ou individualisation) ne sont pas partagés entre les banques ou

les établissements de crédit. Ils ne sont, au sens propre, pas à vendre. D'abord, parce que la CNIL en interdit le commerce et, plus généralement, la mise en circulation. Ensuite, parce que la capacité à calculer le score d'un candidat au crédit est vue par les établissements comme une ressource fondamentale dans la lutte concurrentielle qui les oppose entre eux : si un établissement dispose d'informations privilégiées sur un client, elle n'a aucun intérêt à les divulguer à un concurrent qui, dans le doute, sera plus frileux à lui accorder un prêt. Dès lors que les scores ne peuvent pas circuler et que, pour les calculer, l'historique du crédit est un élément déterminant, disposer des données devient un actif stratégique. Cette accessibilité des données correspond d'abord à un impératif physique : il faut avoir des capacités de stockage, des « entrepôts de données », autrement dit des serveurs où sont concentrées les informations sur les clients. Elle renvoie également à une capacité de traitement : les données ne valent que si on les exploite pour en déduire des scores, ce que permettent des logiciels spécialisés acquises par les établissements de crédit. Ces scores doivent ensuite circuler, au sein de l'établissement, afin que le conseiller bancaire au contact du client en ait effectivement connaissance – une circulation d'information que rendent à nouveau possible des logiciels *ad hoc*. Compte tenu du nombre de clients concernés et du volume de données qui les concernent, aucune de ces étapes n'est triviale : il faut, pour les franchir, que les établissements consentent des investissements considérables, que certains ont longtemps rechigné à faire (les derniers à s'y résoudre ne l'ont fait qu'en 2004 (Lazarus, 2012)).

L'impossibilité de faire circuler les scores a d'importantes implications sur la dynamique du marché du crédit. L'entrée sur ce marché est, dans ces conditions, particulièrement coûteuse : une banque qui ne dispose pas d'une clientèle de longue date et qui souhaiterait s'implanter sur le marché est comme aveugle ou borgne, là où tous ses concurrents disposent d'informations et d'outils pour les traiter. C'est là l'une des raisons qui explique que celles des banques étrangères qui souhaitent s'implanter sur le territoire hexagonal soient souvent amenés à acquérir une banque qui y est déjà implantée – ainsi d'HSBC qui, lorsqu'elle a voulu prendre pied sur le marché français, a acquis le Crédit commercial de France. Plus fondamentalement, comme le souligne toujours Lazarus, pour développer une nouvelle activité de crédit – par exemple dans un pays qui jusque-là l'ignorait – les établissements doivent accepter d'affronter des situations d'incertitude radicale. Le cas du marché des cartes de crédit en Russie, étudié par Guseva (2008), en constitue un exemple spectaculaire⁶. C'est en 1989 qu'est émise la première carte de crédit, et vingt ans plus tard 125 millions de cartes sont utilisées dans le pays – une croissance d'autant plus impressionnante qu'en ex-Union Soviétique les banques ne disposaient d'aucun historique de crédits sur lesquels s'appuyer pour définir les scores. La réduction de l'incertitude s'est effectuée progressivement : d'abord, en distribuant des cartes *via* des réseaux interpersonnels, puis en les proposant aux cadres des plus grandes entreprises, avant que n'importe quel salarié ne puissent ouvrir un compte et

⁶ Le cas états-unien, lui aussi très impressionnant, est documenté dans Nocera (1994) ; pour une comparaison entre les cas russes et états-uniens : Guseva et Rona-Tas (2001).

disposer d'une carte. La dernière étape est franchie quand ont été délivrées des « crédit express » dans des grands magasins.

Scores à vendre !

Si on les compare aux modalités de calcul des scores qui prévalent en France, les techniques qui sont utilisées aux Etats-Unis s'en éloignent sur plusieurs dimensions décisives. D'abord, les données qui permettent de les définir sont avant tout des données *comportementales* ; les variables socio-démographiques, autrement dit, sont peu ou pas mobilisées. Ces données comportementales, par ailleurs, doivent s'entendre *en un sens très large* : les comportements qui permettent de mesurer le risque de crédit débordent, et de très loin, le périmètre strict de l'historique du crédit ; les pratiques prises en compte pour les établir ne sont pas uniquement liées aux établissements qui hésitent à accorder un crédit. Enfin, et surtout, alors qu'en France et en Europe la mesure du risque s'inscrit avant tout dans une logique de catégorisation, elles tendent progressivement, aux Etats-Unis, à relever de pratiques d'individualisation.

Les acteurs majeurs de l'attribution des scores, aux Etats-Unis, restent les *credit bureaus* dont nous décrivions plus haut la genèse. Leur travail, nous l'avons vu, s'est longtemps approché de celui d'un enquêteur : en se fondant sur la réputation locale d'un candidat au crédit et sur son insertion dans un réseau d'interconnaissances, les *bureaus* rédigeaient des rapports qui étaient ensuite transmis, puis synthétisés, par des offices centralisés. Les procédures de recueil de données sont désormais plus standardisées et mobilisent en général trois grandes familles de variables. L'ensemble des crédits dans lesquels le candidat à l'emprunt est engagé, tout d'abord, et notamment leur montant et les flux de remboursement qu'ils engendrent. A ces informations centrées sur les crédits en cours s'ajoutent des données sur les factures acquittées par l'emprunteur potentiel : ont-elles été honorées, a-t-il fait défaut, des poursuites ont-elles été engagées contre lui ? Une dernière source d'informations est enfin composée de la liste de tous ceux qui ont demandé à avoir accès au *credit report* de l'individu au cours des deux années précédentes. On l'a déjà dit, et nous y reviendrons : cet accès est en effet, potentiellement, très large, et le spectre des personnes intéressées par le profil de risque de l'individu est intégré dans la définition de ce profil. Des prêteurs potentiels peuvent ainsi le consulter, éventuellement pour faire parvenir à l'intéressé des offres de prêts qu'il n'aurait pas sollicitées – où l'on retrouve l'usage commercial de ces profils, qui sont autant un outil marketing qu'un instrument de gestion des risques ; mais c'est aussi le cas des employeurs potentiels, qui y trouvent une source d'informations importantes sur leurs futurs salariés, ou des assureurs, qui apprécient ainsi la « qualité » du risque de leur souscripteur potentiel, d'un bailleur, qui mesure la probabilité que le futur locataire n'honore pas son loyer, ou encore des administrations publiques. Selon la formule employée par la Federal Reserve Bank de San Francisco, toutes les

parties pouvant justifier avoir, vis-à-vis d'un tiers, un *legitimate business need*⁷, peut accéder au *report* produit par un *bureau*.

Même plus synthétiques et moins circonstanciés qu'ils ne pouvaient l'être au XIX^e siècle, ces *reports* demeurent un peu longs à consulter, et moins faciles à manipuler qu'une simple note. Il faut attendre les années 1930 pour que les premières tentatives de quantification des évaluations voient le jour. Des entreprises pionnières (des banques ou des compagnies financières notamment) utilisent les informations disponibles dans les rapports pour attribuer des points aux candidats au crédit, qui valorisent leur métier, leur situation maritale, leur race, leur revenu, leur lieu d'habitation, etc. Les entreprises utilisent ces scores sur un mode binaire : ceux des candidats dont le score dépasse un certain seuil se voient offrir un crédit, et ceux pour qui le score est en-deçà de ce seuil se voient refuser. C'est au début des années 1940 que peut se repérer un premier usage statistique de ces données – en l'occurrence, le recours à une analyse discriminante pour distribuer les prêts en « bons » ou en « mauvais ».

Mais si cette première tentative de systématisation statistique retient l'attention des chercheurs, elle demeure largement ignorée des industriels. Au début des années 1950, les entreprises qui, comme Fair Isaac and Co, s'attachent à transformer les *reports* des *credit bureaus* en scores synthétique et aisément manipulables peinent à convaincre leurs clients potentiels de recourir à leurs services. Aux réticences culturelles (c'est en appréciant les qualités morales du candidat au crédit que l'on peut décider de le lui octroyer ou de le lui refuser, pense-t-on longtemps) s'ajoutent des obstacles techniques : avant que l'informatisation n'en réduise les coûts logistiques, la compilation systématique de données importantes était extrêmement coûteuse (Poon, 2007, 2009). Après des débuts modestes, l'entreprise a cependant acquis une surface considérable – en particulier depuis 1991, date à laquelle elle passe un accord avec trois des principaux *bureaus* états-uniens pour établir des scores FICO à partir de leurs *credit reports*. Le Score FICO n'intègre aucune donnée socio-démographique (ni l'âge, ni le métier, ni la situation familiale, ni le lieu d'habitation). Il est entièrement comportemental et se calcule de manière standardisées : il dépend, à 35%, de l'historique du crédit, à 30% du niveau d'encours, à 15% de l'ancienneté de l'historique du crédit, à 10% des types de crédit détenus et à 10% des crédits retenus. Ces scores FICO attribuent à chaque individu un nombre qui les place sur une échelle continue : ils inscrivent la mesure du risque dans des logiques d'individualisation.

Les scores états-uniens se distinguent donc sur plusieurs éléments déterminants. Ils sont, on l'a dit, calculés à partir de données *comportementales*, et ne prennent pas en compte des paramètres socio-démographiques ; leur transformation en *un chiffre* les inscrit dans une logique d'individualisation – une inscription qui, on va le voir, a des implications considérables sur l'usage qui peut en être fait ; et, contrairement aux scores français qui sont la propriété exclusive de ceux qui les

⁷ Cité in Lazarus, 2012, p. 111, n. 22.

produisent et qui ne peuvent être mis en circulation, ils sont dès le départ conçus comme une marchandise : ils ont vocation à être proposés à ceux qui, en raison de leur *legitimate business need*, souhaitent s'informer à moindre coût sur leurs partenaires d'affaires.

3. UTILISER LES SCORES

Comment les scores sont-ils utilisés par les acteurs qui s'y réfèrent ? Deux variables expliquent la variété des usages qui peut en être fait. Leur nature, tout d'abord : selon qu'ils relèvent d'une logique de catégorisation ou d'individualisation, les usages qui peuvent en être faits varient considérablement – dans le second cas en effet, ils peuvent être engagés dans des dynamiques calculatoires démultipliés. Un second élément contribue à en démultiplier l'emprise, selon qu'ils sont utilisés uniquement par les organisations qui les calculent, comme en France, ou qu'ils sont au contraire transformés en marchandise. Dans le premier cas, ils sont mobilisés dans un volume de produits nécessairement restreint, alors que dans le premier, les biens et services qu'ils permettent d'équiper sont en nombre potentiellement infinis. Quelles que soient les réponses apportées en ces questions, cependant, un même constat s'impose : s'ils ont au départ été conçus comme un outil permettant de *mesurer le risque* attaché à tel ou tel individu, ils ont été progressivement utilisés également comme un instrument permettant d'*équiper des politiques commerciales*. Par souci de simplicité, et toujours en suivant la mise en regard très efficace qu'en propose Lazarus (2012), nous commencerons par évoquer rapidement les usages qui prévalent en France avant de détailler plus longuement ceux qui se sont imposés aux Etats-Unis.

Gestion du risque et outil marketing : les scores en Europe

Si l'on se fonde sur le vocabulaire que nous avons proposé en introduire, les scores, en France, relèvent le plus souvent de formes de *catégorisation*. Ils sont en général très simples, dans leur formulation et dans les finalités qu'ils poursuivent. Ils découpent la population en catégorie massive (vert, jaune, rouge) et permettent de définir une politique tarifaire indexée sur les niveaux de risque qu'identifient ces catégories. Les scores attribués à tel ou tel n'ont pas d'ambition prédictive *individuelle* : ils ne cherchent pas à dire si *cette* personne particulière va rembourser ou pas, ou avec quelle probabilité elle va faire défaut. L'objectif est plus modeste : il est de classer un individu singulier dans un groupe, et c'est à ce groupe qu'est attribuée une probabilité de défaut – on classe par exemple l'individu dans le groupe de ceux dont on estime que, dans deux cas sur cent, ou dans cinq cas sur cent, ils ne rembourseront pas.

Une fois l'individu classé dans telle ou telle catégorie, le prêteur peut s'interroger : faut-il accorder le crédit ? et si oui, à quel prix ? On entre alors dans un arbitrage très classique dans les pratiques financières, autour d'un couple risque-rendement (Chiapello 2015 ; Chiapello et Walter 2016 ; Walter 2015) : plus le risque est élevé, plus la probabilité que le prêt soit refusé augmente et, s'il est accordé, plus son prix (le taux d'intérêt demandé à l'emprunteur) s'accroît. Cette croissance est cependant bornée – assez étroitement en France – par l'interdiction de pratiquer un taux « usuraire », défini comme un taux effectif global qui excéderait de plus du tiers le taux effectif moyen au cours du trimestre qui précède l'opération de prêt (le taux effectif moyen, qui dépend du type d'opération financé par le prêt, est quant à lui déterminé par un décret). Dès lors que la croissance du prix du prêt est borné, l'exposition au risque tolérée par le créancier l'est également : les scores sont par conséquent un outil mobilisé pour exclure des individus de certaines opportunités d'échange.

Les scores sont donc avant tout des outils permettant de gérer les risques des organisations qui les calculent et les emploient. Cette instrumentation des scores dans la politique des risques a d'abord été systématisée dans les plus grands établissements bancaires, mais Bâle II, puis Bâle III, en ont considérablement étendu l'usage (Baud 2013 ; Baud et Chiapello 2015). Bâle I, Bâle II et Bâle III partagent un même objectif : prévenir le risque de faillite des banques. Mais les outils qu'ils mobilisent pour atteindre cet objectif diffèrent très profondément. Dans Bâle I, le volume de fonds propres disponibles qui peut être attendu des banques est, très grossièrement, proportionnel au volume des emprunts accordés : c'est le sens notamment du ratio « Cooke », qui pose que le rapport entre les fonds propres d'une banque et l'ensemble de ses engagements de crédit ne peut pas être inférieur à 8 %. Bâle II introduit une rupture fondamentale en pondérant le chargement en capital des différents crédits accordés en fonction du risque qui leur est attaché. Dans Bâle I, le risque de crédit était indexé sur les propriétés juridiques ou politiques des emprunteurs : s'agit-il d'un État, d'une entreprise, d'un particulier ? Dans Bâle II, il est calculé en se fondant sur les notations fournies par les agences de notation et, pour les individus, sur les scores qui leur sont attribués. Lorsque les scores de tel ou tel client ne sont pas disponibles, les banques s'appuient sur des estimations, proposées par les agences de notation, qui accroissent le coût en capital de l'emprunt qu'elles accordent : elles ont donc tout intérêt à noter leurs clients.

Les scores sont donc un instrument de gestion des risques, mais ils sont aussi utilisés pour outiller la politique commerciale de l'entreprise. Cette circulation peut s'entendre de manière quasi-topographique : en France, Lazarus (2010) montre par exemple qu'après avoir été développés par les professionnels de la gestion des risques, les outils statistiques ont été mobilisés par les départements de marketing. Plus fondamentalement, c'est une conception de la vente et de la prise de décision commerciale qui est en jeu lorsque des scores sont mobilisés. Dans le cas britannique, qu'étudie Leyshon et Thrift (1999), le pouvoir de décision était distribué dans les agences bancaires et revenait *in fine* au manager local. Depuis la fin des années 1990, un ensemble de dispositifs dont le plus

important est le recours aux scores, permet de recomposer la géographie de la décision et de redistribuer le pouvoir en son sein : parce qu'ils sont censés permettre de faire face aux asymétries d'informations qui, traditionnellement, surdéterminent le fonctionnement du marché du crédit, les scores sont massivement utilisés. Les décisions, dès lors, sont moins déconcentrées et moins distribuées sur un grand nombre d'acteurs et les pratiques sont – théoriquement au moins – plus homogènes, conformées qu'elles sont par l'outillage qui les rend possibles. Ce reformatage de la politique commerciale par les scores peut d'ailleurs être délibéré : si les britanniques importent les scores des Etats-Unis, c'est parce qu'ils y voient un dispositif marchand permettant de diminuer le coût de l'évaluation des risques, d'améliorer le contrôle des risques, de lutter contre les discriminations de genre et d'innover technologiquement, explique Wainwright (2011).

Dans le cas britannique comme dans le cas français, les scores, l'emprise des scores est cependant limitée. Ils sont en effet la propriété exclusive de ceux qui les produisent : quand un score est attribué par un acteur économique (par exemple une banque), il ne peut pas le faire circuler. Parce qu'ils ne peuvent être utilisés que par ceux qui les produisent, les scores n'engendrent pas une explosion du volume de crédit aussi forte que dans les pays où ils peuvent être mis en circulation : lorsque s'accroît la circulation d'information standardisée sur le risque de crédit, le volume des crédits octroyés s'accroît (Djankov *et al.* 2007 ; de Janvry *et al.* 2010) – les *bureaux* états-uniens ont d'ailleurs pu être décrits comme des « usines à dettes » (Manzerolle 2010).

Des scores à l'infini ?

L'usage des scores de crédit, aux Etats-Unis, obéit à une logique très différente de celle qui prévaut en France. Cette différence tient tout d'abord au fait que les scores ne sont pas seulement, ni même avant tout, utilisés par ceux qui les produisent, mais qu'ils sont calculés par des entreprises qui les mettent ensuite à disposition des acteurs qui souhaitent s'appuyer sur une estimation synthétique de la réputation de leurs clients potentiels. Nous avons déjà évoqué le fait que le spectre de ces acteurs est très large, et qu'il déborde (et de beaucoup) la seule population des créanciers : les assureurs, les bailleurs, les administrations peuvent s'y référer. Mais nous voudrions insister ici sur un autre point : le fait que les scores circulent implique qu'un même score peut être utilisé par un très grand nombre d'acteurs pour créer une multitude de produits – alors qu'en France ou en Grande-Bretagne, un seul acteur peut utiliser le score qu'il a calculé, et le nombre de produits que peut proposer cet unique acteur à son client potentiel est évidemment limité. La seule possibilité de mettre en circulation les scores contribue donc à démultiplier le nombre de produits qui s'y réfère.

Démultiplié, l'usage des scores est par ailleurs d'une nature assez différente de ce qui peut être mis en œuvre dans d'autres économies. Pour l'offreur qui s'y référerait, le score était au départ un élément parmi d'autres qui lui permettait de prendre sa décision. Selon la thèse défendue notamment par Marron (2007), en se transformant en instrument de politique marketing, il tend à prendre une place sans cesse plus importante, voire exclusive de tout autre critère de décision. Les scores sont plus précisément utilisés, aux Etats-Unis, comme un outil de tarification – ce qui tend à les éloigner de leur vocation initiale d'instruments de gestion des risques. Le score n'est en effet pas (plus ?) utilisé pour octroyer ou refuser un crédit, mais pour le tarifier. Si, dans certains Etats, des lois demeurent qui plafonnent le taux d'intérêt, les lois fédérales définissant des taux usuraire ont commencé d'être démantelées dès la fin des années 1970. Dès lors, un score faible n'implique pas que le crédit sera refusé, mais qu'il sera beaucoup plus cher. Si le taux d'intérêt n'est pas plafonné, il est toujours possible de définir un coût du crédit tel que le couple risque-rendement soit, en théorie, intéressant pour le créancier : certes, le risque qu'il prend est élevé, mais la rémunération qui en est la contrepartie est, elle aussi, considérable. On a progressivement assisté à une inversion progressive de la hiérarchie des clients : pour un prêteur, un client intéressant n'est plus nécessairement celui qui rembourse régulièrement et sans gros risque de défaut – car à ce client on ne peut pas facturer un taux très élevé ; l'emprunteur qui a connu des retards ou des défauts de paiement, lui, devient particulièrement attractif, puisqu'il est possible de lui faire payer un taux (très) élevé et que ses remboursements sont avant tout des remboursements d'intérêt et concernent très peu le capital.

Quand on les combine, notamment, avec l'absence de taux usuraire, les scores permettent de réaliser le fantasme des alchimistes : faire de l'or avec du plomb. Cette œuvre au noir fait de tous les consommateurs, même les plus pauvres ou les plus précaires, des usagers potentiels de services financiers. Les scores sont donc un instrument déterminant pour étendre l'emprise du capitalisme financier – une extension qui fonde la vitalité sans cesse croissante du capitalisme sur longue période, en dépit des crises récurrentes qu'il traverse (François et Lemercier, 2021). En France ou en Grande-Bretagne, les scores sont un outil d'exclusion : ils tracent une frontière entre ceux qui participent au capitalisme financiarisé et ceux qui en sont exclus ; aux Etats-Unis, ils sont l'instrument de l'inclusion de tous dans une dynamique d'extension infinie.

Mais, objectera-t-on, cette inclusion de tous se heurte malgré tout au fait que, parmi les emprunteurs, certains sont susceptibles de faire défaut ; dès lors, même en bénéficiant d'un taux d'intérêt très élevé, les créanciers peuvent être réticents à leur accorder des prêts dont ils savent qu'ils ont peu de chances d'être honorés. Mais c'est supposer que ceux qui accordent les prêts sont effectivement ceux qui portent le risque qui leur est attaché. C'est là qu'intervient une nouvelle propriété des scores dans leur déclinaison états-unienne, et qui leur permet de jouer un rôle déterminant dans la démultiplication – et la notation – de produits structurés. Les scores états-uniens relèvent en effet de ce que nous avons appelé une logique d'individualisation. Les probabilités qui leur sont attachées,

autrement dit sont engagées dans un *travail de prédiction*. Elles ne sont plus, par ailleurs, la propriété d'un groupe, elles deviennent celles d'un *individu*. Les notes attribuées ne visent plus seulement à faciliter les arbitrages entre telle et telle demande de crédit, dans une logique ordinaire, elles peuvent être mobilisées dans des *raisonnements cardinaux*. Elles permettent d'attribuer à chaque acteur individuel un couple risque-rendement et de comparer les pertes potentielles associées à tel ou tel crédit accordé, définies comme le produit de la probabilité de défaut et de l'importance des pertes subies si ce défaut devait effectivement se produire. Enfin, parce que ces notes sont chiffrées et parce qu'elles sont censées apprécier la probabilité *individuelle* attaché à tel ou tel acteur, peuvent en être déduites d'autres notes. Si, par exemple, on crée un produit rassemblant des emprunts consentis à une entreprise très sûre (dont on estime le risque de défaut à 0), et des emprunts accordés à une organisation beaucoup plus fragile (dont on estime qu'elle a une chance sur quatre ne pas rembourser) on peut engager ces probabilités « individuelles » dans des modèles de mathématiques financières pour calculer une nouvelle note décrivant le risque associé à ce nouveau produit, qu'on appelle un « produit structuré ». Ce produit, auquel est associée une note, pourra lui-même être concaténé avec un autre produit (qui dispose lui aussi de sa note), et ainsi de suite. Les scores individuels sont ainsi engagés dans une démultiplication potentiellement infinie où des notes sont attribuées à des produits que l'on fabrique à partir de produits pré-existants et déjà notés, et ainsi de suite. La procédure d'attribution des notes s'instrumente désormais dans des outils mathématiques où le rapport à la réalité économique est parfois très distendu.

Cet usage des scores, vertigineux et spéculaire, peut être illustré par leur mobilisation dans la mise au point des instruments financiers au cœur de la crise de 2008 – des instruments financiers qui permettent par ailleurs de mettre en évidence certaines des fragilités inhérentes à ces différentes opérations de calcul et de déduction (Carruthers 2010 ; Rona-Tas et Hiss 2010). La crise de 2008 repose sur des produits pour lesquels les pratiques de notation ont un caractère déterminant. Rappelons-en succinctement la logique. Un particulier souhaite contracter un emprunt pour financer un investissement immobilier. Intervient ici une première note : le score FICO qui est attribué à cet individu. Le prêteur initial s'appuie sur ce score pour décider d'octroyer le prêt, ou pour le refuser au contraire. Dans un prêt immobilier « classique », celui qui attribue le prêt porte le risque : il conserve le titre de dette, il a par conséquent tout intérêt à s'assurer que l'emprunteur pourra rembourser son crédit. Dans le système de prêt au cœur de la crise des *subprimes*, le créancier ne conserve pas la dette. Il l'agrège avec d'autres dettes pour construire un nouveau produit (un « paquet de dettes », si l'on veut). Mais quelle est la valeur de ce nouveau produit ? Intervient ici une seconde note, calculée à partir des notes attribuées aux emprunteurs initiaux. Une fois cette note attribuée, le « paquet de dettes » peut circuler – et être lui aussi découpé ou agrégé dans un nouveau « paquet de paquet de dettes » à qui l'on attribue une note, et ainsi de suite.

Il n'est pas question, ici, de présenter l'ensemble des mécanismes qui ont transformé cet emboîtement successif en bombes à retardement multiples, qui ont explosé à partir de 2007 (Fligstein et Goldstein 2010 ; Tooze 2018). Notre objectif est plus circonscrit et plus technique : il consiste à utiliser l'exemple de ces produits pour mettre au jour certaines des chausse-trappes attachées aux scores et aux usages qui peuvent en être faits. A la première note, les scores FICO, sont attachées dès l'abord une série de difficultés. Nous l'avons vu : ces scores existent de (très) longue date et de très nombreux acteurs les utilisent. Ceux à qui ils s'appliquent ont parfaitement compris qu'ils jouent un rôle déterminant dans leur existence. Ils ont par conséquent appris à les optimiser, voire à les manipuler. En 2007, les requêtes Google associées aux scores FICO faisaient apparaître des liens vers des dizaines d'officine qui se proposaient d'améliorer le score d'un individu – et donc d'accéder à de meilleures opportunités de crédit – sans bien sûr modifier ses pratiques réelles et moins encore son passé (Poon 2009 ; Rona-Tas et Hiss 2010). Ces scores FICO sont par ailleurs fort peu (voire pas du tout) utilisés comme des instruments de gestion du risque par les prêteurs initiaux. Ils sont avant tout des instruments de tarification : plus le score est faible, plus les conditions d'emprunt seront défavorables. Ils sont aussi un outil de calcul, permettant de déduire de nouvelles notes associées aux produits structurés construits à partir des prêts initiaux. Mais ils ne sont pas mobilisés pour apprécier des risques qui, de toutes façons, ne seront pas portés par celui qui accorde le prêt.

Sur les deux notes, le score FICO comme la note attribuée au produit structuré, une autre série de difficultés se fait également jour (Rona-Tas et Hiss 2010). La première dit bien l'écart entre les techniques de production des notes, mathématiquement sophistiquée, et la réalité qu'elles essaient d'évaluer. Sans doute peut-on, à l'aide de modèles, dériver un risque théorique de la composition des évaluations de risques élémentaires ; mais il n'en reste pas moins que les données manquent, qui permettraient de savoir comment se comporte le produit dérivé que l'on essaie d'évaluer : le recul historique sur le comportement de ce type de produit est très faible, et en situation d'effondrement des marchés il est nul, ou peu s'en faut. L'évaluation du risque attaché au produit dérivé est donc théoriquement déduite à partir des évaluations (déjà incertaines) des scores FICO, et de modèles appuyés sur les hypothèses très fortes des mathématiques financières.

Une autre difficulté, potentiellement rédhibitoire si elle était prise au sérieux, tient précisément au non-respect de certaines de ces hypothèses, et en particulier à la prise en compte de la non indépendance des observations entre elles. Une condition importante de validité des modèles tient au fait que les observations ne doivent pas dépendre les unes des autres. Sur le marché immobilier, cette hypothèse n'est manifestement pas vérifiée : si dans une rue trois ou quatre maisons sont en vente et ne se vendent pas, alors la valeur de l'ensemble des maisons de la rue en sera affectée. Un dernier problème que l'on peut rapidement évoquer ici tient à la question de l'endogénéité : est-ce le risque qui détermine la note, ou l'inverse ? A conditions économiques égales en effet, plus la note est

mauvaise, plus les conditions d'emprunt seront dures, plus le risque de défaut s'accroît. La note n'est donc pas extérieure à ce qu'elle tente d'évaluer : elle participe à la production du risque.

Ces difficultés ne constituent pas des réserves de statisticiens puristes. Elles minent un processus d'évaluation qui, dans le même temps, occupe une position sans cesse plus décisive dans la décision des acteurs du marché du crédit. Le recours aux modèles n'est pas une option, il est obligatoire. Les produits structurés sont en effet des abstractions sur lesquels on ne peut pas mener d'enquête de voisinage. L'évaluation du risque attaché aux produits dérivés ne dépend donc pas d'une évaluation empirique (les données font défaut), mais de la mobilisation de modèles dont la robustesse théorique dépend du respect de ces conditions qui, en l'occurrence, ne sont quasiment jamais respectées. Les agences chargées de les noter doivent par ailleurs évaluer un très grand nombre de produits de ce type : si l'on s'en tient à deux produits structurés emblématiques de cette mécanique, les RMBSs et les CDOs, Moody's n'en a noté que 113 en 1997, contre 3257 en 2006 (Rona-Tas et Hiss 2010, p. 123). La technicité du processus, enfin, confère aux notes qu'il produit une légitimité inversement proportionnelle à sa rigueur : les acteurs qui calculent les notes ou ceux qui les mobilisent croient dur comme fer dans le caractère « scientifique » des évaluations. Parce qu'elles s'appuient sur un équipement mathématique conséquent, parce qu'elles font intervenir les raisonnements et les concepts de la théorie financière, ces notes jouissent d'une légitimité telle que les acteurs leur vouent une confiance aveugle (Carruthers 2010). La croyance dans la fiabilité technique des outils utilisés est entretenue, dans une sorte d'*hubris* ou d'arrogance, par les logiques d'entre soi qui, comme le montre Ho (2009), caractérisent le fonctionnement des (très) petites communautés qui produisent et utilisent ces outils, et ce dès leur formation où ils s'identifient spontanément, selon l'expression consacrée, comme « *the smartest guys in the world* ».

4. CONSEQUENCES DES SCORES

Pour conclure cette évocation délibérément cursive et synthétique des travaux sur les scores de crédit, nous souhaiterions aborder quelques-unes de leurs conséquences. Certaines sont spectaculaires, et *a priori* relativement faciles à identifier. Lazarus (2012) rappelle ainsi les différences qui existent entre la France et les Etats-Unis en matière de recours au crédit par les particuliers : en 2010, l'encours moyen du crédit à la consommation par habitant était, en France, de 2410 euros, contre 5886 euros aux Etats-Unis, soit plus du double (voir aussi Léon (2018)). Cet écart considérable, explique-t-elle, est souvent renvoyée à une hypothétique différence « culturelle », les Français étant supposés être « frileux » face au crédit, pour lequel les habitants des Etats-Unis auraient au contraire un « appétit » vorace. Comme c'est très souvent le cas avec les « explications » culturalistes, cette chaîne causale est, au mieux, descriptive et

tautologique : les Français seraient réticents devant le crédit car... ils seraient réticents devant le crédit. La nature du *scoring* dans les deux pays permet d'avancer une explication alternative, moins circulaire : si le crédit est davantage développé outre-Atlantique qu'il ne l'est en France, c'est – comme nous avons tenté de le montrer – que l'usage des scores dynamise considérablement l'offre de crédits. Les scores circulent, tous peuvent s'y référer pour proposer des offres de crédits ; et les scores, parce qu'ils sont utilisés pour appréhender une probabilité *individuelle* de défaut, sont engagés dans la création d'une multitude de produits. En France au contraire, les scores ne participent que beaucoup plus modestement à l'accroissement de crédits. Les conséquences du *scoring* ne sont pas seulement quantitatives, toutefois – et pour prendre une juste mesure de l'incidence spécifique des scores, il faut les replacer dans les dynamiques plus larges imputables aux relations de crédits qu'ils viennent outiller. On peut, très schématiquement, identifier deux grandes interrogations : quelle est l'incidence du crédit (et du *scoring*) sur la fabrique du lien social, d'abord ? Et quelles sont leurs conséquences sur la production et la dynamique des inégalités, ensuite ?

Les sciences sociales ont souligné de très longue date que les relations de crédit s'inscrivent au cœur de la fabrique du lien social (Simmel 1987) et, dans leurs déclinaisons contemporaines, elles ne font pas exception. Les liens de crédit colorent certaines relations sociales, ils les marquent et les différencient, ils peuvent les consolider ou au contraire les affaiblir. On le comprend aisément, quand on imagine les conséquences d'un crédit que l'on renonce à honorer : les relations sociales qui l'avaient rendu possible, par exemple dans le cas de relations de micro-crédit, en sont évidemment ébranlées – même lorsque le défaut intervient au milieu d'une banqueroute généralisée, comme ce fut le cas en Argentine (Beck et Radhakrishnan 2017 ; Sanyal 2014). Mais ce sont aussi les équilibres intra-familiaux qui peuvent être modifiés par les relations de crédit contractées par le foyer ou par l'un de ses membres. Pour un couple, contracter un crédit immobilier, par exemple, contraint à se projeter dans l'avenir : des relations d'intimité peuvent en sortir renforcées ou au contraire altérées (Pellandini-Simányi *et al.* 2015). Depuis les années 1950 – et le constat vaut encore aujourd'hui – on sait par ailleurs que le partage des tâches, au sein du ménage, est d'autant plus inégalitaire qu'est important l'écart de revenus entre les conjoints (Blood Jr. et Wolfe 1960) ; contracter un crédit peut permettre d'apporter de nouvelles ressources et réduire ainsi la dépendance, en particulier des femmes plus jeunes, à l'égard de leurs conjoints (Sanyal 2014).

Quelle est l'incidence des scores sur ces dynamiques interpersonnelles attachées aux relations de crédit ? On peut certes y voir, en première approximation, l'une des nombreuses déclinaisons d'un mouvement plus général de dépersonnalisation qui, depuis la fin XIX^e Siècle et l'entrée dans ce que François et Lemerrier (2021) appellent l'âge de l'usine, va de pair avec la rationalisation des relations marchandes capitalistes. Et, effectivement, Fourcade et Healy (2017) soulignent qu'avec le *big data* toutes les relations sociales sont conformées par de nouveaux outils de classements, qui se nourrissent de données inédites jusque-là et qui embrassent un périmètre de liens

particulièrement vastes. Le recours aux scores et, plus généralement, aux outils digitaux dans les relations de crédit n'est en effet pas sans incidence, y compris sur des relations elles aussi très intimes : les traces digitales laissées par les relations de crédit peuvent être mobilisées comme des dispositifs de surveillance et de contrôle intra-familiaux, même si elles peuvent aussi permettre de réaffirmer les liens de confiance entre conjoints, par exemple en décidant de partager de manière transparente, au sein du couple, l'ensemble des informations financières (Guseva et Rona-Tas 2017 ; Olcoñ-Kubicka 2016). Il faut cependant se garder d'opposer un hypothétique « avant » non-digitalisé, où règnerait l'informel, à un « après » digital dépersonnalisé. La frontière du formel et de l'informel, dans l'octroi des relations de crédit, est en réalité poreuse : comme le soulignent Lazarus et Lacan (2020) ou Guseva (2008), les réseaux interpersonnels qui ouvrent sur des relations de crédit et les dispositifs formalisés qui peuvent les équiper ne sont pas juxtaposés de manière étanche, ils s'interpénètrent au contraire (voir également Aalbers 2009 ; French *et al.* 2009).

Mais ce sont surtout sur les conséquences du crédit et du *scoring* en matière d'inégalités que nous voudrions insister ici. Là encore, les premiers constats ont une forme de trivialité : l'accès au crédit est directement indexé sur la position sociale de ceux qui y sont candidats, les plus pauvres en étant plus fréquemment exclus que les riches. Cet inégal accès au crédit contribue par ailleurs à renforcer les inégalités, en limitant les opportunités dont disposent les uns et en accroissant au contraire celles des autres. Ces évidences rappelées, des constats plus fins peuvent être avancés, en en prenant une mesure précise. Coffinet et Jadeau (2015) montrent ainsi qu'en matière de crédit renouvelable, les conditions d'emprunt varient selon que les emprunteurs sont des ménages modestes, qui empruntent à des taux d'intérêt élevés, ou une clientèle plus aisée, dont les emprunts renouvelables ont des caractéristiques beaucoup plus proches des crédits amortissables qu'ils peuvent contracter⁸. De même, de nombreux travaux ont montré l'importance des effets des variables ethno- raciales aux Etats-Unis : les candidats au crédit ont 1,8 fois plus de chance de voir leur demande de crédit rejetée lorsqu'ils sont associés à une minorité que lorsqu'ils sont considérés comme blancs (Munnell *et al.* 1996), tandis que, toutes choses égales par ailleurs, les membres des minorités avaient beaucoup plus de chances de se voir proposer des prêts *subprimes*, aux conditions financières très dégradées (Aalbers, 2012 ; Hartman et Squires 2013).

Les inégalités ne sont pas seulement quantitatives : elles se donnent aussi à voir dans le rapport au crédit qu'entretiennent les membres des différentes classes. Fourcade et Healy (2013) montrent, dans le cas états-unien, que la combinaison de l'appui sur les scores et de l'absence de taux usuraires a eu pour effet d'étendre considérablement l'accès au crédit ; mais, dans le même temps, la segmentation très fine du marché qu'autorise l'usage du *scoring* impose aux plus dominés des

⁸ Sur la France et avec une approche plus qualitative, voir notamment, sur le rapport au crédit des classes populaires (Ducourant (2009a, 2014) et Perrin-Heredia 2009) ; sur celui des femmes fonctionnaires Lacan (2010) ; et, sur les classes dominantes, (Herlin-Giret 2019).

conditions d'emprunt très spécifiques – et très éloignées de celles dont bénéficient ceux qui cumulent le plus de ressources – tant en matière de taux d'intérêt qu'en matière de structure du crédit auquel ils accèdent. Dans le même esprit, Fligstein et Goldstein (2015) expliquent que si les *scores* et la démocratisation du crédit incluent désormais toute la structure de classe dans les rets d'un capitalisme financiarisé, cette inclusion n'a pas le même sens selon que l'on est haut ou en bas de la hiérarchie sociale. Ceux qui occupent les positions dominantes voient dans les liens financiers une manière de conforter leur mode de vie, alors que les plus dominés y trouvent des ressources essentiellement défensives pour tenter de ralentir la vitesse avec laquelle se creuse l'écart qui les sépare des plus riches.

En France, les inégalités structurent également le marché du crédit - mais cette différenciation porte moins sur le niveau de prix imposé à deux individus placés à des étages très différents de la structure sociale, que sur le type de crédits et d'établissements auxquels ils ont accès. Y ont-ils seulement accès, d'ailleurs ? c'est la première question : on a vu qu'à la différence des Etats-Unis, la première inégalité, en matière de crédit, est constituée par le fait d'accéder – ou non – au marché du crédit. Comme le rappelle Chatriot (2006), cette exclusion d'une partie de la population est une politique délibérée : le rôle de l'Etat, tel qu'il est entendu en France, est en effet d'interdire l'accès à un marché, considéré comme dangereux, à des acteurs dont il est estimé qu'ils pourraient y perdre beaucoup. Quant à ceux qui y pénètrent, ils entrent sur un marché stratifié (Ducourant, 2009) : les crédits renouvelables s'adressent avant tout aux plus pauvres, les prêts personnels sont destinés aux classes moyennes, tandis que les prêts hypothécaires concernent avant tout les classes dominantes (sur l'Allemagne : Krenn 2017).

Quels sont les effets spécifiques du *scoring* sur ces inégalités ? Nous les avons déjà pour partie évoqués, au moins dans le cas états-unien, en évoquant la manière dont les scores utilisés pour définir et tarifer les crédits immobiliers produisent de très fortes différences dans les offres proposées aux clients potentiels, selon qu'ils appartiennent ou pas à des minorités. Mais si l'on suit Lauer (2017), les conséquences discriminatoires des pratiques de notation et de classement sont en réalité très anciennes : on peut les voir à l'œuvre dès que ces notations ont été utilisées pour proposer des offres différentes aux clients dont on évaluait le risque, *i.e.* dès les années 1880. Dès lors en effet que ces évaluations sont mises en circulation et que ceux qui s'en saisissent les utilisent pour proposer aux plus démunis des offres de crédit à des prêts qu'ailleurs on qualifierait d'usuraires, et aux moins risqués des propositions plus attractives et des services bancaires spécifiques, on fait du *scoring* l'un des outils de reconduction et d'accroissement des inégalités sur longue période. Les effets du *scoring* sur les inégalités sont d'autant plus importants qu'aux Etats-Unis les scores de crédits sont utilisés par un nombre croissant d'acteurs économiques, relevant de secteurs qui n'ont rien à voir avec l'octroi de prêt : les assureurs les utilisent pour savoir qui va déposer des demandes de prise en charge, les propriétaires, pour repérer les mauvais locataires, les fournisseurs d'énergie, pour identifier les mauvais payeurs, les

hôpitaux, pour décider des dettes qu'il faut tenter de recouvrir (Kiviat, 2019, p. 39 ; cf. également Fremstad et Traub 2011 ; Kiviat 2019b ; Rosenberger *et al.* 2009). Cet usage élargi du *scoring* a des effets d'autant plus importants sur les inégalités qu'il combine effets de cliquets et effets d'entraînement : un handicap ou un avantage initial dans une sphère particulière de l'existence se transmet dans une autre sphère, et ainsi de suite (Gandy 2016 ; Maroto 2012 ; Rona-Tas 2017).

A cet égard, la mathématisation des techniques de notation a d'ailleurs pu être présentée comme une manière de lutter contre les biais induits par une appréciation trop subjective des candidats aux crédits (Pager et Shepherd 2008). Il reste qu'en matière de crédit l'informatisation et la mathématisation des procédures, à l'œuvre dès les années 1960, n'ont pas atténué la portée de ces mécanismes, bien au contraire. L'utilisation à partir des années 1960 de l'analyse discriminante a au contraire contribué à renforcer la catégorisation des clients et la segmentation des marchés. Ces modèles mettent en effet en évidence des corrélations entre des variables économiques d'un côté, et des variables socio-démographiques de l'autre (le genre, la race, le statut marital notamment), afin d'évaluer le risque des candidats aux crédits. Et c'est parce qu'elles mettaient en œuvre de tels raisonnements que les agences d'évaluation se sont vues accuser de mettre en œuvre des pratiques discriminatoires – une accusation qu'elles rejetèrent vigoureusement.

L'épisode reflète bien l'ambivalence de ces modèles, qui à la fois enregistrent des inégalités et contribuent à les produire, une ambivalence qui est toujours à l'œuvre aujourd'hui. C'est en effet ce type de tensions que l'on retrouve dans les débats sur l'*algorithm fairness* (Pessach et Shmueli 2020). Contrairement à ce qui a pu être crû parfois, le recours à l'intelligence artificielle ne permet pas de classer sans biais les individus que l'on évalue. Les arguments le plus souvent avancés pour défendre la supériorité supposée des algorithmes d'intelligence artificielle sur les classifications humaines soulignent qu'ils peuvent intégrer un volume de données très supérieur à ce que peut assimiler un être humain ; que leurs capacités de traitements de ces données sont également sans commune mesure ; et enfin que les classements que produisent les algorithmes ne sont pas subjectifs, et qu'ils sont dès lors plus justes que les décisions humaines. Ces arguments (et en particulier le dernier) ignorent cependant que les algorithmes n'apprennent pas à partir de rien, mais à partir de données qui enregistrent les inégalités à l'œuvre dans le monde social (Kleinberg *et al.* 2016). Les exemples ne manquent pas, qui montrent que les algorithmes produisent dès lors des classements profondément biaisés qui, si on les utilise sans recul, vont contribuer à accroître encore les inégalités : citons, parmi quelques exemples fameux, cet algorithme utilisé par la justice criminelle états-unienne qui prédit un taux de criminalité deux fois supérieur chez les afro-américains à celui imputé aux blancs (Chouldechova 2017 ; Mattu 2016) ; ou encore cet algorithme de recrutement utilisé par Amazon qui discrimine fortement les femmes, en particulier pour guider les embauches sur des tâches de développement logiciel ou les positions techniques (Dastin 2018). Le recours aux algorithmes ne résout donc pas mécaniquement la question de la justice des classements, et c'est

d'ailleurs l'un des enjeux des recherches en cours que de parvenir à progresser sur les concepts et les outils permettant de les améliorer ((Binns 2021 ; Kroll *et al.* 2017 ; Pessach et Shmueli 2020).

Bibliographie

- Aalbers, Manuel. 2012. *Subprime Cities: The Political Economy of Mortgage Markets*, , New York, John Wiley.
- Aalbers, Manuel. 2009. « Geographies of the Financial Crisis », *Area*, vol. 41, n° 1 : 34-42.
- Aalbers, Manuel. 2005. « 'The Quantified Customer', or How Financial Institutions Value Risk », in P Boelhouwer, J Doling et M Elsinga (éds.) *Home Ownership: Getting In, Getting From, Getting Out*, Delft, Delft University Press: 33-57.
- ACPR. 2018. *Étude sur la révolution numérique dans le secteur français de l'assurance* ACPR.
- Anderson, Elisabeth, Bruce G. Carruthers et Timothy W. Guinnane. 2015. « An Unlikely Alliance: How Experts and Industry Transformed Consumer Credit Policy in the Early Twentieth Century United States », *Social Science History*, vol. 39, n° 4 : 581-612.
- Barry, Laurence. 2020. « Les scores ont-ils un sens ? », *Working paper Chaire Pari*, n° 23 : 26.
- Barry, Laurence et Arthur Charpentier. 2020. « Personalization as a promise: Can Big Data change the practice of insurance? », *Big Data & Society*, vol. 7, n° 1.
- Baud, Céline. 2013. *Le crédit sous Bâle II - un dispositif néolibéral de financiarisation en pratiques*, Thèse de doctorat, HEC.
- Baud, Céline et Eve Chiappello. 2015. « Comment les firmes se financient. Sous le marché, les règles ? Le cas de la financiarisation du crédit bancaire », *Revue française de sociologie*, vol. 56, n° 3 : 439-468.
- Beck, Erin et Smitha Radhakrishnan. 2017. « Tracing Microfinancial Value Chains Beyond the Impasse of Debt and Development », *Sociology of Development*, vol. 3, n° 2 : 116-142.
- Berbain, Côme et Elise Salamanca. 2015. « L'assurance de demain. Reconnaitrons-nous notre assureur en 2030 ? », *Working paper Chaire Pari*, 68 p.
- Besedovsky, Natalia. 2018. « Financialization as calculative practice: the rise of structured finance and the cultural and calculative transformation of credit rating agencies », *Socio-Economic Review*, vol. 16, n° 1 : 61-84.
- Binns, Reuben. 2021. « Fairness in Machine Learning: Lessons from Political Philosophy », *arXiv:1712.03586 [cs]*.

- Bittmann, Simon. 2018. « From Credit Reports to Data Markets: The Stratifying Effects of Risk Measurement: Creditworthy. A History of Consumer Surveillance and Financial Identity in America - ProQuest », *European journal of sociology*, vol. 59, n° 3 : 478-485.
- Björkegren, Daniel et Darrell Grissen. 2020. « Behavior Revealed in Mobile Phone Usage Predicts Credit Repayment », *World Bank Economic Review*, vol. 34, n° 3 : 618-634.
- Blood Jr., Robert O. et Donald M. Wolfe. 1960. *Husbands and wives: The dynamics of family living*, Oxford, England, Free Press Glencoe.
- Boobier, Tony. 2016. *Analytics for Insurance: The Real Business of Big Data*, Londres, Wiley.
- Caranton, Julien. 2020. « Quand le réformisme conservateur gagne les assurances », *Working paper Chaire Pari*, n° 19 : 30 p.
- Carruthers, Bruce G. 2010. « Knowledge and liquidity. Institutional and cognitive foundation of the subprime crisis », in Michael Lounsbury et Paul M Hirsch (éds.) *Markets on trial. The economic sociology of the US financial crisis*, Londres, Emerald group publishing.
- Cevolini, Alberto et Elena Esposito. 2020. « From pool to profile: Social consequences of algorithmic prediction in insurance », *Big Data & Society*, vol. 7, n° 2.
- Chatriot, Alain. 2006. « Protéger le consommateur contre lui-même », *Vingtième Siècle. Revue d'histoire*, no 91, n° 3 : 95-109.
- Chen, Yongxi et Anne S. Y. Cheung. 2017. « The Transparent Self Under Big Data Profiling: Privacy and Chinese Legislation on the Social Credit System », *The journal of comparative law*, vol. 12, n° 2 : 25.
- Chiapello, Eve. 2015. « Financialisation of Valuation », *Human Studies*, vol. 38, n° 1 : 13-35.
- Chiapello, Eve et Christian Walter. 2016. « The Three Ages of Financial Quantification: A Conventionalist Approach to the Financiers' Metrology », *Die drei Perioden der finanztechnischen Quantifizierung: ein konventionentheoretischer Ansatz zur Analyse der finanztechnischen Metrologie.*, vol. 41, n° 2 : 155-177.
- Chouldechova, Alexandra. 2017. « Fair prediction with disparate impact: A study of bias in recidivism prediction instruments », *arXiv:1703.00056 [cs, stat]*.
- Coffinet, Jérôme et Christophe Jadeau. 2015. « Crédits à la consommation. Tendances récentes et profil des emprunteurs », *Le Bulletin de la banque de France*, n° 202 : 21-35.
- Cohen, Barry et Bruce G. Carruthers. 2014. « The Risk of Rating », *Sociétés contemporaines*, N° 93, n° 1 : 39-66.
- Corbett, P, M Schroeck et R Shockley. 2013. *Analytics: The real-world use of big data in insurance*, IBM, Institute for Business Value & Saïd Business School.
- Dastin, Jeffrey. 2018. « Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women », *Reuters*.

- Daston, L.J. 1986. « The domestication of risk. Mathematical probability and insurance, 1650-1830 », in Lorenz Krüger, L.J Daston et M Heidelberger (éds.) *The probabilistic revolution, Vol. 1: Ideas in history*, Cambridge, MIT Press: 237-261.
- Djankov, Simeon, Caralee McLiesh et Andrei Shleifer. 2007. « Private credit in 129 countries », *Journal of Financial Economics*, vol. 84, n° 2 : 299-329.
- Doneda, Danilo. 2016. « Current judicial and administrative issues of consumer data protection in Brazil », in R Metz, J Binding, P Haifeng et F Huber (éds.) *Consumer Data Protection in Brazil, China and Germany: A Comparative Study*, Göttingen, Göttingen university press: 153-162.
- Ducourant, Hélène. 2009a. « Le crédit revolving, un succès populaire », *Societes contemporaines*, n° 76, n° 4 : 41-65.
- Ducourant, Hélène. 2009b. *Du crédit à la consommation à la consommation de crédit : autonomisation d'une activité économique*, LilleThèse de doctorat de l'Université de Lille.
- Ducourant, Hélène. 2012. « «Comment? Vous n'avez pas de projet?» : ethnographie du démarchage en matière de crédit à la consommation », *Sociologie du travail*, vol. 54, Vol. 54-n° 3 : 375-390.
- Ewald, François. 1986. *L'Etat-providence*, ParisGrasset.
- Fligstein, Neil et Adam Goldstein. 2010. « The anatomy of the mortgage securitization crisis », in Michael Lounsbury et Paul M Hirsch (éds.) *Markets on trial. The economic sociology of the US financial crisis*, LondresEmerald group publishing.
- Fligstein, Neil et Adam Goldstein. 2015. « The emergence of a finance culture in American households, 1989–2007† », *Socio-Economic Review*, vol. 13, n° 3 : 575-601.
- Fourcade, Marion et Kieran Healy. 2013. « Classification situations: Life-chances in the neoliberal era », *Accounting, Organizations and Society*, vol. 38, n° 8 : 559-572.
- Fourcade, Marion et Kieran Healy. 2017. « Seeing like a market », *Socio-Economic Review*, vol. 15, n° 1 : 9-29.
- François, Pierre et Claire Lemerrier. 2021. *Sociologie historique du capitalisme*, ParisLa Découverte.
- Fremstad, Shawn et Amy Traub. 2011. *Discrediting America. The urgent need to reform the nation's credit reporting industry*, New York, Demos.
- French, Shaun, Andrew Leyshon et Nigel Thrift. 2009. « A Very Geographical Crisis: The Making and Breaking of the 2007–2008 Financial Crisis », *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, vol. 2: 287-302.
- Frezal, Sylvestre. 2018. *Quand les statistiques minent la finance et la société. Risque, responsabilité et décision*, Paris, L'Harmattan.
- Frezal, Sylvestre. 2015. « Aléa et hétérogénéité, l'almalgame tyrannique », *Working paper Chaire Pari*, n° 1 : 45.
- Frezal, Sylvestre et Laurence Barry. 2019. « Fairness in Uncertainty: Some Limits and Misinterpretations of Actuarial Fairness », *Journal of Business Ethics*.

- Gandy, Oscar H. 2016. *Coming to Terms with Chance: Engaging Rational Discrimination and Cumulative Disadvantage*, Londres, Routledge.
- Guseva, Alya. 2008. *Into the red. The birth of the credit card market postcommunist Russia*, Stanford, Stanford university press.
- Guseva, Alya et Akos Rona-Tas. 2017. « Money talks, plastic money tattles: The new sociability of money », in N Bandelj, Frederick Wherry et Viviana Zelizer (éds.) *Money Talks: Explaining How Money Really Works*, Princeton, Princeton University Press: 201-214.
- Guseva, Alya et Akos Rona-Tas. 2001. « Uncertainty, Risk, and Trust: Russian and American Credit Card Markets Compared », *American Sociological Review*, vol. 66, n° 5 : 623-646.
- Hartman, Chester et Gregory Squires. 2013. *From Foreclosure to Fair Lending*, New York, NYU Press.
- Hautcoeur, Pierre-Cyril. 2007. *Le marché financier français au XIXe siècle*, Paris, Publications de la Sorbonne.
- Herlin-Giret, Camille. 2019. « Les senteurs de l'argent », *Revue française de sociologie*, Vol. 60, n° 4 : 567-594.
- Ho, Karen. 2009. *Liquidated. An ethnography of Wall Street*, DurhamDuke University Press.
- Hurley, Mikella et Julius Adebayo. 2017. « CREDIT SCORING IN THE ERA OF BIG DATA », *Yale Journal of Law and Technology*, vol. 18, n° 1 .
- Janvry, Alain de, Craig McIntosh et Elisabeth Sadoulet. 2010. « The supply- and demand-side impacts of credit market information », *Journal of Development Economics*, vol. 93, n° 2 : 173-188.
- Jeanningros, Hugo. 2020. *Conduire numériquement les conduites. Economie comportementale, objets connectés et prévention dans l'assurance privée française*, Paris, Thèse de l'Université Sorbonne Université.
- Kiviat, Barbara. 2019a. « Credit Scoring in the United States », *economic sociology*, vol. 21, n° 1 : 10.
- Kiviat, Barbara. 2019b. « The Moral Limits of Predictive Practices: The Case of Credit-Based Insurance Scores », *American Sociological Review*, vol. 84, n° 6 : 1134-1158.
- Klein, Daniel B. 1992. « Promise Keeping in the Great Society: A Model of Credit Information Sharing », *Economics & Politics*, vol. 4, n° 2 : 117-136.
- Kleinberg, Jon, Sendhil Mullainathan et Manish Raghavan. 2016. « Inherent Trade-Offs in the Fair Determination of Risk Scores », *arXiv:1609.05807 [cs, stat]*.
- Krenn, Karoline. 2017. « Segmentierte Vermittlung. Beratungskonzepte im deutschen FinanzdienstleistungsbereichSegmented Intermediation. Advice Concepts in German Financial Services », *Historical Social Research / Historische Sozialforschung*, vol. 42, n° 1 .

- Kroll, Joshua A, Joanna Huey, Solon Barocas, Edward W Felten, Joel R Reidenberg, David G Robinson et Harlan Yu. 2017. « Accountable Algorithms », *University of Pennsylvania Law Review*, vol. 165: 74.
- Lacan, Laure. 2010. « Mères seules employées du secteur public : l'indépendance financière par le crédit ? », in Marie Cartier, Jean-Noël Retière et Yasmine Siblot (éds.) *Le salariat à statut*, Rennes Presses Universitaires de Rennes: 213-230.
- Lacan, Laure. 2013. *L'argent des crédits. Recours au crédit à la consommation, contraintes et pratiques de remboursement de petits fonctionnaires entre les années 1980 et les années 2000*, Paris, Thèse de l'École normale supérieure.
- Laferté, Gilles et Sean O'Connell. 2015. « Socialized credit and the working-class family economy: a comparative history of Britain and France 1900-2000 », *Business and economic history - online*, 13.
- Langley, P. 2014. « Consuming credit », *Consumption Markets & Culture*, vol. 17, n° 5 : 417-428.
- Lasry, Jean-Michel. 2015. « La rencontre choc de l'assurance et du big data », *Risques*, vol. 103: 19-24.
- Lauer, Josh. 2017. *Creditworthy: A History of Consumer Surveillance and Financial Identity in America*, New York, Columbia University Press.
- Lazarus, Jeanne. 2009. « L'épreuve du crédit », *Sociétés contemporaines*, n° 76, n° 4 : 17-39.
- Lazarus, Jeanne. 2010. « Le crédit à la consommation dans la bancarisation », *Entreprises et histoire*, n° 59, n° 2 : 28-40.
- Lazarus, Jeanne. 2012a. « Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du scoring », *Raisons politiques*, n° 48, n° 4 : 103-118.
- Lazarus, Jeanne. 2012b. *L'Épreuve de l'argent*, Paris, Calmann-Lévy.
- Lazarus, Jeanne et Laure Lacan. 2020. « Toward a relational sociology of credit: an exploration of the French literature », *Socio-Economic Review*, vol. 18, n° 2 : 575-597.
- Lazzarato, Maurizio. 2011. *La fabrique de l'homme endetté*, Paris, Editions d'Amsterdam.
- Lemercier, Claire et Claire Zalc. 2012. « Pour une nouvelle approche de la relation de crédit en histoire contemporaine », *Annales. Histoire, Sciences Sociales*, 67e année, n° 4 : 979-1009.
- Léon, Florian. 2018. « Convergence of credit structure around the world », *Economic Modelling*, vol. 68: 306-317.
- Lepri, Bruno, Nuria Oliver, Emmanuel Letouzé, Alex Pentland et Patrick Vinck. 2018. « Fair, Transparent, and Accountable Algorithmic Decision-making Processes », *Philosophy & Technology*, vol. 31, n° 4 : 611-627.
- Leyshon, Andrew et Nigel Thrift. 1999. « Lists come alive: electronic systems of knowledge and the rise of credit-scoring in retail banking », *Economy and Society*, vol. 28, n° 3 : 434-466.

- Liberti, José María et Mitchell A Petersen. 2019. « Information: Hard and Soft », *The Review of Corporate Finance Studies*, vol. 8, n° 1 : 1-41.
- Lopes, Daniel Seabra et Rafael Marques. 2011. « How Credit Institutions Look at Society », *European Societies*, vol. 13, n° 4 : 509-533.
- Manzerolle, Vincent. 2010. « The Virtual Debt Factory: Towards an Analysis of Debt and Abstraction in the American Credit Crisis », *tripleC*, vol. 8: 221-236.
- Maroto, Michelle. 2012. « The Scarring Effects of Bankruptcy: Cumulative Disadvantage Across Credit and Labor Markets », *Social Forces*, vol. 91, n° 1 : 99-130.
- Marron, Doncha. 2009. *Consumer Credit in the United States: A Sociological Perspective from the 19th Century to the Present*, New York, Palgrave Macmillan.
- Marron, Donncha. 2007. « 'Lending by numbers': credit scoring and the constitution of risk within American consumer credit », *Economy and Society*, vol. 36, n° 1 : 103-133.
- Mattu, Julia Angwin, Jeff Larson, Lauren Kirchner, Surya. 2016. *Machine Bias*, <https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing>: consulté le 28 mai 2021.
- Meyers, Gert et Ine Van Hoyweghen. 2020. « 'Happy failures': Experimentation with behaviour-based personalisation in car insurance », *Big Data & Society*, vol. 7, n° 1 : 2053951720914650.
- Munnell, Alicia, Geoffrey Tootell, Lynn E. Browne et James McEneaney. 1996. « Mortgage Lending in Boston: Interpreting HMDA Data », *American Economic Review*, vol. 86, n° 1 : 25-53.
- Nocera, Joseph. 1994. *A Piece of the Action. How the Middle Class Joined the Money Class*, Londres, Simon & Schuster.
- OCDE. 2020. *The Impact of Big Data and Artificial Intelligence (AI) in the Insurance Sector*, OCDE.
- OCDE. 2017. *Technology and innovation in the insurance sector*, OCDE.
- Olcoń-Kubicka, Marta. 2016. « Financial Arrangement as a Reflection of Household Order », *Polish Sociological Review*, vol. 196, n° 4 .
- Ossandón, José. 2014. « Sowing consumers in the garden of mass retailing in Chile », *Consumption Markets & Culture*, vol. 17, n° 5 : 429-447.
- Pager, Devah et Hana Shepherd. 2008. « The Sociology of Discrimination: Racial Discrimination in Employment, Housing, Credit, and Consumer Markets », *Annual Review of Sociology*, vol. 34: 181-209.
- Pellandini-Simányi, Léna, Ferenc Hammer et Zsuzsanna Vargha. 2015. « The Financialization of Everyday life or the Domestication of Finance? », *Cultural Studies*, vol. 29, n° 5-6 : 733-759.
- Perrin-Heredia, Ana. 2009. « Les logiques sociales de l'endettement : gestion des comptes domestiques en milieux populaires », *Sociétés contemporaines*, n° 76, n° 4 : 95-119.

- Pessach, Dana et Erez Shmueli. 2020. « Algorithmic Fairness », *arXiv:2001.09784 [cs, stat]*.
- Poon, Martha. 2009. « From new deal institutions to capital markets: Commercial consumer risk scores and the making of subprime mortgage finance », *Accounting, Organizations and Society*, vol. 34, n° 5 : 654-674.
- Pridmore, Jason et Detlev Zwick. 2011. « Editorial - Marketing and the Rise of Commercial Consumer Surveillance », *Surveillance & Society*, vol. 8, n° 3 : 269-277.
- Rona-Tas, Akos. 2017. « The Off-Label Use of Consumer Credit Ratings », *Historical Social Research / Historische Sozialforschung*, vol. 42, 1 (159) : 52-76.
- Rona-Tas, Akos et Alya Guseva. 2018. « Consumer Credit in Comparative Perspective », *Annual Review of Sociology*, vol. 44.
- Rona-Tas, Akos et Stefanie Hiss. 2010. « The Role of Ratings in the Subprime Mortgage Crisis: The Art of Corporate and the Science of Consumer Credit Rating », in Michael Lounsbury et Paul M. Hirsch (éds.) *Markets on Trial: The Economic Sociology of the U.S. Financial Crisis*, BingleyEmerald: 115-155.
- Rosenberger, Larry, John Nash et Ann Graham. 2009. « Blazing the New Digital Trail », *Business Strategy Review*, vol. 20, n° 1 : 89-94.
- Sanyal, P. 2014. *Credit to Capabilities: A Sociological Study of Microcredit Groups in India*, New York, Cambridge University Press.
- Simmel, Georg. 1987. *Philosophie de l'argent*, Paris, PUF.
- Spindler, G. 2016. « Current issues and case law concerning consumer data protection in Germany and Europe », in R Metz, J Binding, P Haifeng et F Huber (éds.) *Consumer Data Protection in Brazil, China and Germany: A Comparative Study*, Göttingen, Göttingen university press: 181-194.
- Tanninen, Maiju. 2020. « Contested technology: Social scientific perspectives of behaviour-based insurance », *Big Data & Society*, vol. 7, n° 2 : 2053951720942536.
- Tooze, Adam. 2018. *Crashed. Comment une décennie de crise financière a changé le monde*, Paris, Les Belles Lettres.
- Wainwright, Thomas. 2011. « Elite Knowledges: Framing Risk and the Geographies of Credit », *Environment and Planning A: Economy and Space*, vol. 43, n° 3 : 650-665.
- Walter, Christian. 2015. « La seconde quantification de la finance », *Cites*, N° 64, n° 4 : 53-64.
- White, Lawrence J. 2010. « Markets: The Credit Rating Agencies », *Journal of Economic Perspectives*, vol. 24, n° 2 : 211-226.